

Université du Québec
Institut National de la Recherche Scientifique
Centre Eau-Terre-Environnement

**Analyse de l'incertitude dans la modélisation du risque d'inondation :
étude de cas rivière Richelieu**

Par
Oubennaceur Khalid

Thèse présentée pour l'obtention du grade de
Philosophiae doctor (Ph.D.)
en sciences de l'eau

Jury d'évaluation

Examineur externe	Bernard Doyon Garde côtière canadienne
Examineur externe	Thomas Buffin-Bélanger Université du Québec à Rimouski
Examineur interne	Monique Bernier INRS Centre Eau-Terre-Environnement
Directeur de recherche	Karem Chokmani INRS Centre Eau-Terre-Environnement
Codirecteur de recherche	Miroslav Nastev Commission géologique du Canada

DÉDICACE

Je dédie cette thèse à ma mère Saadia, mon père Ali, mon frère Tariq et mes sœurs Hakima, Bouchra pour leur soutien malgré la distance.

REMERCIEMENTS

La présente thèse est le fruit de cinq années passées au sein de l'équipe de recherche en Télédétection Environnementale et Nordique (TENOR) du Centre Eau-Terre-Environnement (ETE) de l'Institut National de la Recherche Scientifique (INRS). Cette thèse n'aurait pas vu le jour sans la contribution ou l'encouragement de plusieurs personnes et institutions. Les remercier comme il se doit et réussir à exprimer toute gratitude la plus sincère envers eux avec des mots justes me semble aujourd'hui bien plus délicat que de rédiger cette thèse. Alors merci :

À Monsieur **Karem Chokmani**, pour votre confiance, votre patience et votre investissement qu'il soit scientifique, moral ou financier. Merci de m'avoir donné la chance de travailler sur ce sujet à caractère multidisciplinaire tout au long de ces années. Depuis le début, j'ai su que le défi était énorme, mais je savais aussi que je pouvais compter sur un chercheur exceptionnel, dévoué, rigoureux et un homme humainement exceptionnel, afin de m'épauler et de m'assister à relever ce défi avec brio.

À Monsieur **Miroslav Nastev**, pour votre disponibilité, votre professionnalisme, vos précieux conseils et votre expertise en matière d'évaluation des risques associés aux aléas naturels. Merci aussi pour toutes les corrections, notamment celle des articles. Merci de m'avoir convié à participer au groupe de travail canadien HAZUS, dans lequel j'ai appris, au cours des multiples réunions, les aspects appliqués à l'évaluation des dommages liés aux aléas naturels. En résumé, merci pour l'attention que vous m'avez accordée tout au long de cette aventure.

Aux piliers de notre équipe de recherche, Madame la professeure Monique Bernier et Messieurs Yves Gauthier et Jimmy Poulin.

Toute l'équipe de laboratoire TENOR, spécifiquement à Mesdames Chaima Touati, Parvin Kalantari, Marion Tanguy, Roberge Sophie et à Messieurs Rachid Lhissou, Anas El Alem, Sébastien Raymond, Sena Noumonvi-Yawu, Karim El Oufir Mohamed.

Au Service météorologique d'Environnement Canada (Québec) et à la Commission mixte internationale (CMI) pour l'apport des données hydrauliques requises pour ce projet, ainsi

que aussi pour les entretiens au cours desquels ils ont répondu à nos nombreuses questions. Au professeur Yves Secretan pour la licence de logiciel H2D2.

À la municipalité de Saint-Jean-sur-Richelieu, partenaire du projet GARI, pour l'apport des données d'évaluation foncière, de données géospatiales et de rapports d'intervention nécessaires au projet.

Mesdames : Assia Benkaraache, Sanae Benkaraache, Samah Larabi, Mouna Doghri, Rahma Rahal, Mariem Fadhlaoui, Bouchra Nasri, Tayssir Kadri, Malika Bendouz, Thiombiano Alida Nadège, Agnieszka Cupryś, et Messieurs : Yassine Ouarda, Redouane Wahi, Adama Ndao, Ilyes Tebbiche, Mehdi Zolfaghari, Ouail Messari, Maher Nasr, Javier Reynes Fernandez, ... Bref, à tous mes ami(e)s.

Aux membres du jury d'évaluation Monsieur Thomas Buffin-Bélanger, Monsieur Bernard Doyon et Madame Monique Bernier d'avoir accepté d'accorder du temps à la lecture de cette thèse et à son évaluation. Je suis sincèrement heureux de l'intérêt que vous portez à ce travail.

Enfin, je remercie ma famille et mes parents, à qui je dois d'avoir pu faire mes études, et qui m'ont toujours encouragé et soutenu dans tous mes choix, malgré l'éloignement.

RÉSUMÉ

L'inondation historique de la rivière Richelieu au printemps 2011 a représenté un événement majeur pour les riverains, les décideurs, et l'ensemble des intervenants impliqués dans la gestion du risque des inondations. Une meilleure compréhension des inondations et des conséquences diverses qu'elles peuvent causer sont des aspects clés pour une gestion éclairée du risque d'inondation. Il est essentiel de mener des études afin de quantifier le risque d'inondation. La modélisation de ce dernier comprend principalement une étude statistique du comportement des inondations, des simulations hydrauliques, une identification et catégorisation des biens exposés et finalement une estimation de dommages. Cette dernière est influencée par diverses incertitudes associées aux modèles hydrauliques et aux modèles d'évaluation des dommages. La quantification de ces incertitudes est essentielle pour la prise de décision dans le cadre de la gestion du risque d'inondation.

L'objectif de cette thèse était d'évaluer l'influence des sources d'incertitudes dans la modélisation des dommages causés par les inondations, en intégrant la cartographie du risque d'inondation en milieu urbain. Pour cela, l'influence de l'incertitude associée à la mesure des variables d'entrée sur les sorties d'un modèle hydraulique 2D (H2D2) a tout d'abord été analysé. Ce modèle a été appliqué à un tronçon de 45 km de la rivière Richelieu, situé entre la frontière canado-américaine à Rouses Point et le barrage de Fryer, en aval de Saint-Jean-sur-Richelieu. Le domaine modélisé se distingue par la présence d'un seuil rocheux à la hauteur de Saint-Jean. L'analyse d'incertitude a été réalisée à l'aide de l'analyse de sensibilité relative et de la propagation de l'incertitude. Dans ce contexte, trois variables ont été utilisées: le débit, le coefficient de Manning et la topographie. Quatre débits différents ont notamment été considérés dans les simulations hydrauliques.

Les résultats de l'analyse de sensibilité relative montrent que la topographie du seuil rocheux de Saint-Jean-sur-Richelieu est la principale source d'erreurs dans les sorties du modèle H2D2. Le coefficient de Manning joue quant à lui un rôle secondaire dans ce modèle, alors que les débits n'influent que peu. De plus, l'influence du seuil se fait

ressentir sur les hauteurs d'eau pour les faibles débits par son effet de retenue, mais diminue pour les forts débits.

En outre, l'estimation de propagation de l'incertitude à l'aide de la méthode d'estimation par point (MEP) a permis d'obtenir des cartes d'inondation de la moyenne et d'écart type de hauteurs d'eau simulées pour les débits considérés. Les résultats montrent que les écarts types des hauteurs d'eau sont inférieurs à 27 cm pour les débits considérés. Ces incertitudes sont importantes en amont proche du seuil rocheux de Saint-Jean-sur-Richelieu.

La dernière partie de ce travail s'est concentrée sur la cartographie du risque d'inondation à micro échelle et sur l'estimation d'incertitude sur un secteur inondé de la municipalité de Saint-Jean-sur-Richelieu lors de l'inondation de 2011. La mise en œuvre de l'évaluation du risque et l'analyse d'incertitude des dommages estimés consistent à croiser les sorties des différents modèles: un modèle hydrologique fréquentiel pour l'analyse de probabilité des inondations, un modèle hydraulique pour la cartographie de l'aléa d'inondation, et enfin, un modèle de dommage pour la caractérisation de la vulnérabilité des bâtiments et de leur susceptibilité à subir les dommages.

Un outil d'aide à la décision pour l'estimation des dommages a été ainsi développé à partir d'une analyse et des connaissances à la fois requises des différents modèles. Ce modèle SIG (Système d'Information Géographique) est défini pour des crues de différentes périodes de retour, via une approche d'échantillonnage Monte-Carlo, qui permet d'évaluer le coût moyen annuel des dommages. Il permet également de quantifier les incertitudes des résultats de l'évaluation des dommages, en tenant compte des incertitudes hydrologiques et hydrauliques présentes lors de l'évaluation. Les résultats de ce travail constituent des informations de base utiles visant à optimiser les efforts de réduction d'incertitudes de l'évaluation économique, afin d'améliorer la prise de décision en matière de gestion du risque d'inondation.

TABLE DES MATIÈRES

PARTIE 1 : SYNTHÈSE	1
1 INTRODUCTION	1
1.1 PROBLÉMATIQUE	3
1.2 OBJECTIFS DE LA RECHERCHE.....	5
1.3 CONTEXTE DE LA THESE.....	5
1.4 STRUCTURE DE LA THESE	6
2 ÉTAT DES CONNAISSANCES	7
2.1 DÉFINITION DU RISQUE INONDATION.....	7
2.2 INCERTITUDES EN MODELISATION HYDRAULIQUE.....	9
2.2.1 <i>Modélisation hydraulique et sources d'incertitudes</i>	9
2.2.2 <i>Paramétrage des modèles hydrauliques de rivière</i>	11
2.2.3 <i>Analyse de l'incertitude en modélisation hydraulique</i>	16
2.3 ESTIMATION DES DOMMAGES DUS AUX INONDATIONS ET ANALYSE DES INCERTITUDES	21
2.3.1 <i>Principes, objectifs et méthodes d'évaluation des dommages</i>	21
2.3.2 <i>Échelles de dommages</i>	21
2.3.3 <i>Classification des dommages</i>	22
2.3.4 <i>Caractéristiques hydrauliques influençant les dommages</i>	24
2.3.5 <i>Courbes de submersion-dommages</i>	26
2.3.6 <i>Approches pour le calcul du risque d'inondation</i>	29
2.3.7 <i>Incertitudes liées au processus d'évaluation des dommages</i>	31
3 METHODOLOGIE GENERALE	32
3.1 ZONE D'ETUDE ET PORTRAIT DES INONDATIONS 2011	32
3.2 MODELISATION HYDRAULIQUE DE LA RIVIERE RICHELIEU	36
3.3 DONNEES DISPONIBLES POUR LA MODELISATION HYDRAULIQUE.....	37
3.3.1 <i>Débits</i>	38
3.3.2 <i>Topographie</i>	39
3.3.3 <i>Coefficient de Manning</i>	40
3.3.4 <i>Maillage hydraulique</i>	42
3.4 DONNEES DE VULNERABILITE	44
3.4.1 <i>Localisation de secteur d'étude pour la vulnérabilité</i>	44
3.4.2 <i>Nature des dommages considérés</i>	44
3.4.3 <i>Courbes de dommages-submersion considérés</i>	45
3.4.4 <i>Caractérisation des typologies résidentielles</i>	46

3.5	METHODES STATISTIQUES D'ANALYSE D'INCERTITUDES.....	49
3.5.1	<i>Méthode de l'estimation par points (MEP)</i>	49
3.5.2	<i>Méthode d'analyse de sensibilité relative</i>	53
4	SYNTHÈSE DES TRAVAUX DE RECHERCHE	56
4.1	OBJECTIF 1 : ANALYSE DE SENSIBILITE D'UN MODELE HYDRAULIQUE DE LA RIVIERE RICHELIEU	56
4.1.1	<i>Introduction</i>	56
4.1.2	<i>Approche méthodologique</i>	56
4.1.3	<i>Résultats et discussion</i>	59
4.1.4	<i>Conclusions</i>	63
4.2	OBJECTIF 2 : ANALYSE D'INCERTITUDE D'UN MODELE HYDRAULIQUE DE LA RIVIERE RICHELIEU	64
4.2.1	<i>Introduction</i>	64
4.2.2	<i>Approche méthodologique</i>	64
4.2.3	<i>Résultats et discussion</i>	66
4.2.4	<i>Conclusions</i>	70
4.3	OBJECTIF 3 : CARTOGRAPHIE DE COUT MOYEN ANNUEL POUR LES BATIMENTS RESIDENTIELS ET ESTIMATION DES INCERTITUDES.....	71
4.3.1	<i>Introduction</i>	71
4.3.2	<i>Approche méthodologique</i>	71
4.3.3	<i>Résultats et discussion</i>	75
4.3.4	<i>Conclusions</i>	79
5	CONCLUSIONS GENERALES	80
5.1	PREMIERE CONTRIBUTION : ESTIMATION DE L'INFLUENCE RELATIVE DES VARIATIONS DES VALEURS DES VARIABLES D'ENTREE SUR LES SORTIES DU MODELE HYDRAULIQUE DE LA RIVIERE RICHELIEU.....	80
5.2	DEUXIEME CONTRIBUTION : PROPAGATION DES INCERTITUDES ASSOCIEE AUX VARIABLES D'ENTREE EN MODELISATION HYDRAULIQUE DE LA RIVIERE RICHELIEU.	82
5.3	TROISIEME CONTRIBUTION : CARTOGRAPHIE DU RISQUE ANNUEL MOYEN EN MILIEU URBAIN, COMME UN OUTIL D'AIDE A LA DECISION ET QUANTIFICATION DE L'INCERTITUDE ASSOCIEE AUX DOMMAGES ESTIMES.....	83
6	REFERENCES.....	86
	PARTIE 2 : LES ARTICLES.....	95
1.	PREMIER ARTICLE : ANALYSE DE SENSIBILITÉ D'UN MODÈLE HYDRAULIQUE DE LA RIVIÈRE RICHELIEU	96
1.	INTRODUCTION.....	99

2. THE SENSITIVITY ANALYSIS METHOD	101
2.1 STUDY AREA.....	101
2.2 HYDRAULIC MODEL OF THE RICHELIEU RIVER	103
2.3 DERIVATIVE-BASED SENSITIVITY INDEXES	107
2.4 THE GAUSSIAN QUADRATURE SAMPLING.....	109
2.5. SETTINGS OF INPUT VARIABLES	110
2.5.1 <i>Flow rate</i>	110
2.5.2 <i>Manning's coefficient</i>	111
2.5.3 <i>Topography</i>	111
2.6 WATER DEPTH MODEL OUTPUTS.....	114
3. SENSITIVITY ANALYSIS RESULTS	115
4. CONCLUSION	121
REFERENCES	123
2. DEUXIEME ARTICLE : ANALYSE D'INCERTITUDE D'UN MODÈLE HYDRAULIQUE DE LA RIVIÈRE RICHELIEU	128
1. INTRODUCTION	131
2. METHOD	133
2.1 STUDY AREA	134
2.2 HYDRAULIC MODEL OF THE RICHELIEU RIVER	135
2.3. POINT ESTIMATE METHOD (PEM)	136
3. QUANTIFICATION OF UNCERTAINTY	139
3.1 FLOW RATE.....	139
3.2 MANNING'S COEFFICIENT	140
3.3 TOPOGRAPHY	142
4. UNCERTAINTY IN THE MODEL OUTPUT	144
5. CONCLUSION	148
REFERENCES	150
3. TROISIEME ARTICLE : CARTOGRAPHIE DE COÛT MOYEN ANNUEL POUR LES BÂTIMENTS RÉSIDENTIELS ET ESTIMATION DES INCERTITUDES	155
1. INTRODUCTION	158
2. STUDY AREA	160

3. DATA USED TO ANALYZE FLOOD RISK.....	161
3.1 FREQUENCY ANALYSIS MODEL	162
3.2 HYDRAULIC MODEL.....	163
3.3 DAMAGE MODEL.....	166
4. RISK AND UNCERTAINTY ANALYSIS.....	170
4.1 COMPUTING EXPECTED ANNUAL DAMAGE (EAD)	170
4.2 UNCERTAINTY IN THE FLOOD DAMAGE ESTIMATION	171
4.2.1 <i>Uncertainty in discharge-frequency</i>	171
4.2.2 <i>Uncertainty in discharge-stage relation</i>	171
4.2.3 <i>Point Estimate Method</i>	171
5. RESULTS AND DISCUSSION	174
5.1 EXPECTED ANNUAL DAMAGE CALCULATIONS	174
5.2 UNCERTAINTY OF FLOOD DAMAGE ESTIMATE.....	176
6. CONCLUSION	178
REFERENCES.....	179

LISTE DES TABLEAUX

PARTIE 1

TABLEAU 2-1 CATEGORIES D'INCERTITUDES PRESENTES DANS UN MODELE FREQUENTIEL (MEYLAN <i>ET AL.</i> , 2008).	12
TABLEAU 2-2 INCERTITUDE DE COEFFICIENT DE MANNING (JOHNSON, 1996).	14
TABLEAU 2-3 CLASSIFICATION DES DOMMAGES DIRECTS OU INDIRECTS ET TANGIBLES ET INTANGIBLES.	23
TABLEAU 2-4 LES PRINCIPAUX FACTEURS INFLUENÇANT LES DOMMAGES D'APRES MERZ <i>ET AL.</i> (2010).	24
TABLEAU 3-1 INCERTITUDES ASSOCIEES AUX DEBITS DE CRUE SELECTIONNES.	39
TABLEAU 3-2 COURBES DE DOMMAGES-SUBMERSION UTILISEES.	46
TABLEAU 3-3 LES ABCISSES ET COEFFICIENTS DE PONDERATION D'UNE DISTRIBUTION NORMALE STANDARDISEE TIRES DE PUGACHEV (2014).	51
TABLEAU 4-1 VALEURS DE DEBITS UTILISES POUR CALCULER LES INDICES DE SENSIBILITE RELATIVE.	58
TABLEAU 4-2 INCERTITUDE DES DÉBITS CONSIDÉRÉE LORS DE L'ÉVALUATION DES DOMMAGES.	74

PARTIE 2

ARTICLE 1

TABLE 1-1 NODES AND WEIGHTS FOR THE N-POINTS GAUSS–HERMITE QUADRATURE.	109
TABLE 1-2 QUADRATURE GAUSSIAN SAMPLING: FLOW RATE VALUES ARE IN m3s	111

ARTICLE 2

TABLE 2-1 GENERAL PROCEDURE FOR UNCERTAINTY ANALYSIS BASED ON PEM SIMULATIONS.	134
TABLE 2-2 COORDINATES AND WEIGHTS FOR THE STANDARD NORMAL DISTRIBUTION ($\mathbf{x} = \mathbf{2}\sigma\mathbf{z}$).	137
TABLE 2-3 FLOW RATES USED TO EVALUATE THE PERFORMANCE FUNCTION WITH THE POINT ESTIMATE METHOD.	140

ARTICLE 3

TABLE 3-1 EQUATIONS FOR THE DEPTH-DAMAGE CURVES USED IN THE DAMAGE MODEL.	167
TABLE 3-2 UNCERTAINTY OF THE TWO RIVER DISCHARGE.	171
TABLE 3-3 COORDINATES AND WEIGHTS FOR THE STANDARD NORMAL DISTRIBUTION	172
TABLE 3-4 MODELLING RESULTS COMBINING BUILDINGS AND TWO DISCHARGE COMBINATIONS	176

LISTE DES FIGURES

PARTIE 1

FIGURE 2-1	DEFINITION DE RISQUE D'INONDATION RETENUE.	8
FIGURE 2-2	SOURCES D'INCERTITUDE DANS LA MODELISATION DE L'ALEA INONDATION.	10
FIGURE 2-3	REPRESENTATION DES PRINCIPALES ETAPES D'ANALYSE D'INCERTITUDE.....	18
FIGURE 2-4	ÉCHELLES D'EVALUATION, D'EXIGENCES EN TERMES DE DONNEES ET DE RESSOURCES ET PRECISION D'EVALUATION (ELEUTERIO, 2012).....	22
FIGURE 2-5	DEFINITION DE LA HAUTEUR DE SUBMERSION (BONNIFAIT, 2005).....	25
FIGURE 2-6	HAUTEUR CORRIGEE DU PREMIER PLANCHER PAR RAPPORT AU TERRAIN.....	28
FIGURE 2-7	COURBES DE SUBMERSION-DOMMAGES POUR LES SIX TYPOLOGIES D'HABITAT : LE CAS D'UN SEUL ETAGE (A) ET LE CAS DE 2 ETAGES (B) TIRES DE BONNIFAIT (2005).....	29
FIGURE 2-8	CALCUL SIMPLIFIE DU COUT MOYEN ANNUEL ADAPTE DE (COUNCIL, 2000).....	31
FIGURE 3-1	BASSIN DE LA RIVIERE RICHELIEU (A), DOMAINE DU MODELE HYDRAULIQUE (B), ZONE DU HAUT FOND ROCHEUX DE SAINT-JEAN-SUR-RICHELIEU (C).....	34
FIGURE 3-2	DEBIT DE LA RIVIERE RICHELIEU AU BARRAGE FRYERS A CARIGNAN DE 10/09/2010 A 26/08/2011 (SAAD, 2014).....	35
FIGURE 3-3	DISTRIBUTION DE FREQUENCE DES CRUES (STATION EC 02OJ007).	38
FIGURE 3-4	TOPOGRAPHIE DES ZONES RIVERAINES DE LA RIVIERE RICHELIEU SOUS FORME DE MODELE ALTIMETRIQUE NUMERIQUE DERIVEE DE DONNEES LIDAR. LES VALEURS SONT EN METRES.	40
FIGURE 3-5	COEFFICIENTS DE MANNING DANS LA RIVIERE RICHELIEU (SOURCE : ENVIRONNEMENT CANADA)..	42
FIGURE 3-6	MAILLAGE AUX ELEMENTS FINIS DANS LA RIVIERE RICHELIEU AVEC ZOOM SUR LE PONT GOUIN ET LE BARRAGE FRYER A SAINT-JEAN-SUR-RICHELIEU (SOURCE : ENVIRONNEMENT CANADA).....	43
FIGURE 3-7	TYPOLOGIE DES RESIDENCES PRESENTES DANS LE SECTEUR D'ETUDE. (SOURCE DES DONNEES, MUNICIPALITE DE SAINT-JEAN-SUR-RICHELIEU).....	48
FIGURE 3-8	SCHEMA DE L'UTILISATION DE LA FORMULE MEP POUR ESTIMER LES MOMENTS DES SORTIES D'UN MODELE A DEUX VARIABLES, TIREE DE CHOKMANI <i>ET AL.</i> (2001).	52
FIGURE 3-9	SCHEMA DE L'UTILISATION DE LA FORMULE MEP POUR ESTIMER LES MOMENTS DES SORTIES D'UN MODELE A DEUX VARIABLES, TIREE DE CHOKMANI <i>ET AL.</i> (2001)	54
FIGURE 4-2	CARTES DE SENSIBILITE POUR CHACUNE DES TROIS VARIABLES PAR RAPPORT A LA SORTIE SPATIALISEE DE HAUTEUR D'EAU (A) DEBIT Sr(X1) , (B) COEFFICIENT DE MANNING Sr(X2) , ET (C) TOPOGRAPHIE Sr(X3) , POUR LE DEBIT 759 m3s	61
FIGURE 4-3	CARTES DE SENSIBILITE POUR CHACUNE DES TROIS VARIABLES PAR RAPPORT A LA SORTIE SPATIALISEE DE HAUTEUR D'EAU A) DEBIT Sr(X1) , (B) COEFFICIENT DE MANNING Sr(X2) , ET (C) TOPOGRAPHIE Sr(X3) , POUR LE DEBIT 1113 m3s	62
FIGURE 4-4	PROCEDURE DE CALCUL DES MOMENTS DE LA HAUTEUR D'EAU A L'AIDE DE LA METHODE MEP.	66

FIGURE 4-5	MOYENNES DES HAUTEURS D'EAU PREDITES AVEC LA MEP POUR LES DEBITS: A) 759 m3s, B) 824 m3s, C) 936 m3s, ET D) 1113 m3s.....	68
FIGURE 4-6	ÉCARTS TYPES DES HAUTEURS D'EAU PREDITES AVEC LA MEP POUR LES DEBITS: A) 759 m3s, B) 824 m3s, C) 936 m3s, ET D) 1113 m3s.	69
FIGURE 4-8	ÉCHANTILLONAGE MONTE-CARLO POUR CALCULER LE COUT MOYEN ANNUEL (COUNCIL, 2000)....	73
FIGURE 4-9	PROCEDURE D'ESTIMATION D'INCERTITUDE DES DOMMAGES ESTIMES.	75
FIGURE 4-10	CARTE DU COUT MOYEN ANNUEL ESTIME, EXPRIME EN \$CA, PAR BATIMENT POUR LE SECTEUR D'ETUDE.	76
FIGURE 4-11	DOMMAGES ESTIMES (A GAUCHE) ET LEUR INCERTITUDE (A DROITE) POUR LE SECTEUR D'ETUDE POUR DES DEBITS DE 1539 m3s (A) ET DE 1113 m3s (B).....	78

PARTIE 2

ARTICLE 1

FIGURE 1-1	THE RICHELIEU RIVER WATERSHED (A), THE STUDY AREA (B), AND THE SHOAL AREA AT SAINT-JEAN-SUR-RICHELIEU (C).	102
FIGURE 1-2	LONGITUDINAL PROFILE FROM LIDAR DATA FOR THE SAINT-JEAN-SUR-RICHELIEU AREA INDICATED IN FIGURE 1-1-C.....	103
FIGURE 1-3	DIGITAL ELEVATION MODEL FOR THE STUDY AREA DERIVED FROM LIDAR DATA. THE VALUES ARE IN METERS 105	
FIGURE 1-4	MANNING'S VALUE FOR THE STUDIED RIVER REACH. (SOURCE: ENVIRONMENT CANADA).	106
FIGURE 1-5	THREE REPRESENTATIONS OF THE RANDOM FIELD OF THE TOPOGRAPHY ERROR: MEAN ERROR (A), LOWER TOPOGRAPHY SCENARIO (B), NOMINAL (MEAN) TOPOGRAPHY MODEL (C), AND UPPER TOPOGRAPHY SCENARIO (D).	113
FIGURE 1-6	PREDICTED WATER DEPTH WITH THE 2D HYDRAULIC MODEL FOR FLOW CASES OF 759 m3s (A), 824 m3s (B), 936 m3s (C), AND 1113 m3s (D), ALONG WITH NOMINAL VALUES OF THE TOPOGRAPHY AND MANNING'S COEFFICIENT.....	114
FIGURE 1-7	SENSITIVITY OF THE SIMULATED FLOW DEPTHS FOR EACH OF THE THREE INPUT VARIABLES, (A) FLOW RATE $Sr(X1)$, (B) MANNING'S COEFFICIENT $Sr(X2)$, AND (C) TOPOGRAPHY $Sr(X3)$, FOR THE FLOW CASE OF 759 m3s	117
FIGURE 1-8	SENSITIVITY OF THE SIMULATED FLOW DEPTHS TO EACH OF THE THREE INPUT VARIABLE (A) FLOW RATE $Sr(X1)$, (B) MANNING'S COEFFICIENT $Sr(X2)$, AND (C) TOPOGRAPHY $Sr(X3)$, FOR THE FLOW CASE OF 824 m3s	118
FIGURE 1-9	SENSITIVITY OF THE SIMULATED FLOW DEPTHS FOR EACH OF THE THREE INPUT VARIABLE (A) FLOW RATE $Sr(X1)$, (B) MANNING'S COEFFICIENT $Sr(X2)$, AND (C) TOPOGRAPHY $Sr(X3)$, FOR THE FLOW CASE OF 936 m3s.....	119

FIGURE 1-10 SENSITIVITY OF THE SIMULATED FLOW DEPTHS FOR EACH OF THE THREE INPUT VARIABLE (A) FLOW RATE $Sr(X1)$, (B) MANNING'S COEFFICIENT $Sr(X2)$, AND (C) TOPOGRAPHY $Sr(X3)$, FOR THE FLOW CASE OF **1113 m3s**120

FIGURE 1-11 MAN MADE STRUCTURES IN THE SAINT-JEAN-SUR-RICHELIEU BED-ROCK SHOAL AREA.121

ARTICLE 2

FIGURE 2-1 LOCATION OF THE STUDY AREA WITHIN THE RICHELIEU RIVER WATERSHED TOGETHER WITH THE SHOAL AT ST-JEAN-SUR-RICHELIEU.136

FIGURE 2-2 BASIC PRINCIPLES OF THE POINT ESTIMATE METHOD FOR ESTIMATION OF THE STATISTICAL MOMENTS OF THE OUTPUT PARAMETER BASED ON THREE INDEPENDENT NORMAL RANDOM INPUT VARIABLES. 139

FIGURE 2-3 THREE IMAGES OF THE RANDOM FIELD OF MANNING'S COEFFICIENT: A) LOWER SCENARIO ($\mu - 3\sigma$), B) NOMINAL SCENARIO (μ), AND C) HIGHER SCENARIO($\mu + 3\sigma$).141

FIGURE 2-4 TOPOGRAPHY A) STANDARD DEVIATION, AND REPRESENTATIONS OF THE RANDOM TOPOGRAPHY FIELDS: B) LOWER TOPOGRAPHY SCENARIO, C) MEAN TOPOGRAPHY SCENARIO, AND D) UPPER TOPOGRAPHY SCENARIO.....143

FIGURE 2-5 MEAN VALUES OF THE WATER DEPTHS PREDICTED WITH THE POINT-ESTIMATE METHOD FOR FOUR FLOW RATES: A) **759 m3s** , B) **824 m3s** , C) **936 m3s** , AND D) **1113 m3s**.....145

FIGURE 2-6 STANDARD DEVIATIONS OF WATER DEPTH PREDICTED WITH THE POINT-ESTIMATE METHOD FOR FOUR FLOW RATES: **a) 759 m3s** , **b) 824 m3s** , **c) 936 m3s** , and **d) 1113 m3s**146

FIGURE 2-7 MAN-MADE STRUCTURES IN THE SAINT-JEAN-SUR-RICHELIEU BED-ROCK SHOAL AREA.147

ARTICLE 3

FIGURE 3-1 SAINT-JEAN-SUR-RICHELIEU STUDY AREA PARTLY FLOODED BY THE RICHELIEU RIVER WITH HISTORICAL FLOODING EVENT IN 2011.161

FIGURE 3-2 FITTED DISTRIBUTION OF DISCHARGE FOR RICHELIEU RIVER AT THE HYDROMETRIC STATION 02OJ007 FOR 1972 TO 2011.163

FIGURE 3-3 SPATIAL COMPARISON OF THE SIMULATED DEPTHS WITH THOSE GENERATED BY THE H2D2 MODEL FOR THE CASE STUDY REACH. (A) AND (B) REPRESENT THE NEW MODEL FOR **1539 m3s** AND **1113 m3s** DISCHARGES, RESPECTIVELY, WHILE (A') AND (B') REPRESENT THE H2D2 OUTCOMES.165

FIGURE 3-4 STATISTICAL CORRELATION BETWEEN THE SIMULATED DEPTHS WITH THOSE GENERATED BY THE H2D2 MODEL FOR THE CASE STUDY REACH. (A) AND (B) REPRESENT THE LINEAR REGRESSION SCATTERPLOT OF THE NEW MODEL FOR **1539 m3s** AND **1113 m3s** DISCHARGES, RESPECTIVELY, WHILE (A') AND (B') REPRESENT THEIR CORRESPONDING DENSITY PLOT.166

FIGURE 3-5 RESIDENTIAL BUILDING MAP FOR THE STUDY AREA.169

FIGURE 3-6 FLOWCHART OF THE CALCULATION OF EXPECTED ANNUAL DAMAGE COMPUTATION VIA MONTE CARLO SIMULATION (COUNCIL, 2000).170

FIGURE 3-7 BASIC PRINCIPLES OF THE POINT ESTIMATE METHOD USED TO ESTIMATE THE STATISTICAL MOMENTS OF THE DAMAGE OUTPUT.173

FIGURE 3-8 FLOOD RISK MAP FOR THE STUDY AREA. EXPECTED ANNUAL DAMAGE VALUES ARE EXPRESSED IN DOLLARS (\$).175

FIGURE 3-9 ESTIMATED DAMAGE (LEFT) AND ITS UNCERTAINTY (SD) (RIGHT) IN THE STUDY AREA. EXAMPLE OF TWO DISCHARGE CASE : 1539 **m3s** (A) AND 1113 **m3s** (B).....177

LISTE DES ABRÉVIATIONS

Abréviations	Définition du terme
DMA	Damage mean annual
CMA	Coût moyen annuel
SIG	système d'information géographique
MC	Monte-Carlo
MEP	Méthode d'estimation par point
RDCC	Centre de Recherche et développement pour la défense Canada
CSS	Centre des sciences pour la sécurité
GARI	Projet de gestion et d'analyse du risque d'inondation
GEV	Generalised Extreme Value
PE3	Pearson type 3
LiDAR	Light detection and ranging
MNT	Modèle numérique d'élévation
MNE	Modèle numérique de terrain
RMSE	Root Mean Square Error
RSO	Radar à synthèse d'ouverture
Z_{RC}	Elevation de rez-de-chaussée
Z_{SS}	Elevation du sous-sol
SHC	Service hydrographique du Canada
T_{XE}	Taux d'endommagement
Sr	Indice de sensibilité relative
GLUE	Generalized Likelihood Uncertainty Estimation
1D	Unidimensionnelle
2D	Bidimensionnelle

PARTIE 1 : SYNTHÈSE

1 INTRODUCTION

Les inondations sont des catastrophes naturelles récurrentes dans les régions nordiques comme le Québec, et ont chaque année des impacts socio-économiques parfois importants (Buttle *et al.*, 2016). D'après la base de données canadienne sur les désastres (BDC), les inondations figurent ainsi au premier rang des catastrophes hydrologiques et météorologiques enregistrées au Québec de 1900 à 2014 (Safety, 2014). L'inondation printanière de la rivière Richelieu (Québec, Canada), survenue de la fin avril à la fin juin 2011, en est une des illustrations marquantes. Cette dernière fut extrême par ses niveaux d'eau et ses débits, par son étendue spatiale, ainsi que par les dommages qu'elle a engendrés, qui ont été évalués à près de 80 millions de dollars (Saad *et al.*, 2016). Cet évènement majeur a endommagé 2 535 propriétés, forcé l'évacuation de 1 651 résidents et a affecté à différents niveaux 3927 personnes (Québec, 2013).

La question des risques d'inondation représente ainsi un sujet de préoccupation important pour les habitants du bassin versant de la rivière Richelieu, mais aussi pour les décideurs et les intervenants impliqués dans la gestion des risques d'inondation. L'amélioration de la résilience des populations et de la gestion des inondations, mais aussi la définition de politiques d'assurances adéquates, passent par une meilleure connaissance des phénomènes d'inondation et par une évaluation plus précise du risque d'inondation. Plusieurs méthodes d'évaluation du risque d'inondation ont déjà été développées et sont utilisées dans le monde entier comme outils d'évaluation des dommages potentiels causés par les inondations.

L'analyse des risques d'inondation et l'évaluation des dommages engendrés par un phénomène d'inondation regroupent différentes disciplines, comme l'hydrologie, l'hydraulique, le génie civil et l'économie de l'environnement. En termes méthodologiques, trois principales étapes sont nécessaires pour mener à une évaluation des dommages : l'analyse hydrologique, la modélisation hydraulique, et l'évaluation de la vulnérabilité et de la susceptibilité des éléments exposés à l'inondation. L'analyse fréquentielle en hydrologie étudie la fréquence des évènements d'inondation, à savoir leur probabilité de dépassement ou leur période de retour. La modélisation hydraulique

est utilisée pour déterminer les caractéristiques hydrauliques des évènements d'inondation, à savoir l'étendue des zones inondées, la profondeur de submersion, la vitesse d'écoulement, et la durée de submersion. L'évaluation de la vulnérabilité aux inondations est réalisée afin de comprendre l'exposition d'un territoire (localisation des biens et leurs caractéristiques structurelles) et la susceptibilité des enjeux présents dans ce territoire à subir des dommages. L'outil le plus fréquemment utilisé pour l'évaluation des dommages est la fonction de dommage, qui permet de définir la valeur des dommages en fonction des paramètres de l'aléa et des caractéristiques des enjeux.

Chacune de ces trois étapes est basée sur des hypothèses, des modèles et des variables, qui induisent des incertitudes sur les résultats de l'évaluation des risques et des dommages potentiels. De ce fait, les évaluations de dommages accompagnées d'analyses d'incertitudes apportent aux décideurs une compréhension plus riche de la nature incertaine et variable du risque.

1.1 Problématique

En général, l'analyse du risque d'inondation implique l'utilisation d'une succession de modèles : modèle hydrologique (pour déterminer l'intensité des inondations), modèle hydraulique (pour simuler les inondations), modèle de dommage (pour estimer les conséquences des inondations sur les enjeux qui y sont exposés). L'incertitude fait partie de chacun de ces modèles et se propage de la modélisation hydrologique à la modélisation de dommage. La compréhension des incertitudes derrière ces différents modules d'évaluation du risque est essentielle à l'optimisation des efforts de réduction de ces incertitudes, et à une meilleure compréhension du risque.

L'analyse du risque et l'étude des incertitudes sont deux domaines étroitement liés. L'un cherche à comprendre les causes des incertitudes, alors que l'autre est plutôt orienté vers la prise de décision dans un contexte incertain. Pour prendre une décision pertinente en matière de gestion du risque d'inondation, il est nécessaire de s'appuyer sur une analyse complète du risque, associée à une étude approfondie des nombreuses incertitudes qui peuvent affecter cette analyse. Il s'agit d'analyser toutes les incertitudes liées à l'évaluation des dommages d'inondation (modèles hydrologiques, modèles hydrauliques et modèles de dommage).

Tout d'abord, l'estimation du degré d'incertitudes des sorties de modèles hydrauliques reste une préoccupation majeure. Les modèles hydrauliques requièrent comme données d'entrée : les débits, les coefficients de Manning et la topographie. Tous ces paramètres sont entachés d'incertitudes, lesquelles peuvent conduire à une déviation des niveaux d'eau. La précision des résultats de la modélisation hydraulique est généralement à l'échelle décimétrique (Meyer *et al.*, 2009b). De ce constat découle la nécessité d'analyser les incertitudes du modèle hydraulique pour améliorer de façon cohérente la compréhension de l'effet de ces incertitudes sur le processus de modélisation hydraulique. Cette incertitude, malgré son importance, est souvent peu appréhendée, en particulier dans le cadre des évaluations réalisées par les gestionnaires des risques pour l'évaluation de politiques publiques de prévention des risques (Eleutério, 2012).

De plus, la prise en compte des incertitudes liées à la modélisation de l'aléa inondation se limite généralement à une étude de sensibilité des paramètres. Divers auteurs ont

tenté de tenir compte des incertitudes de données spécifiques aux problèmes d'inondation, incluant l'incertitude des précipitations (Kuczera & Williams, 1992), des conditions limites (Pappenberger *et al.*, 2006b) ou la topographie (Casas *et al.*, 2006). L'effet conjugué de ces différentes incertitudes est plus délicat à évaluer. De plus, la prise en compte des variables spatialisées dans l'analyse d'incertitude (analyse de sensibilité et propagation de l'incertitude) a été peu explorée dans les modèles hydrauliques. Il faudrait ainsi évaluer et intégrer ces incertitudes dans l'analyse d'incertitude de modèle hydraulique.

En modélisation hydrodynamique, beaucoup de travaux se basent sur les approches stochastiques de type Monte-Carlo pour mener l'analyse d'incertitude. Toutefois, ces méthodes sont coûteuses, longues et demeurent complexes (Merwade *et al.*, 2008). L'analyse de Monte-Carlo avec un modèle hydraulique basé sur les équations de Saint-Venant nécessite un temps de calcul chronophage en fonction de l'importance du domaine à représenter, la finesse du maillage, etc. Par conséquent, l'application des méthodes alternatives, notamment les méthodes approximatives avec les modèles hydrauliques complexes, devient une nécessité. Parmi ces méthodes, figure la méthode numérique d'estimation par point (MEP). Cette méthode offre une façon de quantifier l'incertitude existant sur les résultats du modèle dans un temps de simulation très réduit.

À ce jour, l'évaluation de risque d'inondation sous forme de risque moyen annuel pose un nouveau défi. En effet, la plupart des méthodes actuelles d'analyse de risque au Québec se limitent à la cartographie de l'aléa d'inondation, et ne prennent pas en compte les aspects économiques de la vulnérabilité, malgré leur importance. De plus, aucune de ces méthodes ne permet de réaliser une évaluation à la fois quantitative des coûts liés au risque d'inondation et de la propagation de leurs incertitudes. Le développement d'une nouvelle méthode de cartographie des risques de dommages directs d'inondation semble une voie intéressante pour répondre aux différentes préoccupations à l'égard de la prévention de ces événements. Cette nouvelle méthode permettra une cartographie intégrée du risque au sens classique, en combinant l'aléa et la vulnérabilité. Cette nouvelle méthode de cartographie de risque annuel moyen pourra servir d'aide à la décision.

Dans bien des cas les incertitudes, même si elles ne sont pas explicites, sont prises en compte en faisant des choix d'intrants conservateurs et qui vont dans le sens de la sécurité. De plus, les méthodes d'analyse d'incertitude sont rarement intégrées dans les estimations de dommages. Cela est probablement dû au risque d'accroître l'ambiguïté, ce qui entraîne une mauvaise utilisation des résultats incertains du modèle dans l'atténuation des risques d'inondation. La manière dont ces incertitudes se propagent dans les résultats des évaluations de dommages constitue aussi une question de par elle-même recherche. Cela permet de rendre les résultats fiables (Merz & Thieken, 2009). Cette démarche concerne l'impact des incertitudes associées à la modélisation hydrologique et hydraulique dans l'évaluation des dommages liés aux inondations. Elle met également en lumière le défi de l'atténuation des risques d'inondation lorsque les décisions doivent être prises malgré l'incertitude.

1.2 Objectifs de la recherche

La présente thèse porte sur l'analyse de l'incertitude dans la modélisation du risque d'inondation. Pour atteindre cet objectif principal, trois sous-objectifs sont considérés :

1. Estimer de manière quantitative l'influence relative des variations des valeurs des variables d'entrée sur les sorties de modèle hydraulique 2D de la rivière Richelieu à l'aide d'une l'analyse de sensibilité relative.
2. Estimer la propagation de l'incertitude associée aux variables d'entrée sur les sorties de modèle hydraulique 2D.
3. Cartographier le risque sous forme de coût annuel moyen sur un secteur résidentiel de la municipalité de Saint-Jean-sur-Richelieu et quantifier l'incertitude associée aux hauteurs d'eau sur les estimations de dommages.

1.3 Contexte de la thèse

Le travail de la présente thèse s'inscrit dans le projet de gestion et d'analyse du risque d'inondation (GARI) sur le système transfrontalier du Lac Champlain – rivière Richelieu. Le projet vise à développer un outil standardisé d'aide à la décision pour la prévention, la

préparation et l'intervention face aux risques liés aux inondations. Ce travail s'intègre également aux termes du Programme canadien pour la sûreté et la sécurité (PCSS) administré par le Centre des sciences pour la sécurité (CSS) de Recherche et développement pour la défense Canada (RDDC). L'outil GARI aura la forme d'une application intégrée à un système d'information géographique (SIG) comprenant un module de cartographie dynamique de l'aléa en temps réel et en mode préparatoire, et un module de cartographie des populations les plus vulnérables, des dommages physiques et des pertes socio-économiques.

1.4 Structure de la thèse

La présente thèse a la forme d'une thèse par articles. La première partie comprend une synthèse qui fait le lien entre chacun des trois articles qui la composent, et qui répondent aux trois sous-objectifs précédemment énoncés. Cette synthèse comprend l'introduction et les objectifs de la recherche, l'état de l'art des méthodes employées ainsi qu'un résumé des résultats et des conclusions. Elle permet de positionner ce travail par rapport aux travaux existants. La seconde partie présente les trois articles rédigés dans le cadre de cette thèse. Les deux premiers articles appuient les premier et deuxième sous-objectif de la thèse, tandis que le troisième article répond au dernier sous-objectif.

2 ÉTAT DES CONNAISSANCES

2.1 Définition du risque inondation

Le terme « risque » étant largement utilisé dans plusieurs disciplines et contextes différents, il importe de préciser la définition qui lui a été attribuée dans cette étude. Dans le domaine de la gestion des risques d'inondation, on considère généralement que le risque résulte de l'interaction de trois facteurs, à savoir :

- L'aléa: il peut être un phénomène d'origine naturelle ou anthropique, et peut se caractériser par la vitesse de montée de l'eau, les hauteurs de submersion, la durée de submersion (Torterotot, 1993).
- Les enjeux: ce sont l'ensemble des personnes et des biens susceptibles d'être affectés par un aléa d'origine naturelle ou anthropique.
- La vulnérabilité: elle peut être définie comme une fonction qui exprime les impacts potentiels par rapport aux paramètres de l'aléa, aux enjeux (quantité et nature des biens exposés) et aux ressources mobilisables pour limiter les impacts (délai de réaction disponible, capacité à réagir et à se remettre d'un événement ...) (Torterotot, 1993).

Le terme de risque est utilisé pour définir l'intégration de deux composantes, à savoir la vulnérabilité et la probabilité de l'aléa. Dans le cadre de cette présente thèse, le risque d'inondation est considéré comme le produit d'une probabilité d'occurrence d'une crue d'amplitude donnée, et des dommages associés qui peuvent être exprimés en termes de dommages monétaires (Di Baldassarre, 2012). Par conséquent, le risque d'inondation regroupe deux aspects, l'aléa et la vulnérabilité (Mileti, 1999). Le risque R_i (\$) est donc évalué par l'équation suivante :

$$R_i = \sum p_i D_i, \quad (2-1)$$

p_i étant la probabilité d'occurrence d'une crue d'amplitude i et D_i étant le montant des dommages imputable à la crue d'amplitude i .

Il n'y a pas de risque sans aléa d'origine naturelle ou anthropique, il n'y en a pas non plus sans élément vulnérable exposé à cet aléa. Dans certains cas, on peut considérer que les enjeux et les ressources ont une nature aléatoire. Le risque d'inondation est la sommation des risques associés à toute la gamme d'inondations possibles. Le risque d'inondation ainsi calculé représente le coût moyen annuel des inondations (CMA), ou le dommage moyen annuel (DMA) sur un territoire délimité évalué sur un très grand nombre d'années (Breton & Marche, 2001).

L'approche retenue pour évaluer le risque global d'inondation sur un secteur est celle la plus utilisée actuellement. Elle se résume en quatre étapes présentées dans la Figure 2-1 (Bouillon *et al.*, 1999, Breton & Marche, 2001) :

- Déterminer les fréquences d'occurrence des crues sur le cours d'eau.
- Estimer la hauteur d'eau pour les différentes crues.
- Évaluer le coût des dommages associés à chaque crue.
- Calculer le risque global d'inondation.

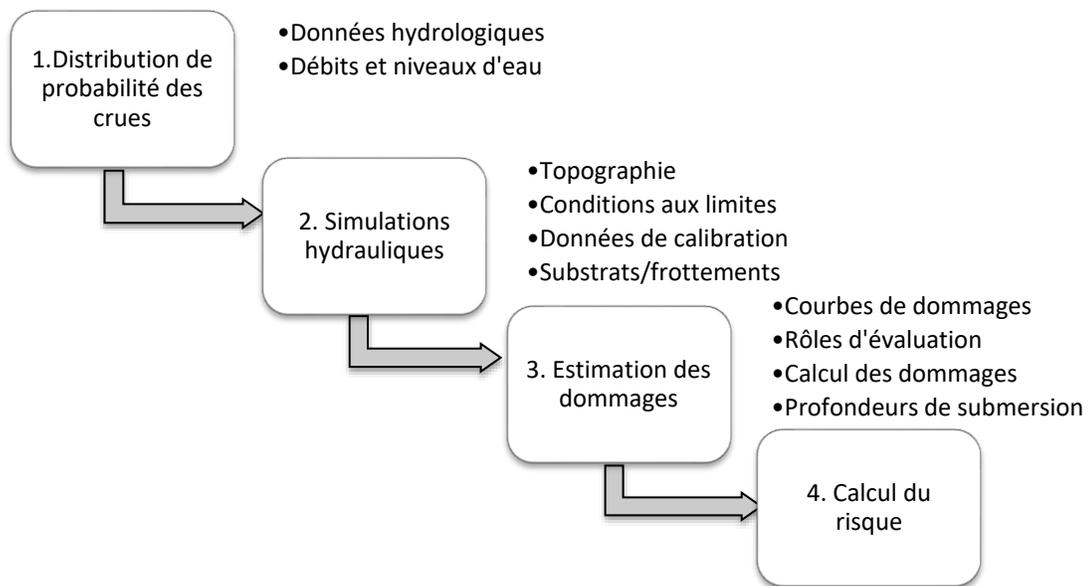


Figure 2-1 Définition de risque d'inondation retenue.

2.2 Incertitudes en modélisation hydraulique

2.2.1 Modélisation hydraulique et sources d'incertitudes

Les modèles hydrauliques, simulant des phénomènes de crue, ont pour principaux attraits de simuler numériquement et de prédire l'évolution spatio-temporelle des caractéristiques hydrauliques d'une rivière au cours d'une crue, telles que les hauteurs d'eau, les vitesses d'écoulement et les durées de submersion (Neal *et al.*, 2010). Ces modèles sont couramment utilisés pour la compréhension, l'analyse et la gestion des inondations, pour la prise de décision et la prévention des dommages liés aux inondations. De nos jours, plusieurs outils numériques sont disponibles pour la modélisation hydraulique. Pender (2006) a présenté la typologie des modèles hydraulique selon la dimensionnalité des processus représentés, avec les données d'entrée et de sortie requises. Il existe principalement deux types de modélisation hydraulique: la modélisation unidimensionnelle (1D) et la modélisation bidimensionnelle 2D. De plus, il existe des codes modèles hybrides qui mettent en œuvre des combinaisons de ces dimensions, par exemple le modèle 1D-2D (Domeneghetti *et al.*, 2010). La modélisation 1D décrit le canal de la rivière et la plaine inondable comme une série de sections perpendiculaires à la direction d'écoulement, tandis que la modélisation 2D est capable de considérer des écoulements multidirectionnels. La topographie et la géométrie dans les modèles 2D sont basées sur des modèles numériques de terrain. La résolution numérique des modèles hydrauliques 2D peut être obtenue à partir de différentes méthodes (méthode des différences finies, méthode des volumes finis ou les éléments finis), qui utilisent différentes grilles numériques (structurées ou non structurées). Les modèles bidimensionnels hydrauliques qui fonctionnent sur un maillage non structuré sont avantageux dans la mesure où ils sont généralement plus efficaces en termes de calcul, et qu'ils ont en principe un plus grand potentiel pour capturer les caractéristiques de surface de manière plus précise et moins coûteuse.

Dans un processus de support à la décision, la modélisation hydraulique ne doit pas fournir uniquement des réponses techniques à un problème, mais elle doit fournir également les implications et les limitations de l'application des modèles, et ce en déterminant le niveau de l'incertitude sur les sorties (Morgan *et al.*, 1992). Les modèles

hydrauliques demeurent cependant une représentation simplifiée d'un processus physique auquel ils sont rattachés. Cette incertitude est souvent due à la simplification du phénomène étudié. Plusieurs auteurs ont insisté sur l'importance de qualifier et de quantifier l'effet des incertitudes sur les sorties des modèles hydrauliques dans le but de soutenir le processus décisionnel (Aronica *et al.*, 1998, Bates *et al.*, 2005, Pappenberger *et al.*, 2005). Dans la modélisation hydraulique, l'incertitude peut provenir de différentes sources (Gupta *et al.*, 2005) :

- Données topographiques (Casas *et al.*, 2006, Vaze *et al.*, 2010). Les erreurs topographiques et hydrologiques sont considérées comme les sources majeures d'incertitudes dans la modélisation de l'aléa inondation (Stelling & Verwey, 2005) ;
- Conditions aux limites amont et aval du modèle (Pappenberger *et al.*, 2006b), conditions initiales (PD Bates & Anderson, 1996) ;
- Coefficients de rugosité (Aronica *et al.*, 1998, Wohl, 1998) ;
- Données de calibration-validation du modèle (Pappenberger *et al.*, 2005) ; et
- Incertitudes liées à la structure du modèle.

La Figure 2-2 présente l'ensemble des sources d'incertitude présentes dans la modélisation hydraulique.

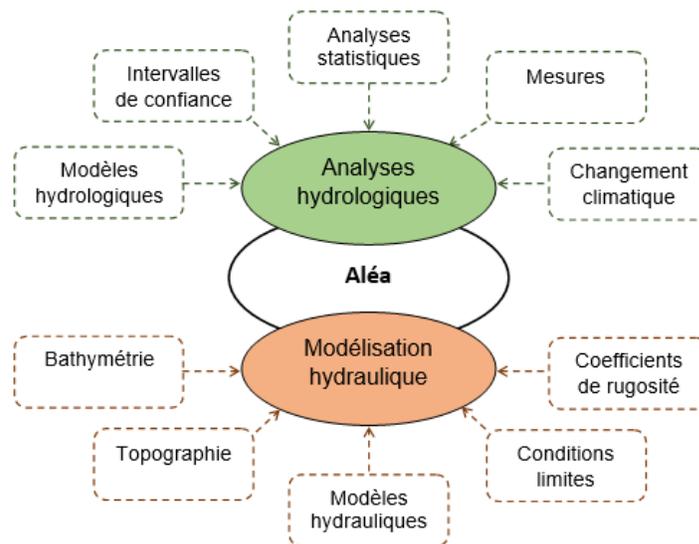


Figure 2-2 Sources d'incertitude dans la modélisation de l'aléa inondation.

Dans l'idéal, il serait nécessaire d'étudier l'effet de toutes les sources d'incertitude potentielles citées dans la modélisation hydraulique, de caractériser les principales d'entre elles, les combiner et les propager pour avoir l'incertitude totale sur la sortie du modèle. Cependant, dans la pratique, il est souvent impossible de prendre en compte toutes les sources d'incertitude et de les traiter simultanément. Dans notre travail, les incertitudes liées aux débits imposés à l'amont du modèle, les coefficients de Manning, et la topographie sous forme de modèle de terrain sont étudiées. L'incertitude associée au niveau d'eau imposée à l'aval est très faible. Sa précision est de l'ordre ± 1 cm selon Neff and Nicholas (2005). Par conséquent, elle n'est pas considérée dans cette étude.

Dans notre cas d'étude, la sortie de modèle hydraulique pour laquelle l'impact de l'incertitude des variables d'entrée sera étudié est la hauteur d'eau. Cette dernière est considérée comme la principale variable prise dans les études d'évaluation des dommages (Torterotot, 1993). Par contre, en fonction du contexte et de la nature de la vulnérabilité, d'autres variables peuvent être considérées dans les sorties de modèles. Par exemple, la vitesse d'écoulement peut-être considérée pour des questions de mobilité humaine (Pacaud, 1996), ou la durée pour l'évaluation des de dommages en agriculture (Brémond *et al.*, 2013).

2.2.2 Paramétrage des modèles hydrauliques de rivière

A. Débits

Le débit est considéré comme l'une des variables les plus incertaines dans la modélisation hydraulique (Pappenberger *et al.*, 2006b). L'incertitude des données de débits provient principalement de l'analyse fréquentielle hydrologique ou des courbes de tarage. L'incertitude dans les courbes de tarage est documentée dans Domeneghetti *et al.* (2010).

L'analyse fréquentielle est couramment utilisée pour estimer les débits de crue. Elle constitue le point de départ du processus d'évaluation du risque inondation. C'est une méthode statistique consistant à étudier les événements passés, caractéristiques d'un processus donné, afin d'en définir les probabilités d'apparition future (Meylan *et al.*, 2008). L'objectif de l'analyse fréquentielle est de connaître les variations des débits de rivière au

cours du temps et les probabilités d'occurrence des crues (Chow, 1988). Avant de procéder à une analyse fréquentielle, il faut vérifier les hypothèses de base d'homogénéité, indépendance et de stationnarité des séries observées. Plusieurs auteurs ont proposé différentes catégories d'incertitudes présentes dans un modèle fréquentiel (Meylan *et al.*, 2008) (Tableau 2-1).

Tableau 2-1 Catégories d'incertitudes présentes dans un modèle fréquentiel (Meylan *et al.*, 2008).

Source	Exemples
Erreurs de mesure	Erreurs de mesure du niveau d'eau
Hypothèses	Stationnarité, homogénéité, indépendance
Choix d'échantillon	Séries de durée partielle, considérations des évènements historiques
Méthode d'estimation de paramètres	Méthode des moments, méthode L-moments, méthode de maximum de vraisemblance
Fonction de distribution	GEV, Normale, Pearson type 3, Lognormale
Incertitude d'échantillonnage	Longueur de séries chronologiques

L'incertitude d'échantillonnage considère que les incertitudes d'estimation des quantiles de débits des crues sont déterminées en supposant que la distribution choisie est la vraie distribution, c'est-à-dire qu'il n'y a pas d'erreur dans le choix du modèle fréquentiel. Cette incertitude peut être évaluée par l'intervalle de confiance. La construction de l'intervalle de confiance nécessite trois principales étapes :

- estimation du quantile ;
- détermination d'écart type ; et
- choix de la forme de la distribution d'échantillonnage, considérée dans la plupart des cas comme une distribution normale.

L'aspect le plus important dans l'analyse fréquentielle est le choix de la distribution qui sera utilisée pour décrire les débits de crue (Merz & Thielen, 2009). Plusieurs méthodes ont également été développées pour estimer les paramètres des distributions, tels que la méthode des moments, la méthode des L-moments et la méthode du maximum de vraisemblance (Hosking, 1990).

Après l'estimation des paramètres de distribution, les événements de débit T-ans sont déterminés. Chow *et al.* (1988) ont donné l'expression d'un quantile X_T pour un événement de débit ayant une période de retour T, comme suit :

$$X_T = \mu + K_T\sigma, \quad (2-2)$$

K_T est un facteur de confiance qui dépend de la période de retour, des paramètres de distribution. Des informations détaillées sur la manière de calculer le facteur K_T sont données dans Mahdouch *et al.* (1993).

L'intervalle de confiance d'un débit associé à T-ans (X_T) est :

$$X_T = \mu \pm zS_T, \quad (2-3)$$

Dans l'équation (2-3), z est le p -ième quantile de la distribution normale standard, l'écart type S_T est une mesure de la variabilité des événements de débit T-ans. L'hypothèse de normalité est vraie pour la plupart des estimateurs de quantiles (Stedinger, 1983a).

B. Coefficient de Manning

Le coefficient de Manning est considéré comme un paramètre de calibration qui est manipulé lors du processus de la modélisation hydraulique (Hunter *et al.*, 2005, Nicholas, 2005). Il constitue le paramètre le plus utilisé pour caler les modèles hydrauliques (Horritt, 2005) et permet de quantifier l'irrégularité d'une surface ou la résistance à l'écoulement.

L'identification du coefficient de Manning pour un domaine d'inondation est sujette à des degrés d'incertitude. Le coefficient est influencé par de nombreux facteurs incertains comme les caractéristiques de la surface du lit, le type de végétation, la sinuosité du cours d'eau ou encore la hauteur de submersion (Kouwen, 2000).

La valeur du coefficient de Manning peut être déterminée grâce à des analyses réalisées directement sur le terrain, à des tableaux des coefficients pour différents types de surface, ou encore via des analyses granulométriques des différents échantillons représentatifs de la zone modélisée (Di Baldassarre & Montanari, 2009, Hey, 1979).

Plusieurs études ont utilisé différentes fonctions de densité de probabilité d'erreur pour caractériser le coefficient de Manning. Le Tableau 2-2 présente une synthèse de quelques travaux ayant caractérisé l'incertitude présente dans le coefficient de Manning,

en se basant notamment sur les données de littérature, des expériences ou des observations. La distribution normale a été utilisée dans différentes études (voir le Tableau 2-2) et, en l'absence d'information pour contredire l'hypothèse normale, il s'agit d'une approche raisonnable.

Tableau 2-2 Incertitude de coefficient de Manning (Johnson, 1996).

Variable	Type de distribution	Références
Coefficient de Manning	Normale	(Cesare, 1991)
Coefficient de Manning	Normale	(Mays & Tung, 1992)
Coefficient de Manning	Normale	(Horritt & Bates, 2001)
Coefficient de Manning	Uniforme, normale triangulaire	(L Altarejos-García <i>et al.</i> , 2012b)
Coefficient de Manning	Triangulaire	(Yeh & Tung, 1993)
Coefficient de Manning	Triangulaire	(Tung, 1990)
Coefficient de Manning	Log normale	(Burnham & Davis, 1986)
Coefficient de Manning	Log normale	(Rosenblueth, 1981)
Coefficient de Manning	Log normale	(Ying Huang & Qin, 2014a)
Coefficient de Manning	Uniforme	(DS Liu & Matthies, 2010)

Les méthodes d'étalonnage sont utilisées pour identifier les coefficients de Manning dans un modèle hydraulique. Pour ce faire, on fait varier les paramètres et on compare les résultats simulés du modèle aux observations réelles. Les paramètres réels utilisés dans le modèle sont donc des valeurs effectives. Par ailleurs, selon le type de schéma d'écoulement et le modèle hydraulique utilisé, le coefficient de Manning peut prendre différentes significations et la sensibilité du modèle à ce coefficient peut être variable. En conséquence, dans une procédure de calibration d'un modèle hydraulique, selon le schéma d'écoulement et le modèle utilisé, les valeurs calées ne seront pas nécessairement les mêmes.

C. Topographie

Les données topographiques constituent le socle sur lequel se construisent toutes les modélisations d'inondations. Dans les modèles hydrauliques, la topographie de la rivière est décrite selon le type de modèle utilisé. Dans les modèles 1D, ce sont des profils en travers, alors que les logiciels de modélisation 2D utilisent des maillages.

Les incertitudes liées à l'utilisation des données topographiques se posent à deux niveaux dans la modélisation de l'aléa d'inondation. Tout d'abord, la topographie affecte le modèle hydrologique (par exemple dans la délimitation des bassins versants) utilisé pour estimer les débits. De plus, la topographie joue un rôle important dans la modélisation hydraulique. Elle affecte la géométrie qui définit le domaine d'écoulement, incluant les sections transversales des rivières ou le maillage dans un modèle hydraulique 2D (Marks & Bates, 2000, Vázquez *et al.*, 2002, Werner, 2001).

Aujourd'hui, les données altimétriques les plus pertinentes pour la modélisation hydraulique des inondations sont les données topographiques LiDAR. Les points d'élévation LiDAR sont utilisés pour générer des modèles numériques d'élévation (MNE) et des modèles numériques de terrain (MNT). Ces données topographiques ont révolutionné le développement des modèles d'inondation, et particulièrement les modèles 2D (Bates & D, 2012). L'étude présentée par Casas *et al.* (2006) a montré que les topographies construites à partir des données LiDAR donnent des résultats performants, et constituent ainsi une très bonne solution pour la conception de modèles hydrauliques de rivière.

Dans la littérature, la précision verticale des MNT est généralement évaluée à l'aide de méthodes statistiques basées sur la théorie de la propagation des erreurs. Le critère le plus populaire pour quantifier les erreurs d'un MNT est l'erreur quadratique moyenne (en anglais; RMSE *Root Mean Square Error*).

Les erreurs de données de ces modèles de terrain varient en fonction de différentes sources de modèles numériques. Par exemple, les systèmes radars à synthèse d'ouverture (RSO) ou optiques et les modèles ASTER de résolution 30 à 100 m, ont un écart type d'élévation allant de 5 à 50 cm (Rodriguez *et al.*, 2006) tandis que les MNT LiDAR de résolution 0,5 à 2 m ont un écart type de 0,15 à 0,30 m (Mercer, 2004a), ce qui représente une résolution idéale pour la modélisation hydraulique .

En ce qui concerne la distribution de probabilité des erreurs du MNE, de nombreux chercheurs constatent que les erreurs suivent les distributions de type gaussien (Goncalves & Oliveira, 2004, Hashemian *et al.*, 2004).

La plupart des MNE sont caractérisés par une simple valeur de l'erreur quadratique moyenne relative ou de l'écart-type en planimétrie et en altimétrie, ce qui néglige l'autocorrélation spatiale de l'erreur d'altitude et ignore totalement la distribution spatiale de l'erreur (Heuvelink, 1998).

2.2.3 Analyse de l'incertitude en modélisation hydraulique

Étant donné que le terme incertitude est utilisé de façon quelque peu différente dans diverses disciplines. Au sens général, l'incertitude, désigne les situations qui échappent aux probabilités objectifs. Dans un contexte statistique et SIG, elle est "le caractère stochastique ou l'erreur provenant de diverses sources, tels qu'ils sont décrits par la méthodologie statistique". A la différence de l'incertitude, l'erreur est la différence entre la valeur mesurée et la valeur vraie de la grandeur que l'on mesure. Cette valeur annoncée sera généralement obtenue par une opération de moyenne de plusieurs mesures. La distinction entre risque et incertitude a suscité deux types de travaux. Les premiers présupposent la disponibilité d'une distribution de probabilité sur les états du monde possibles et une identification de ces derniers. Les secondes ont exploré ce pourraient être des critères de décision en l'absence de probabilités.

Dans le langage habituel, les termes précision et exactitude sont souvent confondus à tort. La précision traduit le degré de proximité que l'on observe entre différentes mesures qui ont été obtenues par la même méthode. L'exactitude exprime la proximité entre un résultat et sa valeur réelle ou présumée telle. Elle exprime le degré de concordance entre une valeur mesurée et la valeur vraie de la quantité d'intérêt. La mesure courante pour définir la précision est l'erreur quadratique moyenne quadratique. L'exactitude correspond à la somme de la variance et d'un biais quadratique. Le biais est une différence constante entre les estimations observées et la valeur réelle. Le biais peut être relié à la justesse (plus le biais est faible, plus la méthode est juste). Le biais est difficile à estimer, car il est souvent impossible de disposer d'étalons dans la même matrice que celle analysée.

L'analyse de l'incertitude est généralement effectuée par l'analyse de sensibilité et la propagation de l'incertitude. Les démarches d'analyse de sensibilité et de propagation

d'incertitude sont proches, mais distinctes. Elles recouvrent un ensemble de méthodes qui permettent d'étudier, de quantifier et d'analyser la réaction des sorties d'un modèle à des incertitudes sur ses variables d'entrée. L'analyse d'incertitudes permet d'identifier les propriétés statistiques (moyenne, écart-type, intervalle de confiance, courbe de densité de probabilité) de la réponse du modèle en fonction de l'incertitude sur les paramètres du modèle (Ben Nasr, 2014).

La propagation de l'incertitude se concentre sur la propagation des incertitudes à travers le modèle, et vise à quantifier l'incertitude résultante qui existe à la sortie du modèle par les incertitudes rattachées au niveau des données d'entrées. Elle permet typiquement d'associer un intervalle de confiance aux résultats fournis par un modèle (Crosetto *et al.*, 2000). L'analyse de sensibilité est le calcul de l'influence de l'incertitude de chacune des variables d'entrée (valeurs d'initialisation, paramètres internes et même la structure de modèle) sur la précision du résultat du modèle. Elle permet de hiérarchiser les variables d'entrée en fonction de leur influence sur la variabilité des sorties du modèle. L'analyse de sensibilité vise ainsi à identifier les facteurs d'entrée critiques, qui conditionnent la décision finale du gestionnaire, et sur lesquels il faut porter toute son attention. Cette connaissance est essentielle pour concentrer les efforts sur ces paramètres lors de l'exercice de calage afin de réduire les incertitudes sur la sortie.

Il existe une large variété de méthodes d'analyse d'incertitude, chacune ayant des caractéristiques particulières concernant la complexité mathématique de modèle, les critères d'utilisabilité, la dépendance des données. Elles suivent toutes une même démarche globale, qui est présentée ici :

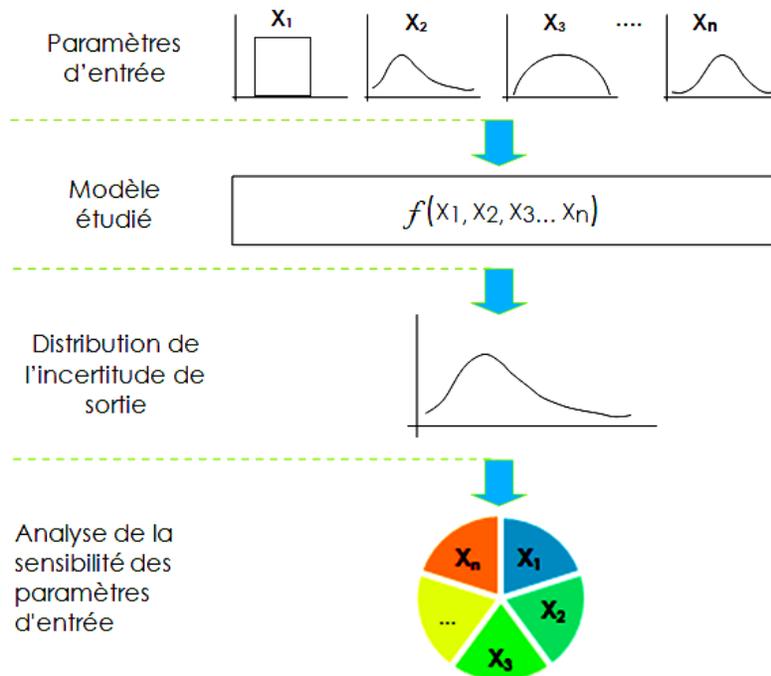


Figure 2-3 Représentation des principales étapes d'analyse d'incertitude.

- Une première étape essentielle consiste à spécifier le problème étudié : il faut donc définir le périmètre exact du modèle que l'on souhaite analyser, fixer les variables d'intérêt qui peuvent contribuer à l'incertitude des prédictions du modèle.
- Une fois ce cadre général établi, il faut identifier et classifier les sources d'incertitude qui peuvent influencer sur la qualité de la sortie finale. On distingue notamment l'incertitude aléatoire, qui se manifeste à travers une répartition aléatoire naturelle, de l'incertitude épistémique liée au manque de connaissances (Refsgaard *et al.*, 2007). La différence principale entre ces deux types d'incertitude tient au fait que l'incertitude aléatoire est irréductible tandis que l'incertitude épistémique peut être réduite (Allaire, 2009). L'existence de variables d'entrée spatialisées comme le modèle numérique de terrain complexifie encore la nature des incertitudes qui peuvent impacter sur la précision des sorties du modèle (Fisher & Tate, 2006).
- L'étape finale consiste à quantifier et à modéliser ces incertitudes. Différents cadres d'analyse peuvent être choisis (de Rocquigny *et al.*, 2008): un cadre déterministe avec la définition de plusieurs valeurs alternatives pour chacun des

facteurs d'entrée; un cadre probabiliste classique où des lois de probabilité à paramètres fixes doivent être établies pour chacune des variables d'entrée; et un cadre de la logique floue (Shohan & Slobodan, 2016).

Le cadre d'analyse choisi dans notre étude est un cadre probabiliste où des lois de probabilité à paramètres fixes doivent être établies pour chacune des variables d'entrée. Ce dernier permet de simuler des incertitudes sur les différentes données d'entrée. Ces méthodes sont assez balisées pour des variables scalaires, notamment dans le cadre probabiliste classique.

Cependant, dans le cas des sources d'incertitude spatialisées, il est nécessaire de les modéliser. Deux méthodes principales ont été relevées dans la littérature : la méthode du développement en série de Taylor (Xu *et al.*, 2007) et la méthode géostatistique (Chiles & Delfiner, 2009). Ces deux méthodes peuvent être mobilisées pour simuler l'incertitude sur des cartes (Chiles & Delfiner, 2009). Elles sont basées sur un ensemble de réalisations équiprobables de cartes (Pebesma *et al.*, 2007). Beaucoup de recherches scientifiques ont porté sur l'utilisation des techniques de simulation pour quantifier l'incertitude des données spatiales (Deutsch & Journel, 1992, Heuvelink *et al.*, 1989). Une des techniques de simulation courante est la simulation de Monte-Carlo.

Plusieurs méthodes peuvent être envisagées pour l'estimation des incertitudes dans la modélisation hydraulique (Montanari, 2007, Solomatine *et al.*, 2009). Ces méthodes sont fondées sur deux principales stratégies: les approches locales et les approches globales. Les méthodes locales n'étudient que la variation d'un facteur d'entrée autour de sa valeur nominale (Félix & Xanthoulis, 2005). Elles se basent sur le développement en séries de Taylor de la réponse du modèle en fonction des paramètres. Parmi ces méthodes, on retrouve la méthode de différences finies pour résoudre des équations aux dérivées partielles. Les méthodes globales s'intéressent à la variabilité de la sortie du modèle dans l'intégralité de son domaine de variation Saltelli *et al.* (2000). On y retrouve notamment la méthode GLUE (Generalised Likelihood Uncertainty Estimation) basée sur la simulation de Monte-Carlo (Romanowicz & Beven, 2003).

Les méthodes d'analyse de sensibilité globale mènent au calcul d'indices de sensibilité (indice de Sobol (Sobol, 2001)) qui traduisent la part de variance de chacune des

variables d'entrée dans la variance de l'indicateur final. Le calcul des indices de sensibilité s'appuie sur un large échantillonnage dans l'espace des facteurs d'entrée, et le modèle à étudier est évalué pour chacun des jeux de facteurs d'entrée tirés aléatoirement (Helton & Davis, 2000). JW Hall *et al.* (2005) ont utilisé la méthode d'indice Sobol pour quantifier l'influence de la variation du coefficient de Manning dans la prévision du modèle unidimensionnel hydraulique. La méthode des dérivées partielles ou des différences finies sont utilisées comme indices de sensibilité dans le cas d'approches locales (Hill & Tiedeman, 2007a).

Deux stratégies d'échantillonnage, à savoir la méthode Monte-Carlo (Mooney, 1997), et l'échantillonnage Latin Hypercube (Helton & Davis, 2003), peuvent être mises à profit pour estimer les indices de Sobol. Le principal inconvénient des approches basées sur un échantillonnage intensif et sur le calcul d'indices de sensibilité est leur coût en temps de calcul: elles deviennent de fait impraticables pour des modèles dont le temps de simulation est supérieur à la minute, ou pour un nombre de paramètres incertains supérieur à la vingtaine.

Des travaux récents cherchent à adapter ces méthodes d'analyse de sensibilité au contexte de modèles spatialisés (Crosetto & Tarantola, 2001). Par conséquent, actuellement des modèles complexes combinant des données cartographiques de natures variées sont aujourd'hui utilisés pour élaborer des indicateurs d'aide à la décision pour l'aménagement d'un territoire. Pour s'intéresser spécifiquement aux incertitudes à caractère spatial, des méthodes d'analyse de sensibilité, toujours basées sur la variance, sont en développement.

2.3 Estimation des dommages dus aux inondations et analyse des incertitudes

2.3.1 Principes, objectifs et méthodes d'évaluation des dommages

L'évaluation des dommages causés par les inondations est un aspect essentiel dans la gestion des risques d'inondation (Merz *et al.*, 2010). Cette évaluation est utilisée pour soutenir l'analyse des politiques d'aménagement du territoire et l'assurance contre les inondations. Elle peut également être utilisée pour l'analyse de la rentabilité de projets en relation avec les inondations. La modélisation des dommages repose sur trois piliers: i) l'analyse hydrologique, ii) la modélisation hydraulique, iii) le recensement et la caractérisation des enjeux, et l'évaluation de la vulnérabilité.

L'analyse hydrologique constitue le pilier de l'évaluation. Elle est utilisée pour déterminer l'intensité des événements d'inondation et leur probabilité d'occurrence. La modélisation hydraulique permet de simuler les inondations et de produire des cartes d'inondation. Ces cartes comprennent des caractéristiques hydrauliques comme la profondeur d'eau et la vitesse d'écoulement. Le module des enjeux consiste à recenser les enjeux exposés à l'inondation. Il existe différents types d'enjeux: l'humain, le bâti et l'environnement. Enfin le module de dommage, consiste à faire le lien entre l'enjeu et le montant de dommage escompté. L'outil le plus couramment utilisé pour ce module est la fonction d'endommagement.

Plus le territoire couvert est étendu, complexe hydrauliquement et diversifié en termes d'occupation des sols, plus le calcul des dommages nécessite un outillage informatique puissant. Le développement des systèmes d'information géographique a permis d'automatiser les calculs économiques en superposant différentes couches d'information nécessaire au calcul des dommages, et de gagner en précision.

2.3.2 Échelles de dommages

Le principe d'évaluation des dommages peut s'appliquer à différentes échelles descriptives selon la typologie d'enjeux affectés (Messner, 2007) :

- Macro-échelle ou échelle globale, basées sur des unités spatiales à grande échelle, par exemple les municipalités, les régions, et les nations.
- Méso-échelle ou échelle régionale, les objets considérés à ce niveau sont souvent des unités d'occupation du sol. Cette échelle est généralement adoptée dans les analyses intercommunales ou régionales.
- Micro-échelle ou échelle locale, dans laquelle des éléments individuels sont considérés pendant le processus d'évaluation, par exemple les infrastructures ponctuelles. Cette échelle est généralement utilisée au niveau des quartiers.

L'échelle d'une évaluation des dommages dépendra donc d'un compromis entre la zone à couvrir, la précision désirée, le niveau de détail des données accessibles sur la caractérisation de l'aléa et des enjeux et le type de fonctions de dommage disponibles (Figure 2-4).

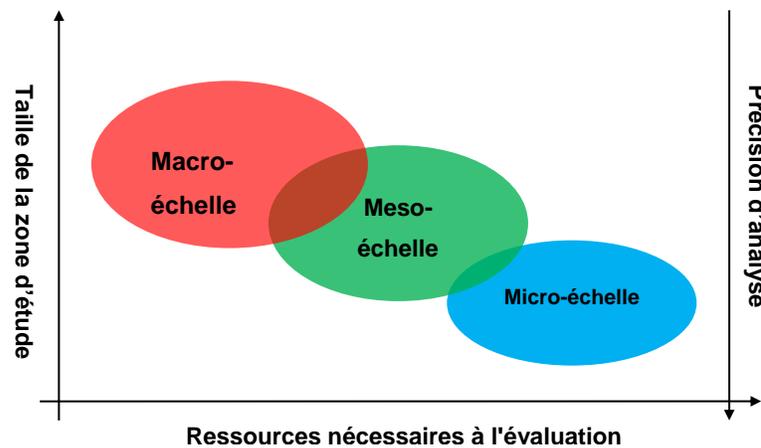


Figure 2-4 Échelles d'évaluation, d'exigences en termes de données et de ressources et précision d'évaluation (Eleutério, 2012).

2.3.3 Classification des dommages

Les dommages causés par les inondations peuvent être classés d'une part en dommages directs et en dommages indirects, et d'autre part en dommages tangibles et intangibles (Penning-Rowsell & Chatterton, 1977, Penning-Rowsell *et al.*, 2005, Smith, 1994).

Les dommages directs sont ceux induits directement par le contact de l'aléa avec les enjeux, tandis que les dommages indirects concernent les enjeux non exposés à l'inondation et fonctionnent souvent sur des plus longues échelles de temps (Smith,

1994). Elles concernent notamment les impacts sur la santé physique et mentale des victimes ou encore les atteintes aux liens sociaux ou aux réseaux de services comme les réseaux de transport.

D'un autre côté, les dommages tangibles ou monétarisables correspondent à des effets pouvant faire l'objet d'une évaluation monétaire (cela peut être des pertes et des dégradations). Les dommages intangibles sont considérés comme des dommages à des personnes et des biens difficilement quantifiables, dont les valeurs monétaires de marché n'existent pas (Handmer, 1986). Elles regroupent l'ensemble des pertes difficilement évaluables ou moins perceptibles, par exemple la dégradation de la qualité de l'environnement. Torterotot (1993) souligne que les dommages directs étant les plus visibles et les plus faciles à évaluer, ils sont souvent les seuls à être considérés. Des exemples de dommages classés selon les combinaisons de ces deux propriétés sont indiqués dans le Tableau 2-3.

Tableau 2-3 Classification des dommages directs ou indirects et tangibles et intangibles.

	Tangible	Intangible
Direct	<p>Endommagement ou destruction physique de tous les biens (habitat, récoltes, stocks...).</p> <p>Destruction de bâtiments, ou de véhicules.</p> <p>Destruction des routes et infrastructures urbaines</p> <p>Dommages aux parcelles agricoles, et bétail</p> <p>Coûts de secours, de nettoyage</p>	<p>Problèmes de santé</p> <p>Pertes humaines, accidents corporels</p> <p>Effets psychologiques</p> <p>Diminution de la confiance envers les autorités publiques</p> <p>Pertes environnementales</p> <p>Destruction ou dégradation de biens culturels et historiques</p>
Indirect	<p>Interruption d'activité dans la zone d'inondation liée à la perturbation d'activité des systèmes endommagés.</p> <p>Interruption d'activités dans la zone d'inondation liée à la rupture des réseaux.</p> <p>Augmentation des temps de transport liés à l'endommagement des infrastructures.</p> <p>Relogement temporaire des sinistrés</p>	<p>Perte de la confiance des habitants dans les autorités publiques.</p> <p>Perte de services environnementaux et récréatifs.</p> <p>Deuil, traumatismes psychologiques</p> <p>Pertes écosystémiques</p>

Les principaux dommages causés par les inondations sont les dommages au bâti. Les dommages au bâti constituent la catégorie de dommages la plus étudiée, quantifiée et

prise en compte (Penning-Rowsell & Chatterton, 1977). Il existe deux catégories de dommages directs tangibles pouvant être prises en compte dans les méthodes d'évaluation de dommages de l'habitat : impacts à la **structure** et impacts aux **biens matériels**.

Le terme structure désigne tout ce qui n'est pas mobilier et équipement. Les dommages à la structure sont relativement homogènes entre des bâtiments de même type. Cela permet d'élaborer des courbes de dommages pour un certain nombre de structures ayant des caractéristiques communes. Les dommages au **contenu** (bien matériels, mobilier, matériel, marchandises...) sont variables d'un bâti à l'autre.

2.3.4 Caractéristiques hydrauliques influençant les dommages

Les dommages occasionnés aux bâtiments dépendent à la fois (a) des caractéristiques du phénomène physique, par exemple la hauteur d'eau, la vitesse, et la durée de submersion ; et (b) de la vulnérabilité du bâtiment lui-même, qui dépend par exemple du type de construction, du type d'occupation, etc. Le Tableau 2-4 présente les principaux paramètres associés aux inondations.

Tableau 2-4 Les principaux facteurs influençant les dommages d'après Merz *et al.* (2010).

Caractéristiques d'inondation	Impacts
Hauteur de submersion	Constitue souvent la principale variable pour estimer les dommages. Dégradation et destruction des murs du sous-sol. Soulèvement du bâtiment.
Durée de submersion	Facteur d'aggravation des dommages, elle favorise la dégradation des matériaux.
Vitesse	Une vitesse de courant élevée peut augmenter notamment l'endommagement, surtout dans le cas d'une crue torrentielle.
Pollution	La turbidité et la pollution de l'eau augmentent les dommages : dégradation et destruction des murs.
Eau salée	L'eau salée peut avoir des effets sur les dommages, surtout dans des zones côtières.
Période d'occurrence	Elle est surtout importante pour calculer les dommages à l'agriculture.

La majorité des études d'évaluation du risque d'inondation prend en compte la hauteur de submersion pour déterminer les dommages, qui est une donnée relative au bâtiment inondé. En effet, c'est à la fois le paramètre le plus facile à mesurer après une crue, et également le plus facile à modéliser. Très peu de méthodes prennent en compte la vitesse d'écoulement pour déterminer le niveau de dommages. La prise en compte de ce paramètre est surtout importante pour les crues de type torrentiel. La hauteur de submersion est définie par la différence entre la cote du niveau d'eau h (simulation hydraulique) et l'altitude du premier plancher z_{ref} (modèle numérique de terrain) (Figure 2-5).

$$H = h - z_{ref}, \quad (2-4)$$

Le niveau de référence de la hauteur de submersion est le plancher le plus bas de la résidence considérée, soit le rez-de-chaussée (Z_{RC}) ou le sous-sol (Z_{SS}) selon les cas. La hauteur de submersion peut provenir d'une mesure directe, réalisée par exemple lors de campagnes d'observations.

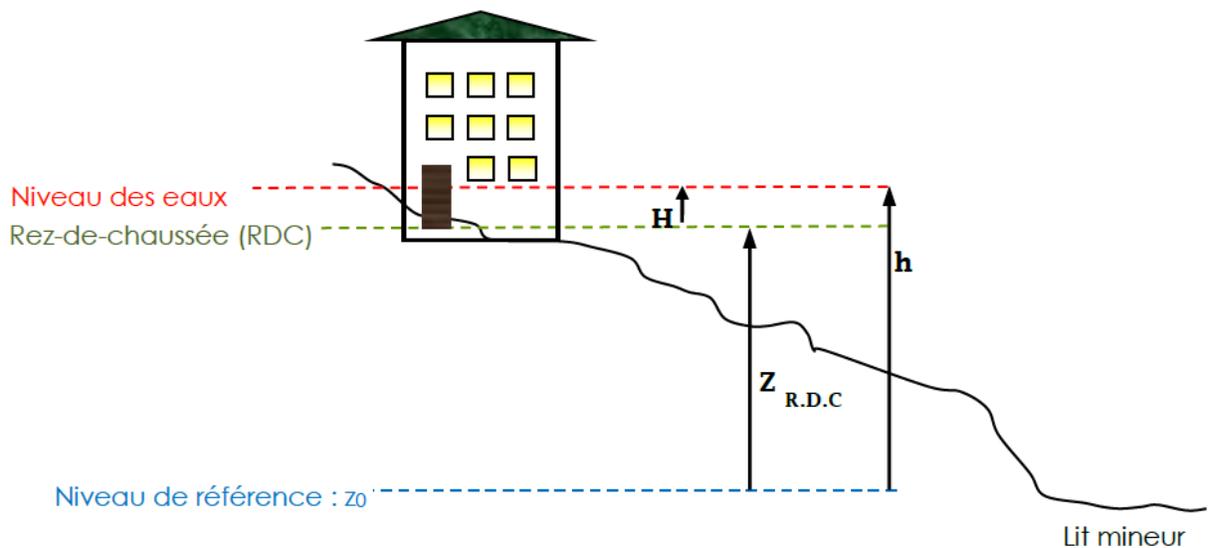


Figure 2-5 Définition de la hauteur de submersion (Bonnifait, 2005).

La durée de submersion est le second paramètre le plus souvent pris en compte. Les autres paramètres sont en général seulement cités comme pouvant avoir un impact sur l'endommagement, mais ne sont pas utilisés dans les évaluations, de par la difficulté de les estimer ou de les modéliser à l'aide des outils disponibles actuellement.

2.3.5 Courbes de submersion-dommages

L'évaluation des dommages dus aux inondations a été l'objet d'une attention croissante au cours des dernières années, surtout dans le cadre d'analyses des risques d'inondation (Bücheler *et al.*, 2006). Les méthodes d'évaluation des dommages d'inondation se focalisent le plus souvent sur les dommages directs tangibles.

L'approche standard d'évaluation des dommages économiques consiste en l'utilisation de fonctions de dommages (Smith, 1994), connues également sous le nom de courbes de dommages. Il s'agit des courbes qui associent les paramètres hydrauliques comme la hauteur d'eau, la vitesse ou la durée (Dutta *et al.*, 2003) et la nature des enjeux pour fournir des montants de dommages.

En pratique, la plupart des courbes de dommages pour le risque d'inondation fluviale sont basées uniquement sur la hauteur de submersion (Bücheler *et al.*, 2006, White, 1945). Dans ce cas, on parle des courbes de submersion-dommage (*stage-damage curves* ou *depth-damage curves*). Elles permettent une estimation rapide et non biaisée des dommages potentiels engendrés dans un secteur donné par une inondation donnée.

L'approche de courbe de dommage-submersion a été proposée initialement aux États-Unis (Kates, 1968, White, 1945) et est considérée comme la méthode standard dans l'évaluation des dommages dus aux inondations dans les zones urbaines (Smith, 1994). L'approche s'est ensuite répandue dans de nombreux pays. Parmi les études les plus reconnues ayant développé des fonctions d'endommagement pour le risque d'inondation, on peut par exemple citer le modèle Multi-Coloured Manual, développé au Royaume-Uni (Penning-Rowsell *et al.*, 2005), le modèle FLEMO (*Flood Loss Estimation Model*) développé en Allemagne (Thieken *et al.*, 2008), en France (Torterotot, 1993), ou encore le modèle HAZUS, développé aux États-Unis (Scawthorn *et al.*, 2006).

A. Catégories des courbes de dommages

Selon la littérature, deux types de courbes de dommages, à savoir les courbes absolues ou monétaires et les courbes relatives, sont largement utilisées pour le calcul des pertes dues aux inondations.

D'un côté, les courbes de dommages absolues ou monétaires (Penning-Rowsell *et al.*, 2005, Prettenhaler *et al.*, 2010) estiment les dommages directement en unités monétaires pour les biens affectés sans prendre en compte la valeur du bien elle-même.

D'un autre côté, les courbes de dommages relatives, telles que celles présentées par Thieken *et al.* (2008), prédisent un taux d'endommagement exprimé en proportion de la valeur du bien (Hubert & Ledoux, 1999). Ces courbes sont plus facilement transférables, puisqu'elles expriment les dommages de manière relative, indépendamment de la valeur absolue des biens sur un site donné et à un moment donné (Dutta *et al.*, 2003, Eleutério, 2012). Par contre, les courbes nécessitent une évaluation de la valeur individuelle des enjeux, à laquelle on applique le taux d'endommagement déterminé par le modèle. Selon (Torterotot, 1993), l'utilisation des courbes de dommages relatives donne de meilleurs résultats que les dommages absolus en raison de sa forte corrélation avec la hauteur de submersion.

Le frein le plus important à l'analyse et à l'évaluation des dommages est en général le manque des données économiques fiables, ces dernières ne faisant que rarement l'objet de synthèses publiques. L'emploi de l'une ou de l'autre de ces deux méthodes dépend des objectifs des travaux, de la disponibilité des données, des méthodes de construction et au choix des catégories de bâtiments.

B. Courbes de dommages au niveau québécois

Au Québec, le développement de modèles théoriques non biaisés pour l'estimation des dommages d'inondation a également fait l'objet de plusieurs travaux de recherche dans les dernières années. Elles reposent le plus souvent sur des fonctions de dommages (Pierrick Blin, 2001, Bonnifait, 2005, El-Jabi *et al.*, 1981, Ouellette *et al.*, 1988)

Plus récemment Bonnifait (2005) a développé une approche d'évaluation basée sur la génération de courbes de submersion-dommages de l'habitat québécois, considéré comme « la relation entre les dommages et la hauteur de submersion par rapport à un plancher de référence ». La hauteur de submersion a été exprimée à partir du rez-de-chaussée. Trois bases de données ont été utilisées pour construire ces courbes de dommages : l'échantillon de Sorel, 1998 (n=49), l'échantillon du Saguenay, 1996 (n=130), et l'échantillon de Châteauguay, 1996 (n=39) .

Bonnifait (2005) dénombre quatre critères pour établir ces typologies :

- La présence ou l'absence de sous-sol, ce qui a un impact sur la proportion touchée du logement. Par ailleurs, les logements avec sous-sol ont des fondations plus profondes, ce qui les rend plus vulnérables. Le type d'utilisation (finis/non finis) du sous-sol est également un facteur crucial.
- Le nombre d'étages, en raison de l'impact sur le calcul de la proportion sinistrée du logement: lors d'une inondation, un logement étant seulement composé d'un rez-de-chaussée implique un taux d'endommagement très élevé, tandis qu'un logement à plusieurs étages n'aura normalement que sa partie inférieure affectée et donc un taux plus faible.
- La hauteur du premier plancher par rapport au terrain. À l'aide d'informations issues d'une analyse de la vulnérabilité des logements au Saguenay, Bonnifait (2005) propose une standardisation de +0,3 mètre pour les logements sans sous-sol et de -1,6 mètre pour les logements avec sous-sol (Figure 2-6).

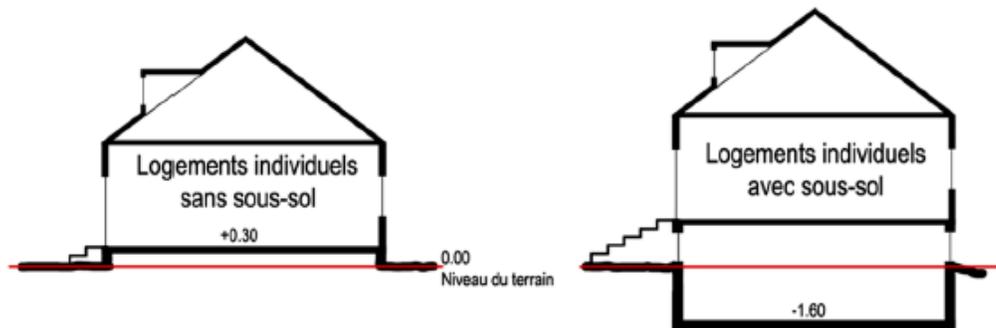


Figure 2-6 Hauteur corrigée du premier plancher par rapport au terrain.

Le choix de ces critères s'explique, entre autres, par le fait que la hauteur de submersion dépend du niveau d'eau, de l'élévation du terrain et de l'élévation du bâtiment par rapport au terrain. Étant donné que le plancher de référence est le plancher principal, c'est-à-dire le rez-de-chaussée, une hauteur de submersion négative implique une possible inondation du sous-sol dans les logements qui en sont munis.

Bonnifait (2005) a identifié six typologies de bâtiments, ce qui a permis de générer six courbes de submersion - dommages (Figure 2-7).

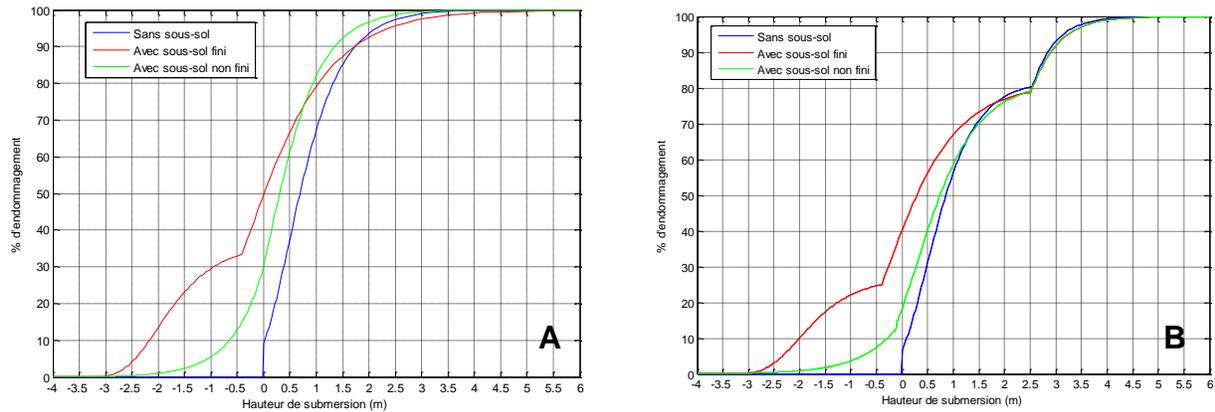


Figure 2-7 Courbes de submersion-dommages pour les six typologies d'habitat : le cas d'un seul étage (A) et le cas de 2 étages (B) tirés de Bonnifait (2005).

En comparant les six courbes de dommages, on constate les différences dans les courbes submersion-dommages sur les structures des bâtiments comportant un et deux étages. On note que le taux d'endommagement croît avec des hauteurs de submersion négatives lorsque les bâtiments ont des sous-sols finis (susceptibles d'être habités). En revanche, pour les bâtiments ayant des sous-sols non finis, le taux d'endommagement croît faiblement, et est presque nul pour les bâtiments sans sous-sol, dont seules les fondations sont touchées (Figure 2-7).

2.3.6 Approches pour le calcul du risque d'inondation

Dans la littérature sont exposées différentes approches pour estimer le risque d'inondation. De manière générale, il existe deux principales approches d'estimation du risque d'inondation : l'approche déterministe ou l'approche probabiliste par l'utilisation de relations (fréquence – dommages).

- La première est déterministe (Arnell, 1986), elle consiste à analyser un scénario d'évènement naturel, le plus souvent un évènement réel historique ou un évènement parmi les plus extrêmes possible d'après les connaissances disponibles sur la zone d'étude. C'est à partir de l'aléa estimé pour ce scénario que seront évalués les dommages.

- La seconde est probabiliste (El-Jabi & Rousselle, 1987), elle fait appel à l'utilisation de fonctions reliant le montant des dommages à la fréquence d'occurrence de la crue causant ces mêmes dommages (relation fréquence - dommages) dans la Figure 2-8. Cette courbe est obtenue en combinant trois principales courbes: courbe débit-fréquence, courbe débit-hauteur d'eau et courbe dommages- hauteur de submersion. Cette approche consiste à créer, sur la base de l'analyse des évènements passés, une base de données simulant un très grand nombre d'évènements aléatoires qui pourraient affecter la zone d'étude. Chaque évènement est défini par sa fréquence d'occurrence probable. L'évaluation des dommages est réalisée pour chacun des évènements. L'ensemble des résultats permet de reconstituer la courbe d'évolution des dommages en fonction de la fréquence de la crue sur différents secteurs, et de déduire par intégration le coût moyen annuel (CMA). Il exprime donc ce que coûte en moyenne par an l'ensemble des crues possibles.

Mathématiquement, le CMA est exprimé selon l'équation (2-5):

$$CMA = \int_0^1 D(F)dF, \quad (2-5)$$

- $F = F(X \geq X_T)$ est la probabilité que le débit X soit égalisé ou dépassée au cours d'une année donnée allant de 0 à 1 et soit réciproque de la période de retour T .
- $D(F)$ est le dommage généré par l'évènement de période de retour T ou une probabilité annuelle de dépassement F .

La période de retour d'une crue, comme le coût des dommages qui lui est associé, étant des variables aléatoires, la valeur la plus intégratrice des dommages reste la moyenne annuelle (Figure 2-8).

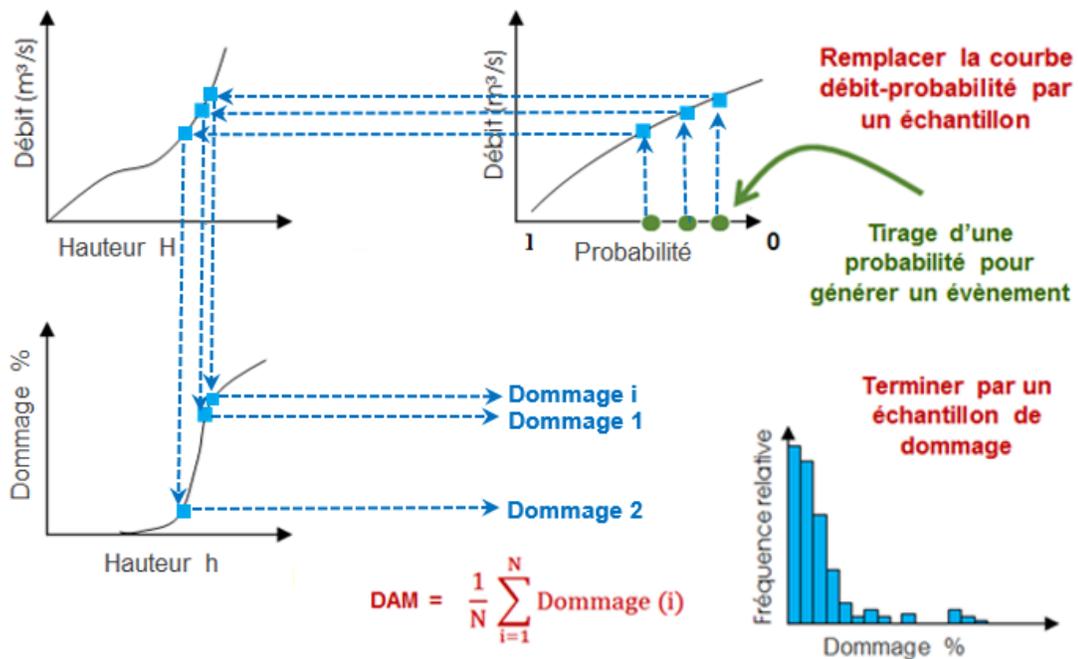


Figure 2-8 Calcul simplifié du coût moyen annuel adapté de (Council, 2000)

2.3.7 Incertitudes liées au processus d'évaluation des dommages

Bien que souvent négligée dans le passé, l'étude des incertitudes associées à l'évaluation des dommages d'inondation reçoit actuellement une attention croissante. Le processus d'évaluation des dommages comprend différentes modélisations. Chaque module contient un certain degré d'incertitude. La quantification d'incertitude est donc primordiale pour l'évaluation, bien qu'elle soit très peu souvent appréhendée, en particulier dans les cadres des évaluations réalisées par les gestionnaires des risques pour l'évaluation de politiques publiques de prévention des risques (Eleutério, 2012).

Plusieurs études récentes se sont focalisées sur l'analyse d'incertitudes liées au processus d'évaluation des dommages liés aux inondations. Peu d'études, en revanche, ont abordé de manière comparative l'impact de l'ensemble des modules d'évaluation dans l'évaluation des dommages (Merz *et al.*, 2010). Apel *et al.* (2008) ont comparé l'impact du choix des modèles hydrauliques et courbes de dommages utilisés pendant l'évaluation du risque d'inondation. La majorité de ces études considèrent les incertitudes liées à des caractéristiques de l'aléa, comme l'incertitude présente dans les modèles

hydrologiques et hydrauliques (Binley *et al.*, 1991, Jim W Hall *et al.*, 2011, Zappa *et al.*, 2010). En revanche, peu d'études ont traité l'incertitude associée à l'exposition et la vulnérabilité (Merz *et al.*, 2010). Celle de Merz *et al.* (2004) ont fourni une étude statistique de l'incertitude sur les dommages aux bâtiments résidentiels. D'autres travaux ont constaté que les incertitudes hydrologiques et l'estimation des dommages sont des sources majeures d'incertitudes dans ce type d'évaluation (De Blois & Wind, 1995).

Plus récemment, des études ont porté sur l'incertitude combinée dans diverses composantes des évaluations des dommages causés par les inondations. C'est le cas de Merz *et al.* (2007) qui incluent dans une démarche Monte-Carlo les incertitudes de la modélisation hydrologique, les hauteurs de submersions et les courbes de dommages pour quantifier l'incertitude résultante sur l'évaluation des dommages.

3 METHODOLOGIE GENERALE

3.1 Zone d'étude et portrait des inondations 2011

La rivière Richelieu, longue de 124 km, prend sa source dans le lac Champlain, à Rouses Point (État de New York, États-Unis) et se jette dans le fleuve Saint-Laurent, au niveau de la ville de Sorel (Figure 3-1-a). Son bassin versant, d'une superficie de 2 506 km², fait partie d'un large système hydrographique de 23 881 km², qui s'étend sur les états de New York et du Vermont (États-Unis) et sur la province du Québec, et qui englobe également les bassins versants de la Baie Missisquoi (1 289 km²) et du Lac Champlain (19 925 km²). Le débit moyen annuel de la rivière Richelieu est d'environ 442 m³/s (Riboust & Brissette, 2015).

La rivière Richelieu présente une pente moyenne de 0.3 m/km de sa source à son embouchure, ce qui équivaut à une dénivellation totale de plus de 33 m. Le régime hydrique de la rivière est naturel, il est contrôlé par les hauts fonds à la hauteur de Saint-Jean (Figure 3-1-c) qui restreignent le débit d'eau. La rivière est caractérisée par la présence de canal de Chambly. Ce canal débute en amont du pont Gouin à Saint-Jean-sur-Richelieu et se termine au niveau du bassin de Chambly. Le lac Champlain, situé au centre du système hydrographique, est un réservoir naturel qui a un fort impact sur les

débits de la rivière Richelieu. Du fait de son grand volume, il amortit les ondes de crues, protégeant ainsi la vallée du Richelieu des inondations. C'est principalement le niveau du lac qui détermine le débit de la rivière Richelieu, puisque 95 % du débit sortant de celle-ci, à son embouchure sur le Saint-Laurent, provient du lac Champlain (Riboust & Brissette, 2015).

Le lac de Champlain a atteint un niveau maximal en 2011, engendrant des débits importants au niveau de la rivière du Richelieu.

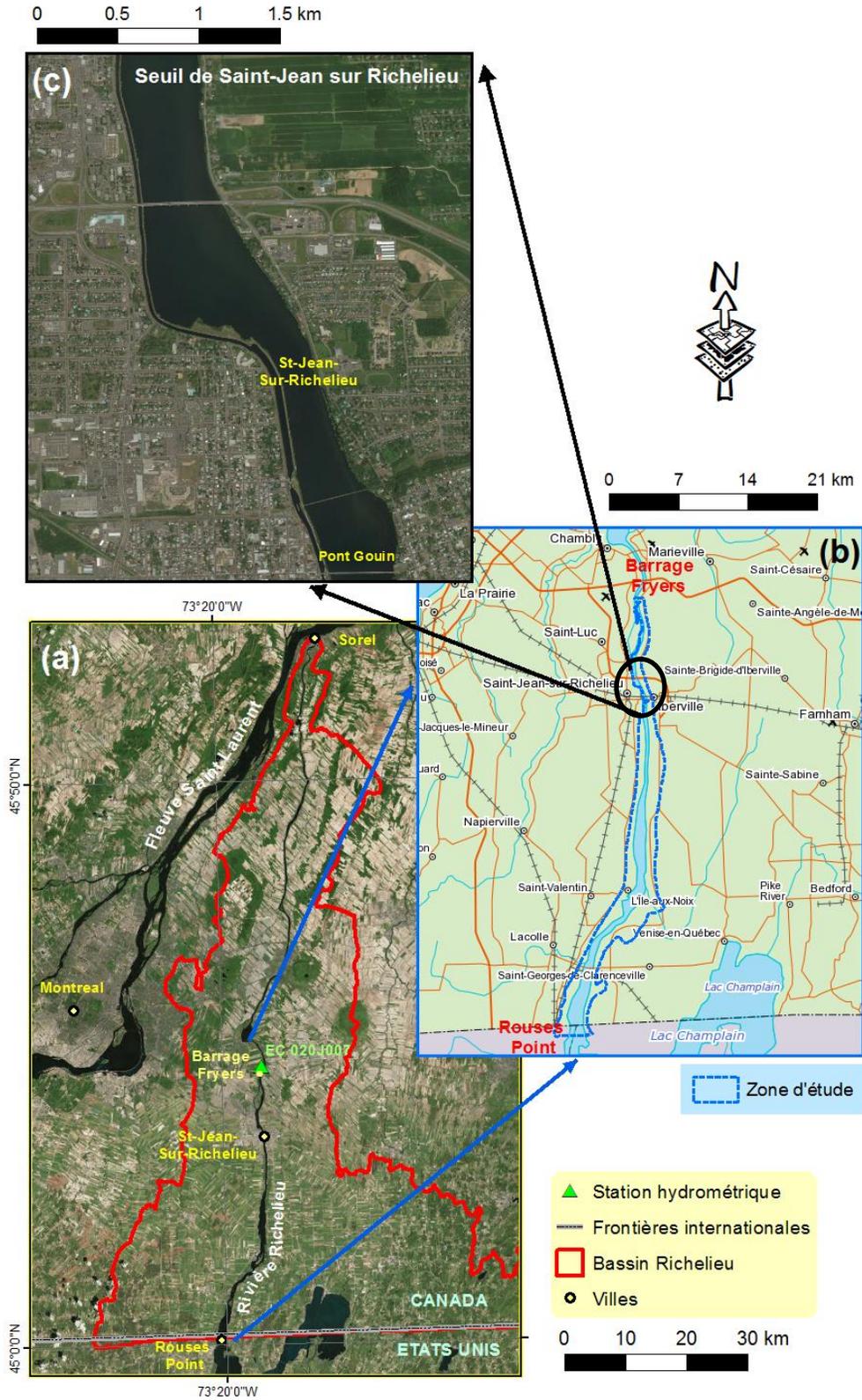


Figure 3-1 Bassin de la rivière Richelieu (a), domaine du modèle hydraulique (b), zone du haut fond rocheux de Saint-Jean-sur-Richelieu (c).

La rivière Richelieu est sujette à de fréquentes inondations, la crue du printemps 2011 représente un évènement atypique dans les archives. La crue de 2011 résulte en effet d'une fonte de neige tardive et rapide provenant des montagnes qui entourent le bassin du lac Champlain au cours de l'hiver 2011, suivie d'un printemps pluvieux. Ces montagnes sont principalement: les montagnes Adirondack et les montagnes Vertes. La crue de 2011 s'est marquée par sa durée exceptionnelle, près de deux mois, mais aussi par son intensité. Le seuil d'inondation de 27,07 m en niveau d'eau mesuré à la station de Rapid Fryers d'Environnement Canada (02OJ007) a été dépassé pour la première fois le 17 avril, avec un débit de 1080 m³/s. Le seuil des niveaux d'eau a continué en augmentant, pour atteindre un maximum historique le 6 mai, avec un débit de 1539 m³/s aux rapides Fryers à Carignan (Figure 3-2), provoquant ainsi des dommages énormes sur les rives des zones urbaines et agricoles. La ligne rouge horizontale à la Figure 3-2 identifie un record maximal instantané enregistré en 1993. Ce record a été battu le 6 mai 2011 (du Québec, 2013). Le gouvernement du Canada a évalué le coût de l'inondation 2011 à 88 millions de dollars canadiens, et à environ 3000 foyers inondés (CMI) (2013). Les secteurs les plus touchés par l'inondation se situent principalement en amont de la ville de Saint-Jean-sur-Richelieu.

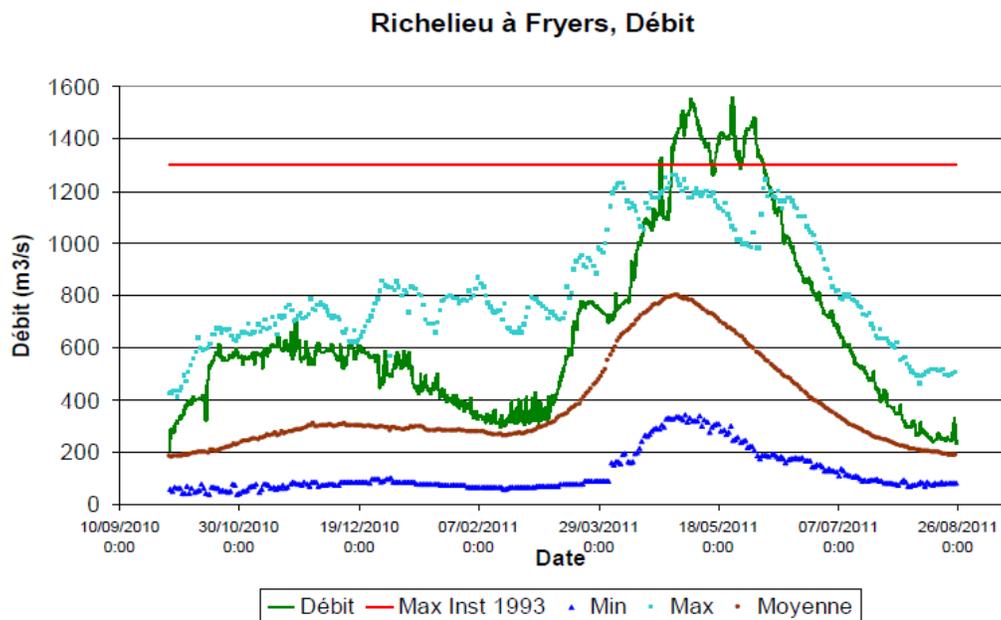


Figure 3-2 Débit de la rivière Richelieu au barrage Fryers à Carignan de 10/09/2010 à 26/08/2011 (Saad, 2014).

3.2 Modélisation hydraulique de la rivière Richelieu

Des modélisations hydrauliques ont été effectuées en utilisant le modèle H2D2 développé à l'INRS-Eau, Terre et Environnement (Secretan, 2013), pour le Groupe de travail technique international du lac Champlain et de la rivière Richelieu (Champoux *et al.*, 2015c). Le modèle résout les équations de Saint-Venant 2D non stationnaires, intégrées sur la verticale. Il est basé sur une discrétisation des équations en éléments finis. Ce programme est de type couvrant-découvrant. Les équations de Saint-Venant dans ce programme reposent sur les hypothèses d'incompressibilité, de pression hydrostatique et de stabilité du lit de la rivière (Giasson, 2008).

Le modèle H2D2 utilise la forme conservatrice des équations de conservation de la masse et de la quantité de mouvement. Il prend en compte localement les paramètres dus aux substrats, à la végétation aquatique et à la glace. Il procure en sortie les composantes (x,y) de la vitesse moyenne sur tous les nœuds de calcul. Tout le domaine de simulation est ainsi décrit soit directement aux nœuds de calcul, soit par interpolation entre ces nœuds. Le modèle mathématique est représenté par le système d'équations sous forme conservatrice en régime permanent résolu par H2D2.

- Équation de conservation de la masse :

$$\frac{\partial q_x}{\partial x} + \frac{\partial q_y}{\partial y} = 0, \quad (3-1)$$

- Équation de conservation de la quantité de mouvement :

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{q_x q_x}{H} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{q_x q_y}{H} \right) + C^2 \frac{\partial h}{\partial x} - \frac{1}{\rho} \left(\frac{\partial}{\partial x} (H \tau_{xx}) + \frac{\partial}{\partial y} (H \tau_{xy}) - \tau_x^b - \tau_x^s \right) - f_c q_y = 0, \quad (3-2)$$

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{q_y q_x}{H} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{q_y q_y}{H} \right) + C^2 \frac{\partial h}{\partial y} - \frac{1}{\rho} \left(\frac{\partial}{\partial x} (H \tau_{yx}) + \frac{\partial}{\partial y} (H \tau_{yy}) - \tau_y^b - \tau_y^s \right) + f_c q_x = 0, \quad (3-3)$$

Où

- $x(x,y)$ sont les coordonnées x et y.
- q_x, q_y sont les débits spécifiques selon x et y (m^2/s).
- h est la hauteur d'eau.
- H est la profondeur d'eau.

- c est la vitesse des vagues m/s.
- r est la masse spécifique de l'eau (10^3 kg/m^3).
- $u(u, v)$ est la composante de la vitesse m/s , $u = q_x/H(\text{m/s})$ et $v = q_y/H(\text{m/s})$.
- f_c est la force de Coriolis.
- τ_{yy} sont les contraintes de Reynolds ($\text{kg/s}^2\text{m}$)
- τ_x^b, τ_y^b sont les forces de friction au fond en x et y ($\text{kg/s}^2\text{m}$)
- τ_x^x, τ_y^x sont les frictions en surface en x et en y ($\text{kg/s}^2\text{m}$).

Le maillage stocke toutes les variables d'entrées requises pour la résolution des équations de Saint-Venant, ainsi que les variables résultantes pour la simulation du flux bidimensionnel. L'influence du vent et l'effet de Coriolis n'ont pas été pris en compte dans le modèle hydraulique. Les équations de Saint-Venant 2D non stationnaires sont intégrées dans le temps à l'aide d'un schéma implicite d'Euler, avec un pas de temps de simulation combiné à un algorithme de coupure du pas de temps en cas de non-convergence. Le système algébrique non linéaire qui en résulte est résolu par la méthode itérative de Newton (Yves Secretan & Matte, 2009, Yves Secretan & Matte, 2010).

Dans cette étude, le modèle hydraulique de la rivière Richelieu couvre le tronçon, allant de la frontière canado-américaine jusqu'aux vestiges du barrage Fryer au nord de Saint-Jean-sur-Richelieu, d'une longueur de près de 46 km (Figure 3-1-b). Ce modèle a été calibré par Environnement Canada en conditions stationnaires avec l'évènement du 25 octobre 2011 pour un débit de $1539 \text{ m}^3/\text{s}$. Des conditions de débits d'eau, mesurés à la station hydrométrique EC 02OJ007 aux Rapides Fryer à Carignan, ont été imposées à la limite amont du modèle à Rouses Point (US). Cette station est la propriété d'Environnement Canada. Pour la limite aval (le barrage Fryer), une relation niveau-débit a été établie exprimée par l'équation (3-4) issue de la série à la station de barrage Fryers:

$$H = Q/303.37^{(1/1.727)} + 25.52, \quad (3-4)$$

3.3 Données disponibles pour la modélisation hydraulique

L'impact de l'incertitude des variables d'entrée sur les sorties du modèle hydraulique sera étudié sur les variables suivantes : débits aux frontières, coefficient de Manning, ainsi et

la bathymétrie et la topographie sous forme de modèle de terrain. Tous ces paramètres sont entachés d'incertitudes dues à la variabilité naturelle des grandeurs physiques qu'ils représentent ou à l'imperfection de la connaissance exacte de leur valeur (Fahsi, 2009).

3.3.1 Débits

Les débits de crue, pour différentes périodes de retour, servant aux simulations hydrauliques de la rivière Richelieu ont été estimés par l'analyse fréquentielle. Cette analyse a été réalisée par l'intermédiaire d'une analyse statistique descriptive sur une série de valeurs de débits, notamment des maximas annuels (période retenue 1972-2011) enregistrés à la station hydrométrique EC 02OJ007 à Carignan. Cette station opérationnelle depuis 1937 est la seule à fournir de longues séries de mesures de débits sur la rivière Richelieu. L'analyse statistique a été réalisée à l'aide du logiciel d'ajustement des lois statistiques HYFRAN (Bobée *et al.*, 1999). La loi statistique normale avec la méthode de vraisemblance ont été retenue pour la station hydrométrique pour estimer les différentes valeurs de crues.

La courbe résultante de l'ajustement de la loi normale permet d'estimer les débits de périodes de retour sur lesquelles s'est basée cette recherche avec des intervalles de confiance à 95% (Figure 3-3).

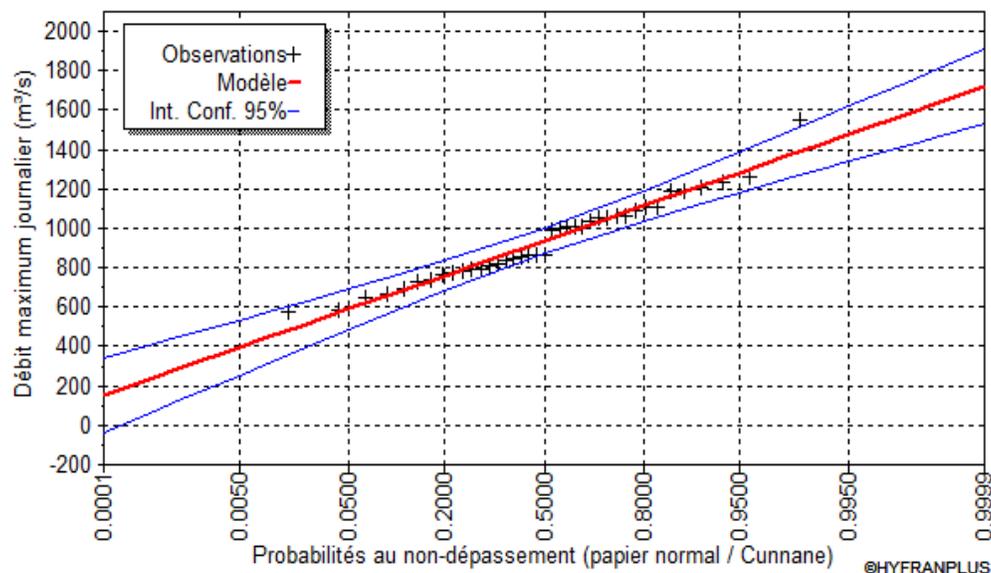


Figure 3-3 Distribution de fréquence des crues (Station EC 02OJ007).

Les valeurs d'incertitudes associées aux crues sélectionnées pour cette étude sont présentées au Tableau 3-1. La première colonne contient les débits de crue sélectionnés. La seconde colonne contient les périodes de retour des événements de crue sélectionnés. La troisième colonne indique l'écart type de crues associées à chacune des crues sélectionnées. La quatrième colonne contient la probabilité au non-dépassement d'une crue. La dernière colonne présente enfin l'intervalle de confiance 95% des crues sélectionnées.

Tableau 3-1 Incertitudes associées aux débits de crue sélectionnés.

Débit (m³/s)	Période de retour (ans)	Écart-type (m³/s)	Probabilité au non-dépassement	Intervalle de confiance 95%
759	1.25	39.4	0.20	682-836
824	1.4	36	0.30	755-897
936	2	33.7	0.50	870-1000
1113	5	39.4	0.80	1040-1190
1282	20	53	0.95	1180-1390
1539	500	77	0.99	1430-1750

3.3.2 Topographie

Pour construire le modèle numérique d'élévation (MNE) de la rivière Richelieu, trois jeux de données topobathymétriques ont été obtenus par Environnement Canada pour modéliser le tronçon étudié: les données LiDAR pour la topographie de la plaine inondable, les données du Service Hydrographique du Canada (SHC) pour la bathymétrie du chenal, et les transects de bathymétrie pour les secteurs hors chenal fournis par Parc Canada. Les données LiDAR ont été produites en 2013, au cours d'une campagne de relevés sur l'ensemble du secteur sud-est de la Montérégie. La densité du levé LIDAR est de 1 pt/m² d'une précision altimétrique et planimétrique de ± 15 cm. L'erreur verticale propre au système de positionnement aéroporté est d'environ 3 cm. Concernant la bathymétrie, l'erreur est généralement très faible. Selon le SHC, la précision typique pour ce genre de relevé est d'environ ± 5 cm. Le MNE généré à partir de ces données LiDAR est présenté à la Figure 3-4.

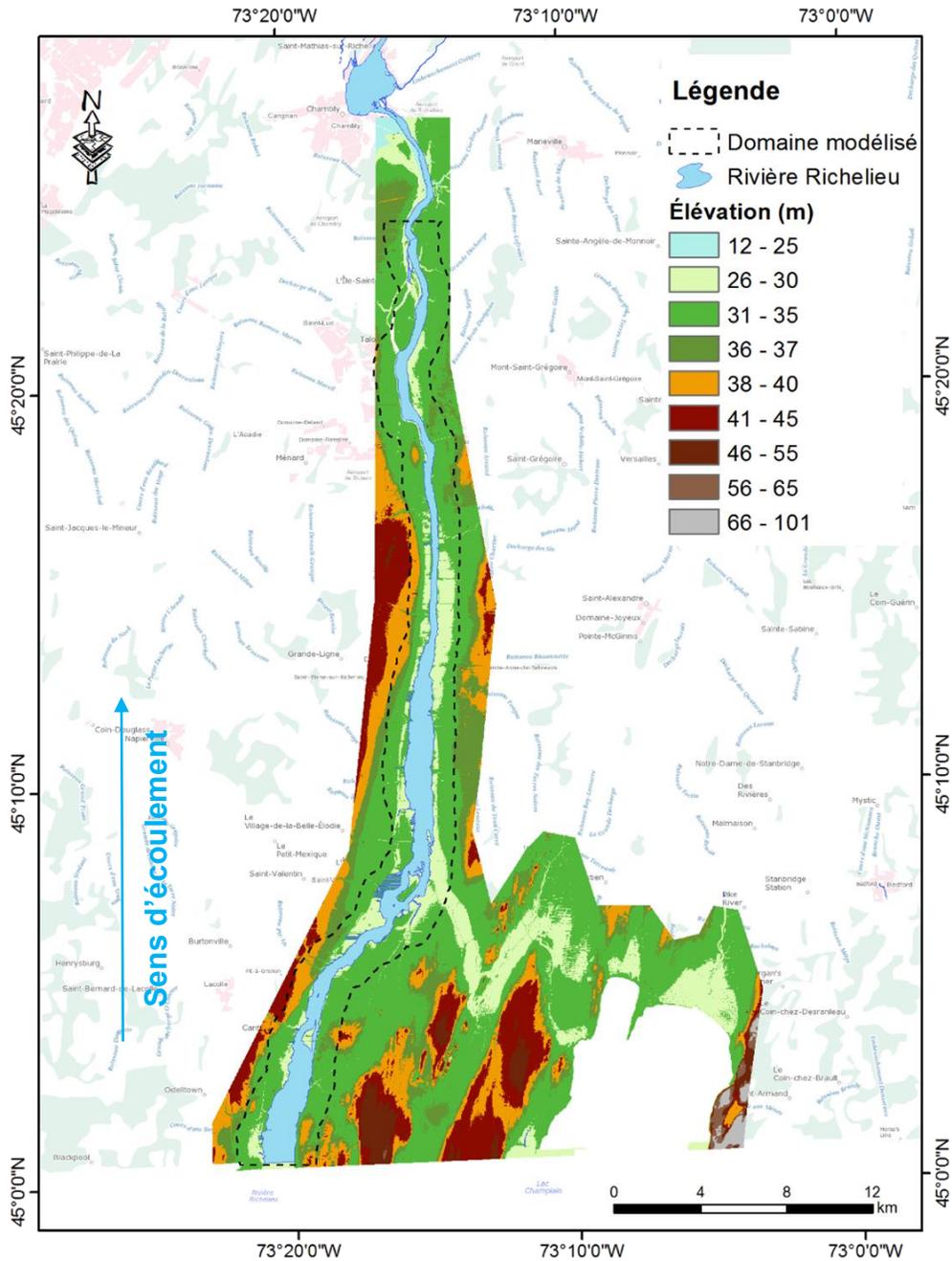


Figure 3-4 Topographie des zones riveraines de la rivière Richelieu sous forme de modèle altimétrique numérique dérivée de données LiDAR. Les valeurs sont en mètres.

3.3.3 Coefficient de Manning

La rugosité de la rivière est représentée par le coefficient de Manning. La valeur de ce coefficient utilisée lors du développement du modèle hydraulique de la rivière Richelieu

est variable spatialement et est déduite à partir d'échantillons de caractérisation de substrat. Cette classification est ensuite convertie en coefficient de Manning, suivant la méthode de (Morin *et al.*, 2000). Par contre pour cette étude on ne disposait pas de données de substrat pour produire des cartes de frottement. Cette distribution de Manning a été fournie par Environnement Canada. Les coefficients de Manning ont été ajustés lors de l'étalonnage pour recouper les niveaux d'eau. La distribution des coefficients de Manning étalonnés dans la rivière Richelieu est présentée à la Figure 3-5. En général, le substrat en amont du pont Gouin est formé de sable fin et de silt. Quelques petits blocs, d'environ 30 cm de diamètre, ont été aussi observés. Le substrat est beaucoup plus grossier en aval du pont Gouin, à l'approche du seuil hydraulique naturel de Saint-Jean-sur-Richelieu, où les blocs sont plus nombreux en raison des courants forts.

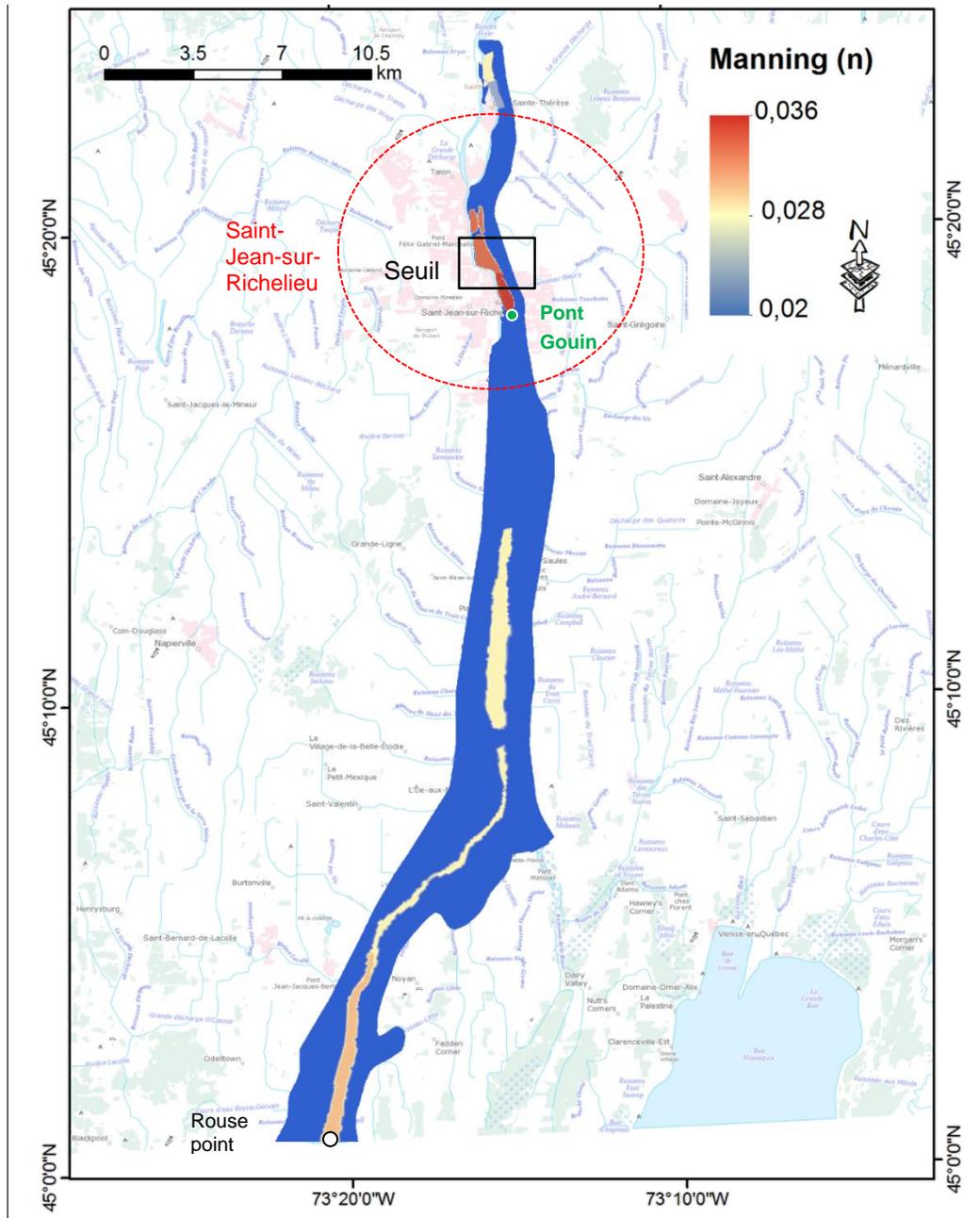


Figure 3-5 Coefficients de Manning dans la rivière Richelieu (source : Environnement Canada).

3.3.4 Maillage hydraulique

Un maillage hydraulique a été créé pour le tronçon de la rivière Richelieu. Ce maillage a été fourni par le service météorologique d'Environnement Canada. La topographie et le frottement ont été assemblés sur un maillage 2D aux éléments finis, composé de 97261 nœuds et de 47 643 éléments. Le maillage a été construit de manière à représenter le

terrain de façon précise. La taille moyenne de la maille est de 25 m avec des raffinements allant jusqu'à 1m. Ce raffinement a été appliqué autour de certaines particularités physiques et structurelles de la rivière Richelieu (ex. : Pont Gouin et Barrage Fryer illustré respectivement sur les blocs b et c de la Figure 3-6). Le maillage de la rivière est présenté à la Figure 3-6.

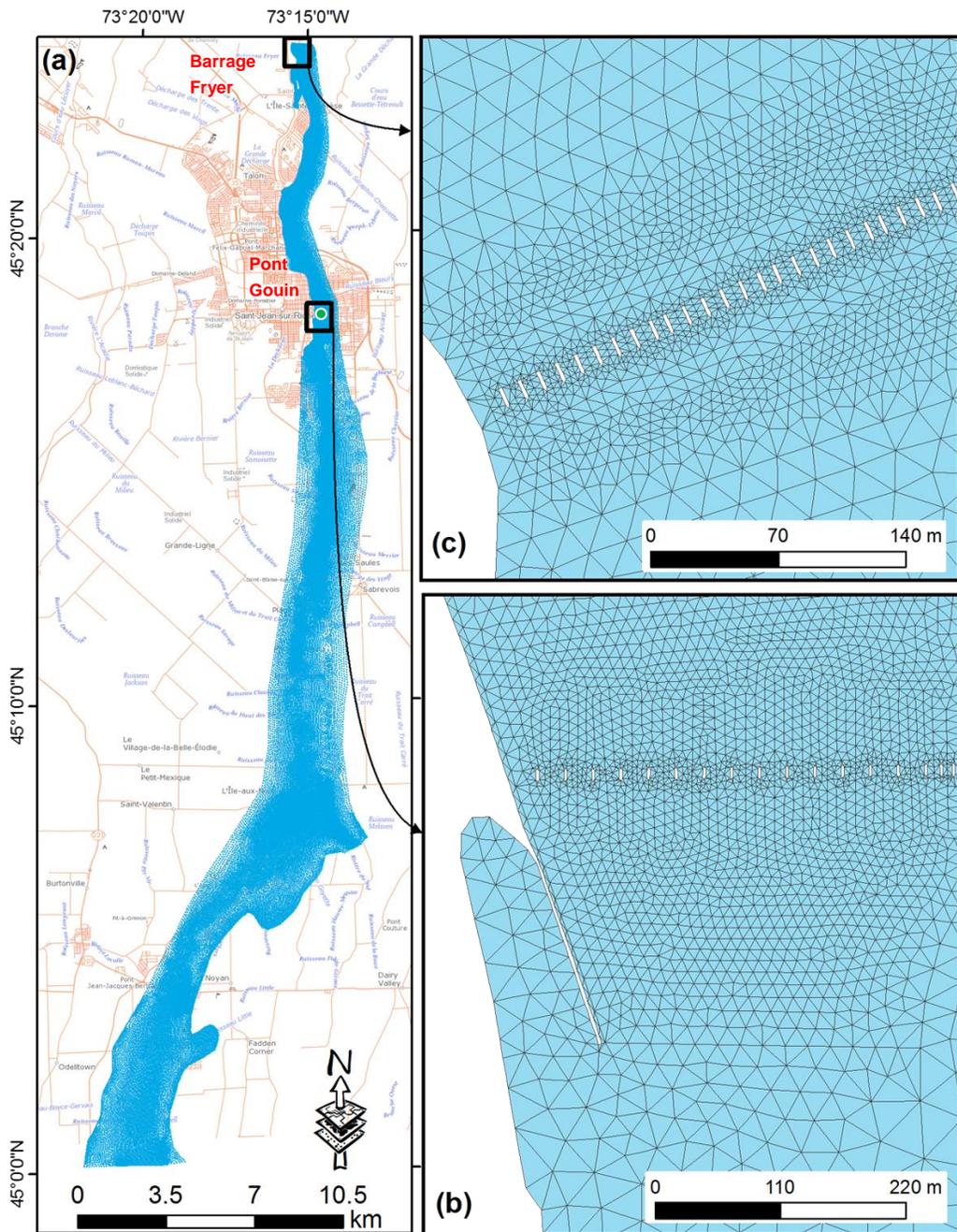


Figure 3-6 Maillage aux éléments finis dans la rivière Richelieu avec zoom sur le pont Gouin et le barrage Fryer à Saint-Jean-sur-Richelieu (source : Environnement Canada).

3.4 Données de vulnérabilité

Cette sous-section présente l'ensemble des données qui ont été utilisées pour développer la méthode de cartographie du risque moyen annuel des bâtiments résidentiels sur un secteur inondé de la ville de Saint-Jean-sur-Richelieu.

3.4.1 Localisation de secteur d'étude pour la vulnérabilité

La zone d'étude sur laquelle la méthode d'évaluation des dommages et du risque d'inondation a été appliquée est un secteur résidentiel situé au sud de la municipalité de Saint-Jean-sur-Richelieu (Figure 3-7). Ce secteur a été choisi, car il s'agit d'un des quartiers de la municipalité de Saint-Jean-sur-Richelieu qui a été le plus touché par les inondations de 2011 avec 323 bâtiments touchés. Le secteur comprend 800 résidentiels.

3.4.2 Nature des dommages considérés

Dans le cadre de cette recherche, la nature des dommages retenue prend en compte les dommages directs tangibles à l'habitation et en particulier les dommages résidentiels à la structure. Cette limitation s'explique par les considérations suivantes :

- L'information sur la valeur du mobilier est absente dans les bases de données issues de la méthode (Bonnifait, 2005). Elle témoigne uniquement des dommages à la structure des bâtiments.
- Les dommages indirects, les dommages aux bâtiments industriels, aux commerces ou aux infrastructures publiques sont très complexes, et sont trop spécifiques (ex : équipements, industries).

De même, cette étude n'inclut pas une catégorie importante de dommages sur la population considérée comme des dommages intangibles, e.g. impact psychologique d'une crue, perte de patrimoine historique ou décès. Cette catégorie présente aussi un intérêt surtout pour les services de sécurité civile afin de cibler les populations ayant un besoin prioritaire d'assistance et déterminer les actions nécessaires dans la zone inondée.

3.4.3 Courbes de dommages-submersion considérés

Dans la pratique, du fait d'un manque de données et de moyens pour recalibrer les modèles, les courbes de dommages sont souvent réutilisées sur d'autres sites, en faisant l'hypothèse que les conditions de dommage sont identiques.

Dans ce travail, nous nous sommes basés sur les courbes au bâti proposées par Bonnifait (2005). Quatre cas de courbes sont utilisés : i) 1 étage avec sous-sol, ii) 1 étage sans sous-sol, iii) 2 étages avec sous-sol, iv) 2 étages sans sous-sol. L'état des sous-sols (fini ou non fini) des bâtiments résidentiels n'étant pas renseigné dans les rôles d'évaluation des municipalités du Québec, il a été décidé de considérer l'ensemble des sous-sols comme finis dans cette étude. Cette hypothèse engendre cependant une surestimation des dommages. Les courbes utilisées ne tiennent compte que de la hauteur de submersion et du type d'enjeu considéré : elles ne tiennent compte ni de la durée de submersion ni de la vitesse des eaux. Les durées de submersion renseignées sont peu nombreuses dans les dossiers catastrophes. Elles sont parfois prises en compte lorsqu'il y a suffisamment de données significatives.

Ces courbes de dommages sont programmées et intégrées au SIG. Pour chaque bâtiment résidentiel, le SIG calcule une estimation des dommages en utilisant la courbe adéquate selon le type et avec, comme variable, la hauteur de submersion.

Le Tableau 3-2 présente les équations des différentes catégories de courbes de dommages-submersion illustrées à la Figure 2.3., avec le taux d'endommagement (T_xe) et la hauteur de submersion (h) en mètres par rapport au plancher principal.

Tableau 3-2 Courbes de dommages-submersion utilisées.

Nombre d'étages	Sous-sol	Dommages (%)
1 étage	Avec sous-sol	$T_{xe} = 0.36 \exp(-0.04 \exp(-1.6h))$ si $h < -0.4$ $T_{xe} = \exp(-0.7 \exp(-1.1h))$ si $h \geq -0.4$
	Sans sous-sol	$T_{xe} = 0.08 \exp(1.3h)$ si $h < 0$ $T_{xe} = \exp(-2.4 \exp(-1.8h))$ si $h \geq 0$
2 étages	Avec sous-sol	$T_{xe} = 0.27 \exp(-0.04 \exp(-1.6h))$ si $h < -0.4$ $T_{xe} = 0.81 \exp(-0.7 \exp(-1.3h))$ si $-0.4 \leq h < 2.5$ $T_{xe} = \exp(-0.7 \exp(-2.1h(h - 2)))$ si $h \geq 2.5$
	Sans sous-sol	$T_{xe} = 0.27 \exp(-0.04 \exp(-1.6h))$ si $h < -0.4$ $T_{xe} = 0.81 \exp(-0.7 \exp(-1.3h))$ si $-0.4 \leq h < 2.5$ $T_{xe} = \exp(-0.7 \exp(-2.1h(h - 2)))$ si $h \geq 2.5$

3.4.4 Caractérisation des typologies résidentielles

Les facteurs considérés lors de l'évaluation de la vulnérabilité des bâtiments résidentiels sont:

- Le nombre d'étages: c'est l'une des variables les plus considérées pour rendre compte de la distribution proportionnelle des dommages sur le bâtiment. Le taux d'endommagement dépend de la hauteur du bâtiment et diminue à mesure que le nombre d'étages augmente, car les étages supérieurs sont moins affectés par l'aléa.
- La présence ou l'absence de sous-sol: dans la même logique que la prise en compte du nombre d'étages, les sous-sols sont généralement le premier niveau du bâtiment affecté par l'inondation et ont donc un impact direct sur la distribution des dommages (taux d'endommagement). Par ailleurs, les logements avec sous-sol ont des fondations plus profondes, ce qui les rend plus vulnérables.
- L'élévation du premier plancher: lors de l'évaluation de la hauteur de submersion des logements, il est crucial de déterminer des hauteurs standardisées entre le premier plancher (soit un sous-sol ou le rez-de-chaussée) par rapport au niveau

du terrain. Cette information est indispensable pour déterminer si le bâtiment est atteint ou non par l'eau au cours de l'inondation. Bonnifait (2005) propose à partir d'une analyse des caractéristiques de l'habitat québécois, d'attribuer une valeur approximative de + 0,30 m pour les bâtiments résidentiels sans sous-sol et de - 1,60 m pour les bâtiments résidentiels avec sous-sol. Ces valeurs approximatives ont été retenues pour cette étude comme les valeurs d'élévation du premier plancher pour ces deux types de bâtiments.

- La valeur et l'emplacement des bâtiments: la valeur et l'emplacement des bâtiments résidentiels ont été obtenus à partir du rôle d'évaluation de la municipalité. Le rôle d'évaluation utilisé pour cette étude est celui de 2015. Les bâtiments situés sur le secteur d'étude ont été numérisés manuellement à partir d'une photographie aérienne à haute résolution de la municipalité de Saint-Jean. Ces bâtiments sont représentés sous forme de polygones géoréférencés, ce qui permet de faciliter leur intégration dans un SIG.

Afin d'évaluer de manière précise la vulnérabilité du bâti, la typologie du bâti a été définie, en tenant compte des caractéristiques principales des bâtiments résidentiels au Québec et de l'évaluation établie en 2015 pour la ville de Saint-Jean-sur-Richelieu. Cette typologie repose sur trois grandes catégories, le rez-de-chaussée étant considéré comme un étage : 1 étage avec ou sans sous-sol, 2 étages avec ou sans sous-sol (Figure 3-7). Les bâtiments de trois étages et plus, abritant plusieurs logements, sont exclus de la typologie. Selon le rôle d'évaluation foncière de la municipalité, parmi les 800 bâtiments résidentiels présents dans cette zone, on retrouve 130 bâtiments avec sous-sol et 670 bâtiments sans sous-sol. Les bâtiments sans sous-sol, et ayant ainsi un premier plancher surélevé y sont donc majoritaires.

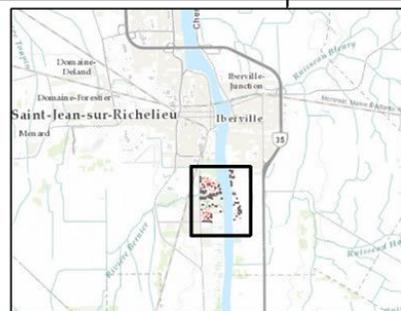
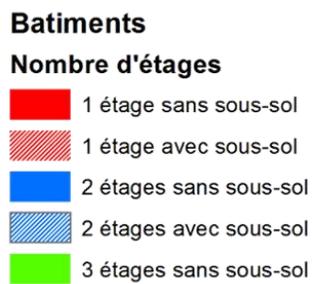
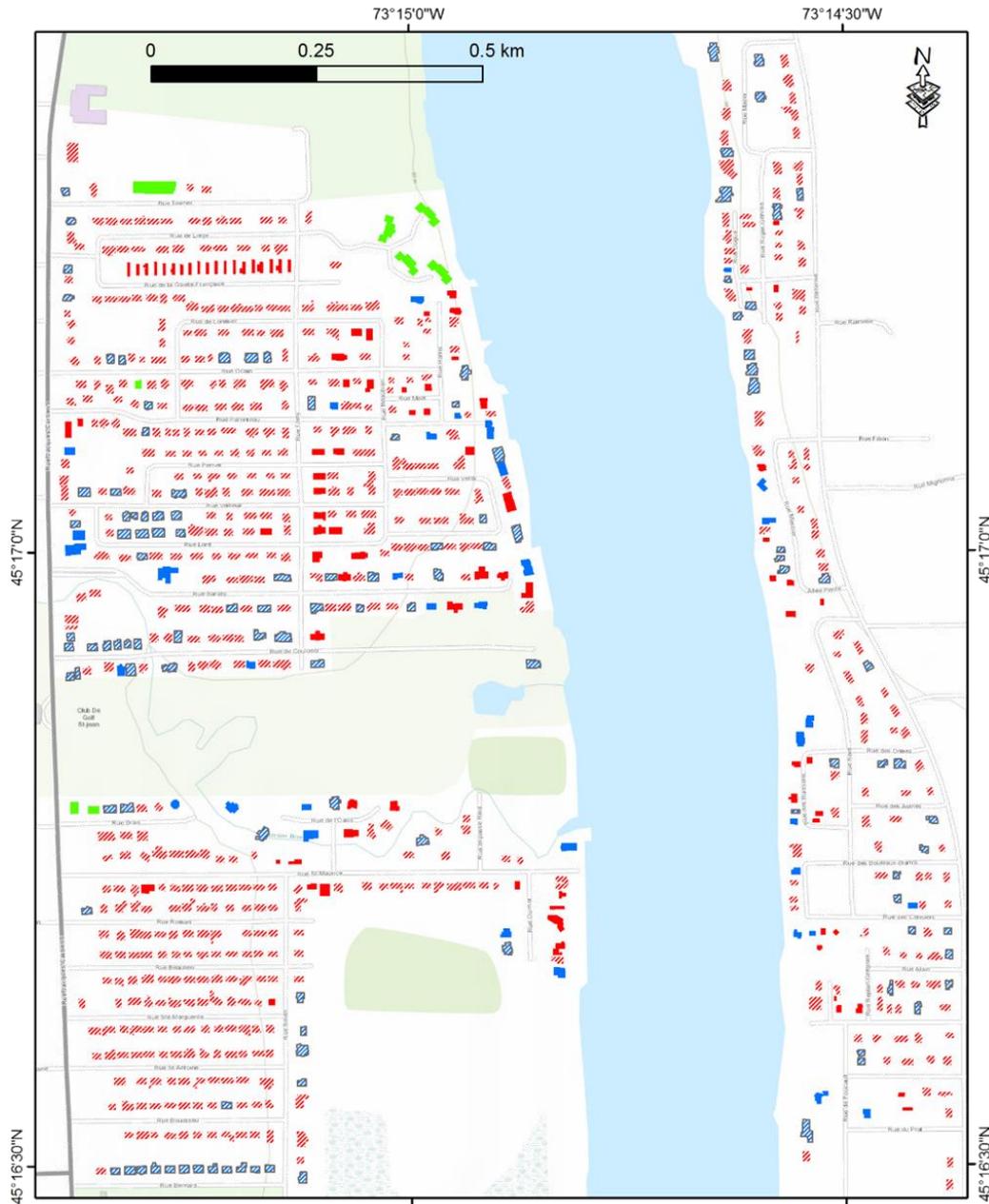


Figure 3-7 Typologie des résidences présentes dans le secteur d'étude. (source des données, municipalité de Saint-Jean-sur-Richelieu)

3.5 Méthodes statistiques d'analyse d'incertitudes

3.5.1 Méthode de l'estimation par points (MEP)

Pour mener à bien l'étude des effets de l'incertitude sur les sorties du modèle H2D2 de la rivière Richelieu, on propose d'utiliser la méthode d'estimation par point (MEP) proposée par Rosenblueth (1975). Il s'agit d'une technique permettant d'évaluer les moments des fonctions de variables aléatoires en fonction des premiers moments de ces variables. Le choix de cette méthode s'appuie sur plusieurs arguments. Le modèle hydraulique dont on veut analyser les incertitudes est :

- non linéaire ;
- sa transcription analytique est très complexe.

La mise en place de cette méthode trouve dans l'argument de réduction de temps de simulation toute sa justification particulièrement dans les modèles hydrauliques complexes. De plus, cette méthode ne nécessite ni la connaissance de l'expression analytique ni des moyens de calculs très puissants.

De plus, la méthode de MEP ne considère pas la propagation de l'incertitude des entrées vers les sorties d'un modèle comme étant un problème de variables aléatoires, mais comme un problème d'intégration numérique approximative. De surcroît, elle ne requiert pas un nombre élevé de simulations contrairement à la méthode de Monte-Carlo. Son principe de base consiste à calculer les intégrales présentes dans les expressions des moments statistiques par la quadrature gaussienne. La méthode MEP a également été améliorée par d'autres chercheurs (Christian & Baecher, 1999, Harr, 1989, Lind, 1983).

Le calcul des moments statistiques des sorties de modèle résultant de l'incertitude sur les variables d'entrée peut être effectué à l'aide des équations suivantes:

Pour la moyenne :

$$u_1 = \int f(v) \cdot P(v) dv, \quad (3-5)$$

Pour la variance :

$$u_2 = \int (f(v) - u_1)^2 P(v) dv, \quad (3-6)$$

Où, v est le vecteur variable appartenant à l'espace des variables d'entrée du modèle, $f(v)$ est la sortie du modèle et $P(v)$ est la probabilité conditionnelle pour l'obtention de $f(v)$.

Le vecteur aléatoire v est remplacé par un vecteur normalisé standardisé z , construit de telles sortes que les nouvelles variables soient indépendantes. La transformation s'effectue via l'équation suivante :

$$v = u_{1v} + \sigma_{2v}^{\frac{1}{2}} \cdot z, \quad (3-7)$$

u_{1v} , σ_{2v} étant respectivement, la valeur moyenne et la variance de v .

En raison de l'indépendance entre les nouvelles variables z , la probabilité conditionnelle sera une simple multiplication des probabilités individuelles :

$$u_1 = \int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} f(v) \cdot P(z_1) \dots P(z_p) dz_1 \dots dz_p, \quad (3-8)$$

$$u_2 = \int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} (f(v) - u_1)^2 \cdot P(z_1) \dots P(z_p) dz_1 \dots dz_p, \quad (3-9)$$

$$u_3 = \int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} \left(\frac{f(v) - u_1}{\sqrt{u_2}} \right)^2 \cdot P(z_1) \dots P(z_p) dz_1 \dots dz_p, \quad (3-10)$$

où, v est la dimension de l'espace V (nombre des variables d'entrée du modèle). Un moyen efficace pour estimer ces intégrales multidimensionnelles des équations (3-8), (3-9) et (3-10) est d'utiliser la quadrature gaussienne de p dimensions, dont une dimension est exprimée par :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} f(v) p(z) dz = \sum_{i=0}^n A_i \cdot f(v), \quad (3-11)$$

Où, n est le nombre de nœuds et A_1 le coefficient de pondération calculé par la formule de la quadrature gaussienne. Il s'agit d'une technique numérique qui transforme l'intégrale d'un produit d'une fonction $f(v)$ par une fonction de pondération $P(z_1)$ en une

somme des produits de la même fonction, pour certaines valeurs de v dits nœuds, multipliés par des coefficients de pondération correspondants à la fonction de pondération originelle $P(z_1)$.

En choisissant une fonction de poids comme une fonction de densité de probabilité, les moments (coefficients de pondération) peuvent être calculés facilement. En prenant l'exemple d'une distribution normale standardisée, la fonction du poids devient :

$$p(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2}, \quad (3-12)$$

Les nœuds sont réels, distincts, uniques et sont calculés comme les n racines du n ème polynôme d'Hermite H_n . Le Tableau 3-3 présente les abscisses et les coefficients de pondération d'une distribution normale standardisée.

Tableau 3-3 Les abscisses et coefficients de pondération d'une distribution normale standardisée tirés de Pugachev (2014).

nombre de noeuds	Variable normalisée (z_1)	Coefficients de pondération A_1
0	0	1
1	± 1	0.5
2	0	0.666
	± 1.7320	0.166
3	± 0.741	0.454
	± 2.334	0.045

Le nombre de simulations nécessaires pour calculer tous les moments est donc :

$$(n + 1)^p, \quad (3-13)$$

n est le nombre de nœuds et p est le nombre de variables. La méthode MEP requiert l'indépendance entre les erreurs dans les différentes variables d'entrée. Ainsi, la distribution de l'erreur autour des variables d'entrée est considérée normale.

On peut résumer l'utilisation de la formule de la méthode MEP pour l'estimation des moments des sorties de modèle à trois variables d'entrée, résultant de l'incertitude sur ces derniers, par les étapes de calcul suivantes (Chokmani *et al.*, 2001):

- Choix du nombre de nœuds pour chaque variable. Dans notre étude, le nombre sera fixé à 2. Le Tableau 3-3 donne pour chaque valeur de la variable standardisée le coefficient de pondération A_i qui lui est associé.
- Calcul des abscisses et des coefficients de pondération pour chaque variable standardisée. Les abscisses correspondent aux différentes combinaisons des variables d'entrée calculées à l'aide de l'équation (3-7), et ce pour les différentes valeurs de z .
- Exécution du modèle avec les différentes valeurs d'abscisses, pour un total de $(n + 1)^p$ simulations, soit :

$$u_1 = \sum_{k=0}^n A_k \sum_{j=0}^n A_j \cdot \sum_{i=0}^n A_i \cdot f(V_{1i}, V_{2j}, V_{2k}), \quad (3-14)$$

$$u_2 = \sum_{k=0}^n A_k \sum_{j=0}^n A_j \cdot \sum_{i=0}^n A_i \cdot [f(V_{1i}, V_{2j}, V_{2k}) - u_1]^2, \quad (3-15)$$

- Calcul des différents moments statistiques des sorties à l'aide de la formule de la MEP, à l'aide des équations (3-14) et (3-15).

Le schéma suivant illustre l'utilisation de la formule de la MEP pour l'estimation des moments statistiques des sorties d'un modèle à deux variables d'entrée Figure 3-8.

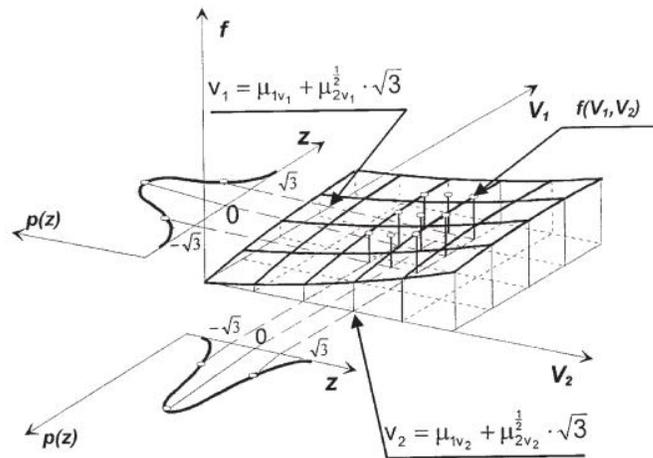


Figure 3-8 Schéma de l'utilisation de la formule MEP pour estimer les moments des sorties d'un modèle à deux variables, tirée de Chokmani *et al.* (2001).

3.5.2 Méthode d'analyse de sensibilité relative

L'analyse de sensibilité relative est une approche utilisée pour analyser les effets de la variation des valeurs variables d'entrée (ou des paramètres) sur les sorties du modèle. Elle consiste à faire varier les valeurs de ces variables dans un intervalle donné et à en observer les effets sur les sorties correspondantes.

Considérons un modèle dont la sortie f est fonction des variables d'entrée $V_i (i=1, \dots, n)$. Définissons également, un scénario nominal $f(V_i^0)$, qui est la sortie du modèle à la valeur nominale V_i^0 de V_i . Étant donné qu'elle représente le taux de la variation de V_i , la sensibilité (S) peut être définie comme étant la dérivée partielle de f , évaluée au scénario nominal, par rapport à V_i :

$$S(V_i) = \left[\frac{\partial f}{\partial V_i} \right]_{V_i^0}, \quad (3-16)$$

Où S est une mesure absolue ou marginale de la sensibilité. Elle est fonction de l'échelle ou de l'unité de mesure de f et de V_i , ce qui ne permet pas de comparer des variables entre elles. On définit alors, la sensibilité relative (Sr) comme étant le produit de la sensibilité absolue par le rapport entre la variable d'entrée nominale et la sortie du modèle correspondante. Elle est une mesure de la pente de la surface de réponse du modèle au niveau de la valeur nominale de la variable d'entrée (Équation (3-16)). Elle exprime le pourcentage de changement dans les sorties d'un modèle par unité de changement de la variable d'entrée. Cette sensibilité n'est affectée ni par l'échelle ni par l'unité dans laquelle les entrées et les sorties sont exprimées par l'équation suivante :

$$Sr(V_i) = \left[\frac{\partial f}{\partial V_i} \right]_{V_i^0} \frac{V_i^0}{f(V_i^0)}, \quad (3-17)$$

Étant donné la nature complexe de certains modèles, il est difficile de calculer les dérivées partielles par rapport aux variables indépendantes. Par conséquent, la méthode des différences finies peut être utilisée pour estimer les dérivées partielles dans le calcul de sensibilité relative. Ainsi, l'équation (3-17) devient :

$$Sr(V_i) = \left[\frac{\Delta f(V_i)}{\Delta V_i} \right]_{V_j^0, j, j \neq i} \frac{V_i^0}{f(V_i^0)} \quad (3-18)$$

Où ΔV_i est l'intervalle de variation autour de la valeur nominale et $\Delta f(V_i)$ est la différence entre les sorties des deux extrémités de ΔV_i , les autres variables sont maintenues à leurs valeurs nominales. C'est une mesure linéaire de la sensibilité, qui ne tient compte que d'une seule variable à la fois. L'effet de variation croisée de deux variables ou plus ne peut ainsi pas être estimé. L'exemple suivant montre le calcul de la sensibilité relative dans le cas d'un modèle à deux variables d'entrée (Figure 3-9).

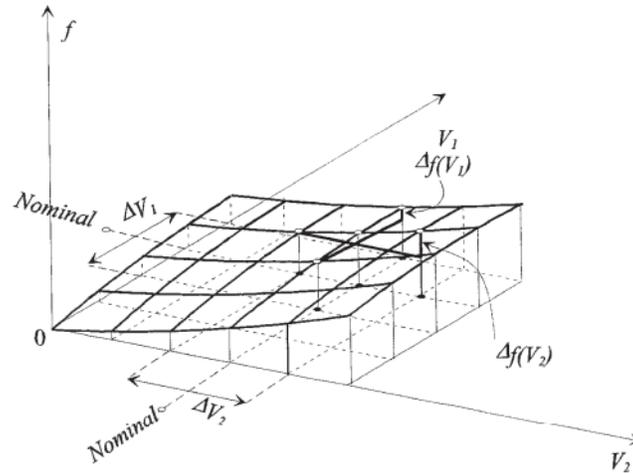


Figure 3-9 Schéma de l'utilisation de la formule MEP pour estimer les moments des sorties d'un modèle à deux variables, tirée de Chokmani *et al.* (2001)

Quand il n'est pas possible de calculer les indices de sensibilité analytiquement avec un grand nombre de simulations Monte-Carlo, il convient d'utiliser une méthode d'échantillonnage convenable moins coûteuse. Plusieurs stratégies alternatives sont disponibles dans la littérature (Pianosi *et al.*, 2016). Parmi les critères qui déterminent le choix de ces méthodes figure celui de la taille de l'échantillon N. Le choix de ce critère a un impact considérable sur le calcul, étant donné que l'exécution du modèle est généralement beaucoup plus coûteuse en terme de temps.

Dans cette étude, l'échantillonnage de la quadrature gaussienne a été appliqué. La quadrature de Gauss est considérée comme l'une des meilleures méthodes d'échantillonnage stratifié qui utilise les valeurs de fonction aux points d'échantillonnage avec les poids correspondants (Pugachev, 2014). Pour cette étude, nous avons identifié les valeurs nominales des variables d'entrée de modèle hydraulique. Dans le but d'alléger les calculs, l'intervalle de variation de chacune des variables d'entrée a été fixé à $\sqrt{3}$ fois

la valeur de l'incertitude correspondante (Tableau 3-3), puisque ces mêmes intervalles ont servi dans les calculs pour la propagation de l'incertitude. Pour chaque variable du modèle, les sorties ont été calculées pour trois valeurs de la variable en question : une valeur nominale (valeur observée), une valeur supérieure ($\sqrt{3}$ fois la valeur de l'incertitude) et une valeur inférieure ($\sqrt{3}$ fois la valeur de l'incertitude).

4 SYNTHÈSE DES TRAVAUX DE RECHERCHE

4.1 Objectif 1 : analyse de sensibilité d'un modèle hydraulique de la rivière Richelieu

4.1.1 Introduction

Les modèles hydrauliques numériques sont des outils particulièrement adaptés pour la génération d'informations indispensables à la gestion du risque d'inondation, et cela est aussi vrai en phase de prévention qu'en phase de gestion de crise (Neal *et al.*, 2007). Ces modèles numériques reposent sur une approche déterministe. Cependant, la structure du modèle choisi, les paramètres, les données d'entrée impliquent de nombreuses incertitudes. Ces derniers se répercutent sur les résultats issus de ce modèle (Beven & Hall, 2014). Les analyses d'incertitudes liées aux données d'entrée du modèle relèvent souvent d'une analyse de sensibilité. Il s'agit de tester l'effet de variation des variables d'entrée (ou des paramètres) sur les sorties du modèle.

L'objectif de cette partie de la thèse est de fournir une estimation quantitative de l'influence relative des variations au niveau des variables d'entrée, sur les hauteurs d'eau du modèle H2D2 de la rivière Richelieu. Pour cette raison, une méthode d'analyse de sensibilité relative employant les différences finies est utilisée. Les simulations hydrauliques ont été réalisées à l'aide du programme H2D2 (Secretan, 2013), qui résout les équations de Saint-Venant 2D stationnaires et non stationnaires, intégrées sur la verticale (cf. section 3.2).

4.1.2 Approche méthodologique

L'analyse de sensibilité relative du modèle hydraulique H2D2 est basée sur la perturbation des distributions de probabilité des variables d'entrée, dans un intervalle donné et sur l'observation de ses effets sur les sorties correspondantes. Cette méthode est basée sur le calcul des indices de sensibilité relative. Les bases théoriques de l'analyse de sensibilité relative ainsi que la stratégie d'échantillonnage utilisé sont présentées en détail à la section 3.5. L'analyse de sensibilité relative s'est ainsi déroulée sur trois étapes :

A. Étape1 : détermination de l'incertitude liée aux variables d'entrée du modèle

Pour mener cette étape, trois variables d'entrée ont été considérées, à savoir les débits, le coefficient de Manning, et la topographie du seuil de Saint-Jean. La variable de sortie est les hauteurs de l'eau estimées pour quatre débits différents: 759, 824, 936, 1113 m³/s. Ces débits correspondent respectivement aux périodes de retour: 1,25, 1,4, 2, 5 ans. En pratique, pour caractériser les incertitudes des variables d'entrée, l'intervalle de variation de chacune des variables d'entrée a été fixé à $\sqrt{3}$ fois la valeur de l'incertitude correspondante, en cas de 2 nœuds (cf. Tableau 3-3). En effet, en raison de l'incertitude liée aux données d'entrée sur la modélisation et suite aux simulations sur les variables (par itération par exemple), les sorties suivent une distribution qui est caractérisée par une moyenne et un écart type. Ainsi, pour chaque variable du modèle, les sorties ont été calculées pour trois valeurs de la variable en question : une valeur nominale (valeur moyenne), une valeur supérieure (valeur nominale + $\sqrt{3}$ fois la valeur de l'incertitude) et une valeur inférieure (valeur nominale - $\sqrt{3}$ fois la valeur de l'incertitude). Les valeurs supérieure et inférieure déterminent l'espace d'incertitude de la variable, nommée aussi intervalle de variation. C'est ce dernier qui est, traditionnellement, utilisé dans le calcul de la sensibilité.

- Incertitude sur les débits

Pour déterminer l'intervalle de variation des débits, une analyse fréquentielle de la série des débits à la station hydrométrique aux rapides Fryers, couvrant la période 1972 à 2011, a été effectuée (cf. section 3.3.1). L'incertitude est décrite par l'écart type donné par l'intervalle de confiance à 95 % de l'ajustement de la loi de normale sur la série de débits. Le tableau suivant présente l'incertitude sur les débits, ainsi que les valeurs de débits utilisées pour calculer les indices de sensibilité relative.

Tableau 4-1 Valeurs de débits utilisés pour calculer les indices de sensibilité relative.

μ	σ	$x_i - \sqrt{3}\sigma$	$x_i + \sqrt{3}\sigma$
759	39.4	682	836
824	36	755	897
936	33.7	870	1000
1113	39.4	1040	1190

- Incertitude sur le coefficient de Manning

Le coefficient de Manning utilisé dans le modèle H2D2 varie spatialement sur le domaine entre 0.02 et 0.036 en suivant une distribution normale. Ces valeurs sont sujettes à l'incertitude. La règle de 3 sigma (Pukelsheim, 1994) a été appliquée pour calculer l'écart-type (σ) de Manning en utilisant l'équation (4-1):

$$\sigma = (n_{\max} - n_{\min})/6, \quad (4-1)$$

Comme pour les débits, trois valeurs de Manning ont été testées pour estimer les indices de sensibilité relative (cf. Figure 2-4 de l'article 1).

- Incertitude de topographie

L'incertitude sur le modèle numérique de terrain a été générée en calculant pour chaque maille du MNE une incertitude d'interpolation sous forme d'écart type de l'erreur issue d'une estimation par krigeage ordinaire. Le krigeage ordinaire a été réalisé suivant un modèle de variogramme exponentiel de pépité de 0,03 m² et de palier de 0,8 m² (0.18² = 0.03). Le seuil représente la variance des données. La pépité peut représenter l'erreur de mesure ou une à petite échelle. Les variances d'erreur d'estimations issues du krigeage ont été ensuite transformées en écart type de l'erreur. Pour étudier l'impact de l'incertitude de la topographie sur les hauteurs d'eau estimées, trois scénarios topographiques ont été produits par la perturbation de la topographie moyenne (cf. 2.5.3 de l'article 1).

B. Étape 2 : calcul de l'indice de sensibilité relative pour chaque variable d'entrée

Le calcul de l'indice de sensibilité relative est donné par l'équation suivante :

$$Sr(V_i) = \left[\frac{\Delta f(X_i)}{\Delta X_i} \right]_{X_{j \neq i}^0} \frac{X_i^0}{f(X_i^0)}, \quad (4-2)$$

où ΔX_i est l'intervalle de variation autour de la valeur nominale, $\Delta f(X_i)$ est la différence entre les sorties des deux extrémités de ΔX_i et X_i^0 est la valeur du scénario de base. Ce calcul a été réalisé pour les quatre débits précités ci-haut, et de manière indépendante pour chacune des variables.

C. Étape 3 : cartographie de l'indice de sensibilité pour chaque variable d'entrée

L'objectif est d'expliquer la variabilité spatiale des sorties du modèle par celles des variables d'entrée et de discuter de l'influence relative des variables d'entrée à différents débits.

4.1.3 Résultats et discussion

La sensibilité relative exprime le pourcentage de changement dans les sorties du modèle par unité de changement de la variable d'entrée. Les résultats de la sensibilité relative $Sr(X_i)$ pour les variables de débits (X_1), le coefficient de Manning (X_2), et la topographie (X_3) sont notés $Sr(X_1)$, $Sr(X_2)$, et $Sr(X_3)$ respectivement. L'indice $Sr(X_i)$ est obtenu en appliquant l'équation (4-2) pour les débits considérés. Afin d'évaluer l'impact du seuil rocheux situé à Saint-Jean-sur-Richelieu sur l'écoulement de la rivière, la variable de topographie n'a été fluctuée que dans la zone qui entoure le seuil. Le calcul des cartes des indices de sensibilité des hauteurs d'eau estimées pour les débits 759 m³/s, 1113 m³/s sont représentés dans les Figures 4-1, 4-2. Les résultats des cartes de sensibilité pour tous les débits sont présentés à la section 3 de l'article 1.

Sur chacune des cartes de sensibilité obtenues, on observe une variabilité spatiale des indices de sensibilité pour les différents débits (Figures 4-1, 4-2). Un élément de structuration spatiale majeur est également identifié : les indices de sensibilité de la variable topographie sont plus importants à tous les endroits. La topographie a ainsi la plus forte influence sur la prédiction des hauteurs d'eau. Ensuite, les indices de sensibilité relative pour le coefficient de Manning et les débits sont généralement plus faibles que celui de la topographie. Cela montre que le modèle hydraulique est peu à ces deux variables.

L'indice de sensibilité des débits $Sr(X_1)$, pour un débit donné est très faible dans la limite amont du modèle, et augmente graduellement vers le seuil. À partir de ce dernier jusqu'à

la limite aval, l'indice s'abaisse considérablement (Figures 4-1-a et 4-2-a). Les grandes valeurs de l'indice de sensibilité observées en amont proche du seuil sont probablement liées à l'influence de la limite amont du modèle.

L'indice de sensibilité pour le coefficient de Manning $Sr(X_2)$ est très élevé dans les zones où la valeur de ce coefficient est élevée, en particulier au niveau des zones à pente élevée et les zones où le lit de la rivière est composé d'un substrat plus grossier (Figures 4-1-b et 4-2-b). Parmi ces zones, les rapides de Saint-Jean au niveau du seuil sont les plus sensibles au coefficient de Manning. Ainsi, on peut admettre que l'impact du coefficient de Manning sur les hauteurs d'eau du modèle H2D2 reste local.

L'indice de sensibilité de la topographie, $Sr(X_3)$ est très élevé en amont proche du seuil rocheux et diminue progressivement vers la limite amont du modèle (Figures 4-1-c et 4-2-c). Cette observation montre que le modèle est particulièrement sensible aux fluctuations du seuil rocheux de Saint-Jean. De plus, l'effet de la topographie du seuil sur des hauteurs d'eau estimées décroît en allant du seuil vers la limite amont au fur et à mesure que le débit augmente, et ceci contrairement à la sensibilité des débits. Ce résultat montre que l'impact du seuil dans l'écoulement amont diminue lorsque les débits deviennent forts.

Ces résultats ont une explication physique : la zone seuil de Saint-Jean-sur-Richelieu contient des structures anthropiques comme les trappes à anguille conçues en forme de V (Figure 2-7 de l'article 2) . À faible débit, ces structures submergées se remplissent d'eau sans contribuer à l'écoulement. Elles agissent comme des seuils naturels des débits faibles. Ainsi, les bancs exercent un réel contrôle naturel sur le long de la rivière Richelieu. Des détails supplémentaires sur la présence des trappes à anguilles dans la rivière Richelieu sont fournis à la section 3 de l'article 1 et dans (Thiem et al., 2013).

De plus, l'impact du seuil rocheux sur les débits faibles est la raison pour laquelle le modèle 2D de la rivière Richelieu est calibré uniquement avec un débit élevé de 1539 m^3/s et ayant un problème d'étalonnage à faible débit (Champoux et al., 2015a). Par conséquent, il serait idéal d'utiliser des données bathymétriques plus précises au niveau du seuil. Cela permettrait de calibrer le modèle pour toutes les gammes de débits.

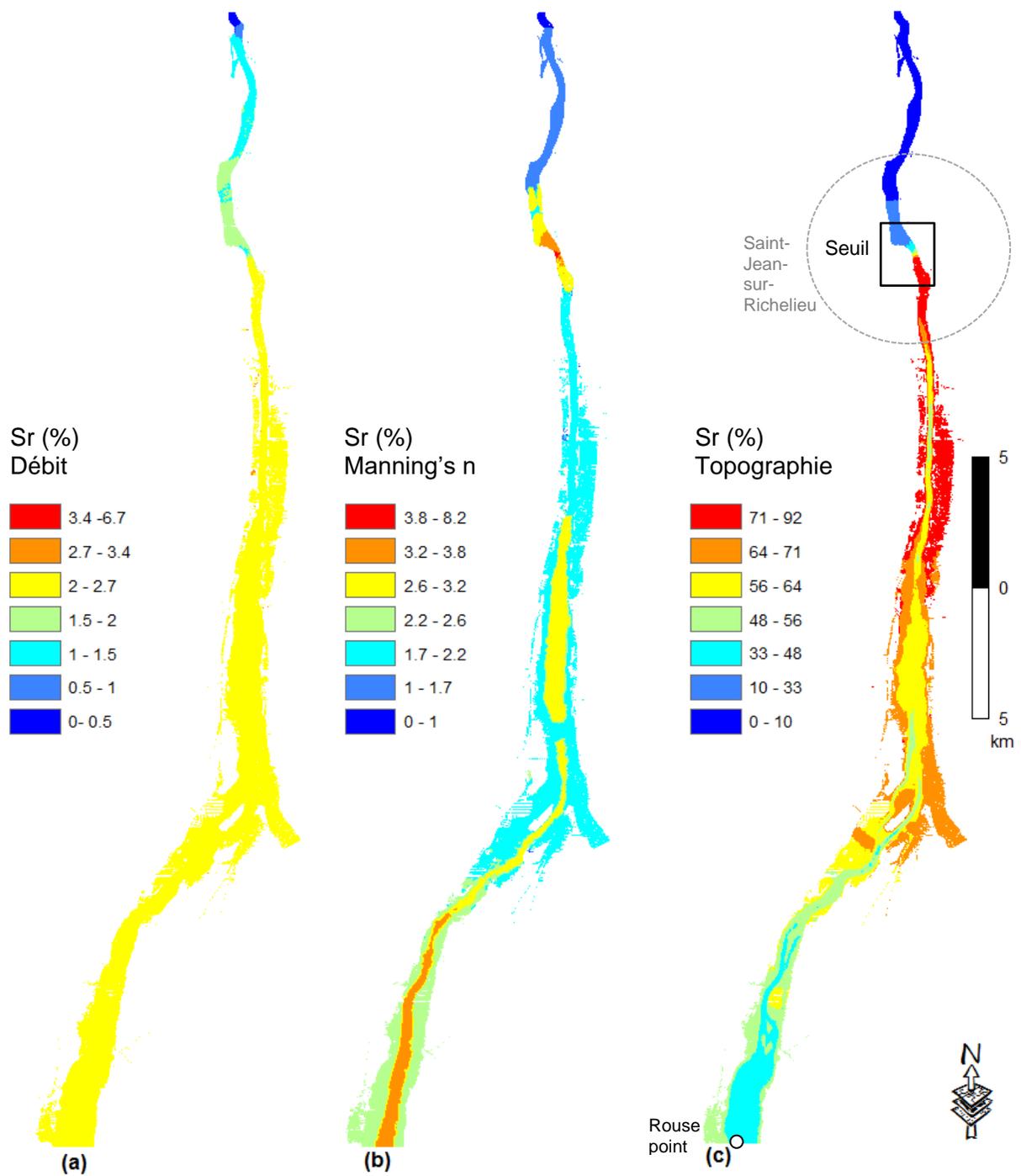


Figure 4-1 Cartes de sensibilité pour chacune des trois variables par rapport à la sortie spatialisée de hauteur d'eau (a) débit $Sr(X_1)$, (b) coefficient de Manning $Sr(X_2)$, et (c) topographie $Sr(X_3)$, pour le débit $759 \text{ m}^3/\text{s}$

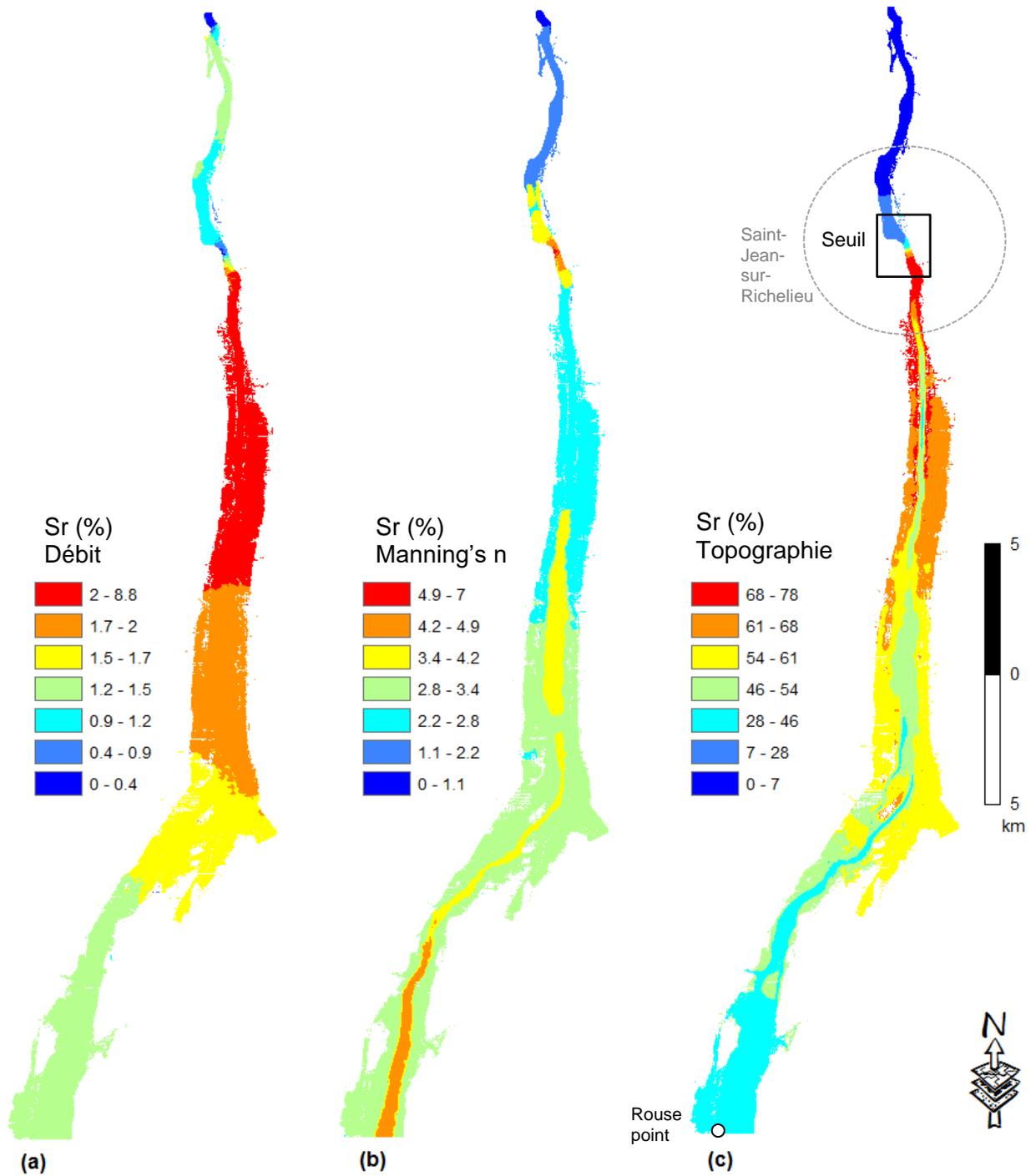


Figure 4-2 Cartes de sensibilité pour chacune des trois variables par rapport à la sortie spatialisée de hauteur d'eau a) débit $Sr(X_1)$, (b) coefficient de Manning $Sr(X_2)$, et (c) topographie $Sr(X_3)$, pour le débit $1113 \text{ m}^3/\text{s}$

4.1.4 Conclusions

Lors de cette étude, une application de l'analyse de sensibilité relative d'un modèle hydraulique 2D au niveau de la rivière Richelieu a été utilisée. Trois variables ont été considérées dans le modèle hydraulique : les débits, le coefficient de Manning, et la topographie. Quatre débits ont été utilisés pour les simulations hydrauliques, à savoir : 759, 824, 936 et 1113 m³/s.

Les résultats de cette étude montrent que le modèle hydraulique H2D2 est plus sensible aux fluctuations de la topographie au niveau du seuil rocheux de Saint-Jean-sur-Richelieu. Le coefficient Manning et les débits contribuent quant à eux marginalement à l'incertitude finale. De plus, l'impact du seuil est amoindri ou négligeable lors des forts débits. À la lumière des résultats de l'analyse de sensibilité, nous suggérons d'acquérir un nouveau jeu de données bathymétriques plus précises pour une bonne et future modélisation du tronçon étudié.

La méthode proposée dans cette étude permet d'identifier les variables les plus significatives pour le fonctionnement du modèle hydraulique sur la rivière Richelieu. Par conséquent, il est possible de cibler les paramètres les plus influents, ainsi de cibler les secteurs aux fins de calibration. C'est une méthode qui se présente comme une alternative de choix à des méthodes plus coûteuses en termes de temps pour la compréhension des modèles hydrauliques complexes tels que le modèle H2D2 de la rivière Richelieu. De plus, cette méthode permet de traiter la variation verticale de la composante spatiale de topographie, et a montré son impact prépondérant dans le modèle hydraulique H2D2.

4.2 Objectif 2 : analyse d'incertitude d'un modèle hydraulique de la rivière Richelieu

4.2.1 Introduction

Nous avons illustré, dans le premier article, l'analyse de sensibilité relative du modèle H2D2. L'analyse d'incertitude de ce deuxième article se focalise sur la propagation des incertitudes à travers le modèle H2D2, et vise à quantifier l'incertitude résultante sur les sorties du modèle.

La méthode Monte-Carlo constitue la méthode de base utilisée dans la modélisation hydraulique (Cesare, 1991, Ke-Zhong Huang, 1986). Elle a été utilisée principalement dans l'évaluation de l'incertitude des modèles hydrauliques unidimensionnels (1D). JW Hall *et al.* (2005) ont utilisé cette méthode pour calculer l'incertitude associée aux niveaux d'eau des modèles unidimensionnels (1D). Les modèles hydrauliques (2D) sont beaucoup plus complexes, et nécessitent, pour un scénario, un temps de calcul de l'ordre de quelques minutes à plusieurs heures selon l'importance du domaine et la finesse du maillage utilisé. Le couplage de tels modèles avec un nombre élevé de simulations se traduit par un temps de simulation trop long. La mise en place des méthodes alternatives, notamment la méthode d'estimation par point (MEP) (Rosenblueth, 1975), trouve donc dans l'argument de réduction de temps de simulation toute sa justification.

Le second objectif de cette thèse a été ainsi de tester l'applicabilité de la méthode MEP pour estimer la propagation de l'incertitude des paramètres d'entrée d'un modèle hydraulique 2D de la rivière Richelieu.

4.2.2 Approche méthodologique

Afin de mener la propagation de l'incertitude à travers le modèle H2D2, une étape primordiale s'impose qui est l'identification et la modélisation des sources d'incertitudes. L'impact de l'incertitude sur les hauteurs d'eau estimées par le modèle H2D2 est étudié sur les variables d'entrée suivantes : les débits, le coefficient de Manning et la topographie. Les incertitudes de ces variables sont considérées comme étant indépendantes et non corrélées.

Le choix du cadre d'analyse de l'incertitude retenu dans cette étude est un cadre probabiliste : toutes les natures d'incertitude ont été décrites de la même manière, par des distributions de probabilité, ou par un modèle géostatistique pour la variable de topographie. Les incertitudes des variables d'entrée de modèle H2D2 sont présentées en détail à la section 3 de l'article 2.

Une fois l'incertitude de chacune des variables d'entrée calculée, il a été question de déterminer la propagation de leurs incertitudes avec la méthode MEP telle qu'expliquée dans la section 3.5.1. Le Tableau 4-1 résume les valeurs des variables d'entrée utilisées pour évaluer les moments statistiques (moyenne et écarts types) des hauteurs d'eau. Dans notre cas, la formule de la MEP avec 2 nœuds pour chaque direction est utilisée afin de calculer les moments des hauteurs d'eau estimées par le modèle hydraulique 2D (Figure 4-3).

L'objectif de ces évaluations est d'explorer un nombre de réalisations possibles pour les différentes variables d'entrée, ainsi que leurs combinaisons possibles. En faisant varier les trois différentes variables d'entrée par la méthode MEP ainsi que les quatre scénarios de débits, 108 simulations ($C = 4 \times (2 + 1)^3$) seront requises pour calculer les moments de la hauteur d'eau.

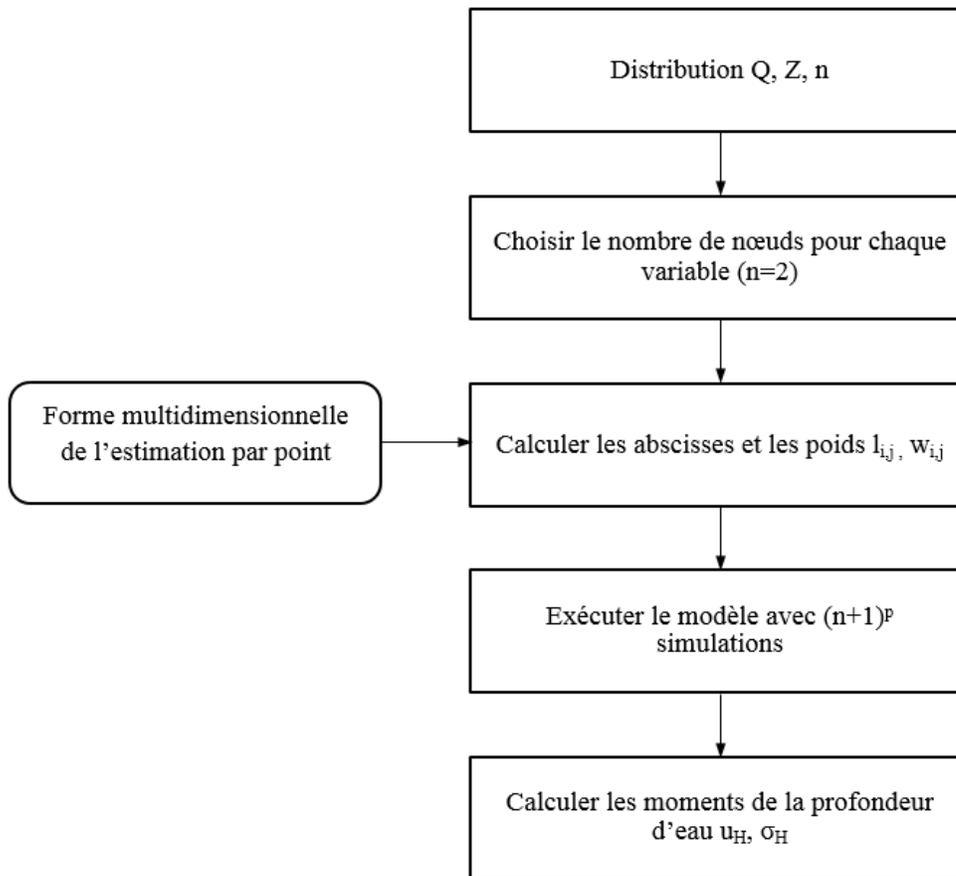


Figure 4-3 Procédure de calcul des moments de la hauteur d'eau à l'aide de la méthode MEP.

4.2.3 Résultats et discussion

Dans cette section sont présentés les résultats de calcul de la propagation de l'incertitude globale des hauteurs d'eau estimées par le modèle H2D2. Pour un débit donné, le modèle hydraulique n'a été évalué que 27 fois en accord avec les combinaisons associées des trois variables d'entrée. Les incertitudes sont exprimées en termes de moyenne et d'écart type (SD).

La moyenne et l'écart-type de la hauteur de l'eau pour chaque élément de la grille ont été calculés avec les équations (3-14) et (3-15). La répartition spatiale de la moyenne et de l'écart type sont représentées aux Figures 4-4 et 4-5. On peut observer dans ces deux figures que les moyennes de hauteurs d'eau sont inférieures à 4.67 m, tandis que les écarts-types (erreurs) sont inférieurs à 27 cm pour les débits considérés. Les hauteurs

d'eau les plus élevées sont localisées en aval de la ville de Saint-Jean-sur-Richelieu. En amont, le tronçon allant de Rouses Point à Saint-Jean-sur-Richelieu se caractérise quant à lui par des hauteurs d'eau inférieures à celles qu'on trouve en aval. Ce tronçon est considéré comme une extension du lac Champlain. La répartition spatiale des écarts types montre une faible incertitude en aval du seuil. Le seuil bloque toute influence de l'amont, c'est une section critique (où $F_r = 1$). En amont du seuil, les incertitudes sont très élevées dans la partie juxtaposante du seuil et montrent un gradient décroissant vers la limite amont (Rouses Point) (Figure 4-5). Les incertitudes observées à l'amont immédiat du seuil peuvent être imputées à la topographie du seuil rocheux de Saint-Jean-sur-Richelieu (cf. section 4.1.3).

D'autre part, on observe qu'au fur et à mesure que les débits augmentent, les écarts types des hauteurs d'eau diminuent parce que l'influence du seuil (qui est de plus en plus ennoyé) et l'influence des rugosités diminuent à plus fort débit et plus grande profondeur. Cela s'explique par le fait que le modèle H2D2 de la rivière Richelieu a été calibré uniquement pour un débit élevé de $1539 \text{ m}^3/\text{s}$, correspondant au débit maximal de l'événement 2011.

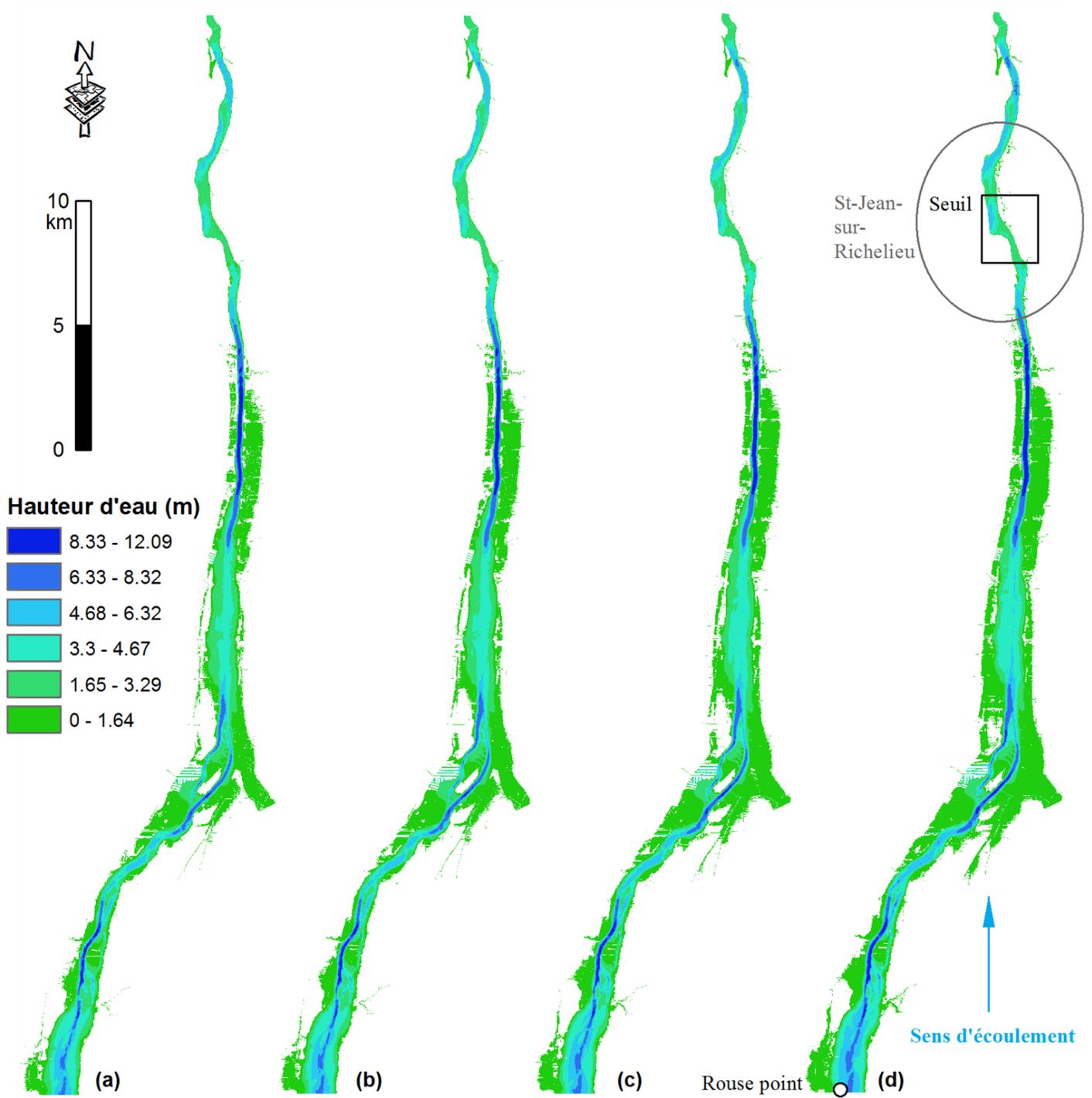


Figure 4-4 Moyennes des hauteurs d'eau prédites avec la MEP pour les débits: a) $759 \text{ m}^3/\text{s}$, b) $824 \text{ m}^3/\text{s}$, c) $936 \text{ m}^3/\text{s}$, et d) $1113 \text{ m}^3/\text{s}$.

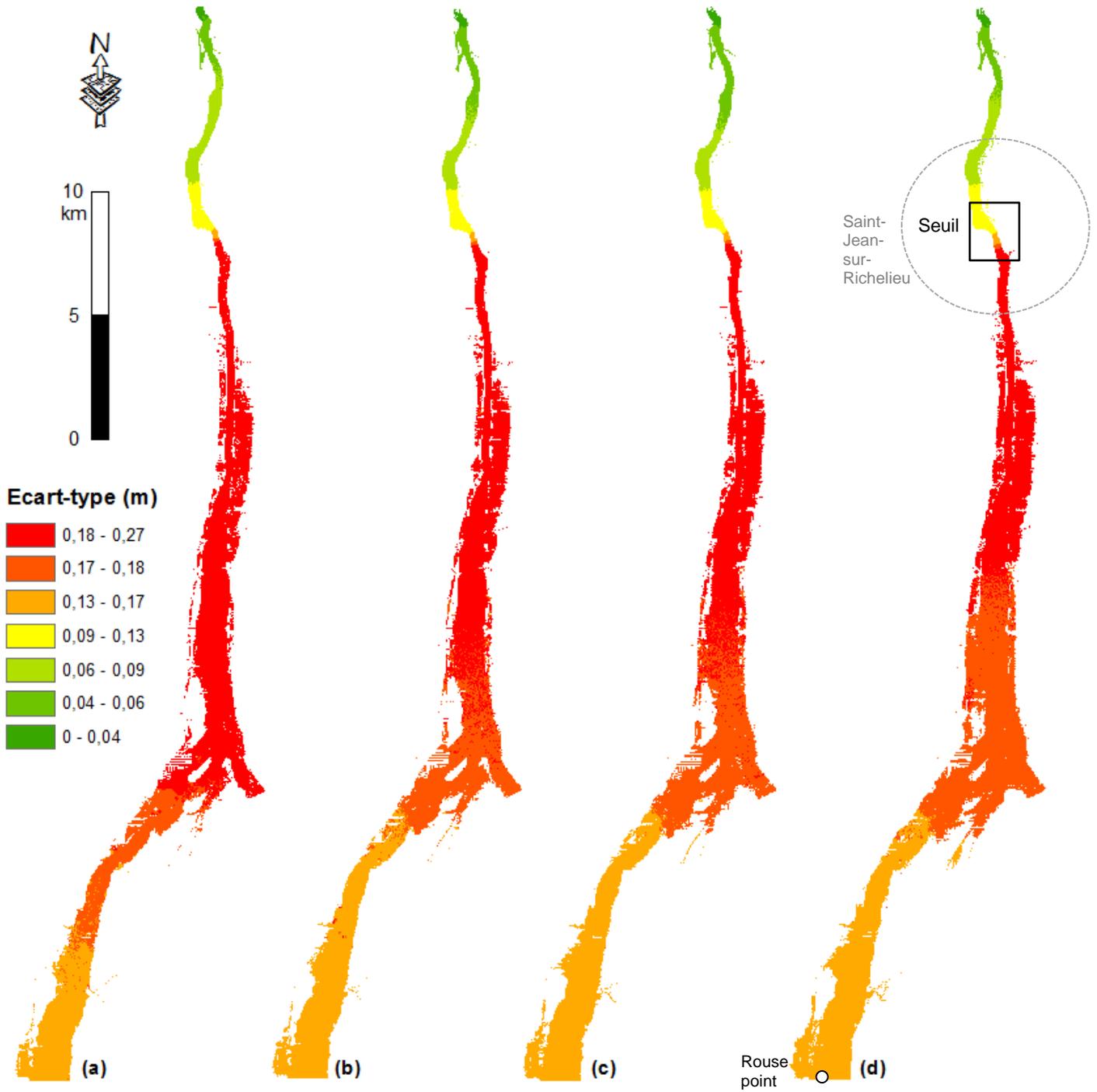


Figure 4-5 Écart types des hauteurs d'eau prédites avec la MEP pour les débits: a) $759 \text{ m}^3/\text{s}$, b) $824 \text{ m}^3/\text{s}$, c) $936 \text{ m}^3/\text{s}$, et d) $1113 \text{ m}^3/\text{s}$.

4.2.4 Conclusions

Dans cette section, un intérêt particulier a été porté sur la propagation de l'incertitude associée aux variables d'entrée sur les hauteurs d'eau estimée par un modèle hydraulique de la rivière Richelieu. Trois variables ont été considérées : le débit, le coefficient de Manning et la topographie.

Les résultats obtenus dans cette section montrent l'applicabilité de la méthode MEP pour l'évaluation d'incertitude des modèles hydrauliques 2D complexes, tels que le modèle H2D2. De plus, la méthode MEP requiert moins d'exécutions de modèle pour calculer l'incertitude finale qu'une simulation Monte-Carlo. Elle a permis de quantifier les incertitudes spatialisées de topographie et de toutes les intégrer, simultanément, aux côtés des variables scalaires. Cependant, les résultats obtenus doivent être considérés comme des valeurs approximatives de l'incertitude résultante réelle, comparés aux méthodes plus coûteuses.

Des cartes de la moyenne et de l'écart type des hauteurs d'eau ont été obtenues en utilisant la méthode MEP. Les résultats obtenus ont montré que les incertitudes des hauteurs d'eau se propagent spatialement dans le domaine modélisé et sont au maximum de 27 cm. Ces incertitudes sont particulièrement élevées en amont du seuil. Cela est dû aux fortes incertitudes d'origine topographique liée à la présence du seuil de rocheux de Saint-Jean-sur-Richelieu. Ce constat confirme les résultats obtenus dans l'analyse de sensibilité menée précédemment. Par conséquent, il est nécessaire d'améliorer les données d'entrée du modèle dans cette zone et mettre davantage d'accent sur ce paramètre pour des fins d'optimisation du modèle.

Les résultats d'incertitude obtenus dans cette section visent à outiller les gestionnaires dans l'élaboration de stratégies d'atténuation des risques d'inondation grâce à l'utilisation explicite des résultats incertains du modèle hydraulique.

4.3 Objectif 3 : cartographie de coût moyen annuel pour les bâtiments résidentiels et estimation des incertitudes

4.3.1 Introduction

L'objectif de cette dernière partie de la thèse est de cartographier le coût moyen annuel (CMA) des dommages pour un secteur résidentiel situé dans la municipalité de Saint-Jean-sur-Richelieu. Par la suite, estimer les incertitudes liées à l'évaluation des dommages liés aux inondations dues à certaines crues de différentes fréquences. Dans cette étude, l'intérêt s'est spécialement concentré sur les dommages directs qui touchent la structure des propriétés.

4.3.2 Approche méthodologique

La méthodologie d'évaluation du coût moyen annuel (CMA) dans le secteur d'étude et l'analyse d'incertitude des dommages estimés comprend cinq étapes successives :

A. Étape 1 : analyse hydrologique

L'analyse hydrologique constitue le point de départ du processus d'évaluation du risque d'inondation. Cette étape consiste à déterminer l'historique des débits de crue sur la rivière Richelieu et la distribution de probabilité de ses crues. Les résultats de l'analyse fréquentielle des débits, en fonction des différentes probabilités d'occurrence, pour lesquels on estimera les coûts sont représentés dans la Figure 3-2 de l'article 3.

B. Étape 2 : simulations hydrauliques

La deuxième étape consiste à relier le débit d'inondation au niveau d'eau atteint par la rivière dans le secteur d'étude. Cette étape est réalisée à l'aide d'un modèle hydraulique simple reliant la hauteur d'eau au débit qui est dérivé du modèle H2D2 de la rivière Richelieu. Ce modèle est utilisé à la place du modèle H2D2, afin de réduire les temps de calcul associés au modèle physique. Cette étape aura pour objectif d'estimer de nombreuses surfaces inondées pour une série de débits donnés, et qui seront ensuite couplées au modèle d'estimation des dommages aux bâtiments résidentiels. Le modèle de relation hauteur d'eau-débit est basé sur la fonction de régression (Tanguy, 2016) définie par l'équation suivante :

$$H = aQ^\beta, \quad (4-3)$$

où : Q (m^3/s) est le débit, H est la hauteur d'eau (m) et a et β sont des constantes à déterminer à l'aide de la méthode d'ajustement des moindres carrés.

Une fois ces données obtenues, la hauteur de submersion en tout point de la zone inondée, est calculée en soustrayant l'altitude issue du modèle numérique de terrain au niveau d'eau simulé pour une inondation associée à un débit donné. Les résultats de l'application de nouveau modèle hydraulique pour deux différents débits (1539 et 1113 m^3/s) sont présentés à la section 3.2 de l'article 3. En effet, le nouveau modèle est fortement corrélé avec le modèle H2D2 (selon les résultats de la Figure 3-4 de l'article 3).

C. Étape 3 : calcul des dommages directs

La troisième étape vise à calculer les dommages pour les bâtiments pour les différents débits considérés, ainsi que le coût moyen annuel (CMA). À cet effet, quatre courbes ont été utilisées (cf. section 3.4.3). Ces courbes ont été intégrées au SIG en introduisant comme variables : la valeur de bâtiment, la présence, l'absence de sous-sol et la hauteur du premier plancher.

Pour chaque bâtiment résidentiel, le SIG procède à une estimation des dommages selon la hauteur de submersion dans le bâtiment, à l'aide de la courbe adaptée à ses caractéristiques structurelles. Le montant total de l'évaluation des dommages pour l'ensemble de la zone d'étude correspond à la somme de tous les dommages estimés pour chaque bâtiment résidentiel.

D. Étape 4 : calcul du coût moyen annuel

Le focus de la quatrième étape était de calculer le CMA des dommages, sur la base des dommages calculés pour un grand nombre de périodes de retour. Pour ce faire, une approche d'échantillonnage Monte-Carlo est utilisée. Les différentes étapes de cette approche sont présentées à la Figure 4-6.

La méthode utilisée pour calculer le CMA consiste à fixer la limite inférieure à un point où commencent à se produire des dommages. En ce qui touche la fixation de cette limite

n'entraînant aucun dommage, on a considéré la période de retour d'un an et demi, ce qui correspond au débit $846 \text{ m}^3/\text{s}$. Les dommages en bas de cette limite sont nuls ou d'une importance relativement mineure. Également, nous avons adopté, comme limite maximale, le débit correspond à l'inondation 2011 comme niveau de dommage maximal. Cet événement correspond approximativement au débit $1550 \text{ m}^3/\text{s}$ et à une fréquence d'environ 500 ans (Riboust & Brissette, 2015).

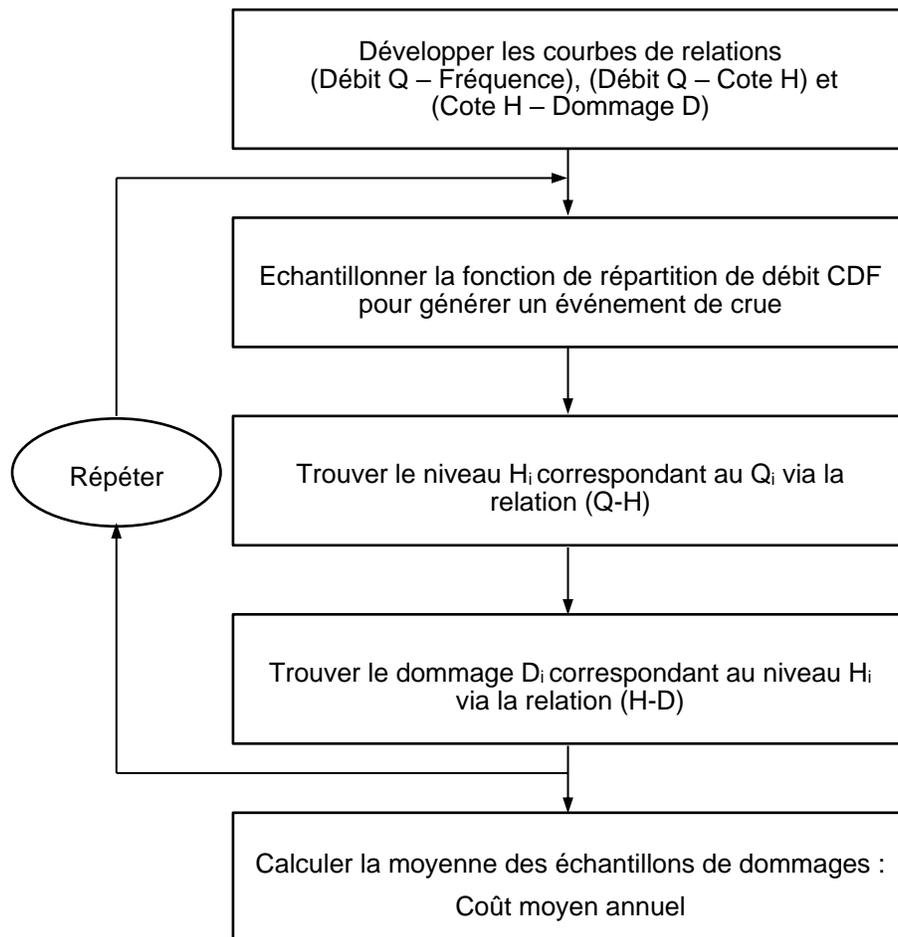


Figure 4-6 Échantillonnage Monte-Carlo pour calculer le coût moyen annuel (Council, 2000)

Les approches d'estimation des dommages pour différentes crues considérées et de coût moyen annuel ont été intégrées dans un SIG développé pour cette fin.

E. Étape 5 : quantification des incertitudes des évaluations des dommages

La méthode d'analyse de l'incertitude des dommages estimés qui est ici proposée considère deux sources d'incertitudes: incertitudes sur les débits (hydrologie) et incertitudes liées à la relation débit-hauteur d'eau (hydraulique). Ces deux catégories d'incertitudes sont celles qui font la majorité des analyses, notamment dans certaines méthodes évoquées dans la section 2.3.7.

- Incertitudes sur les débits : deux débits ont été utilisés pour les estimations de dommages. Ces débits, dont l'incertitude est présentée dans le Tableau 4-2, ont été estimés à l'aide d'une méthode d'analyse fréquentielle présentée à la section 3.3.1.

Tableau 4-2 Incertitude des débits considérée lors de l'évaluation des dommages.

μ (m ³ /s)	σ (m ³ /s)
1113	39
1539	77

- Incertitudes liées la relation débit-hauteur d'eau: La relation hauteur d'eau-débit utilisée est basée sur l'équation (4-3) :

$$H = a Q^B, \quad (4-3)$$

La différentiation de cette équation amène à l'équation suivante:

$$\sigma(H) = BH\left(\frac{\sigma(Q)}{Q}\right), \quad (4-4)$$

L'incertitude dans la profondeur d'eau $\sigma(H)$ est liée à l'incertitude hydrologique $\sigma(Q)$.

L'analyse de la propagation d'incertitudes au niveau des résultats de l'évaluation des dommages a permis de quantifier l'impact des données d'entrée, sur les résultats de l'évaluation. La méthode MEP est proposée afin de mener l'estimation de l'incertitude des dommages.

La procédure de propagation de l'incertitude comprend cinq principales étapes (Figure 4-7): (1) mise en œuvre d'une méthode d'évaluation des dommages ; (2) détermination des sources d'incertitudes de l'analyse; (3) quantification des différentes sources

d'incertitudes ; (4) combinaison des incertitudes de façon à créer trois scénarios : un scénario nominal, un scénario qui sous-estime et un autre qui surestime les dommages ; et enfin (5) calcul des résultats de l'évaluation des dommages selon les différents scénarios d'après MEP. L'application de cette méthode permet d'estimer les incertitudes associées aux dommages estimés. La procédure complète des étapes est expliquée dans la section 4.2 de l'article 3.

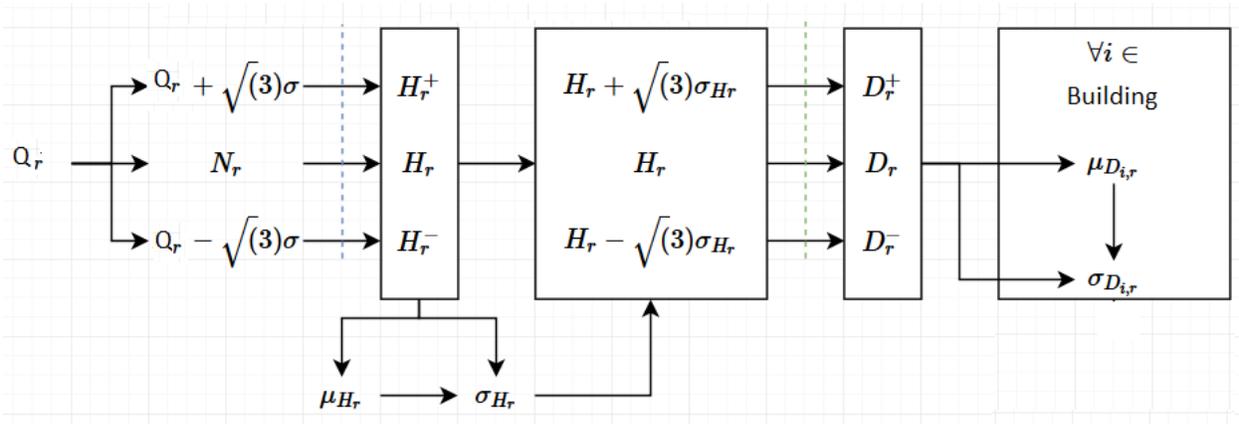


Figure 4-7 Procédure d'estimation d'incertitude des dommages estimés.

4.3.3 Résultats et discussion

a. Coût moyen annuel estimé (CMA)

La carte présentée à la Figure 4-8 présente les estimations de CMA, exprimées en dollars par année, pour les bâtiments résidentiels de la zone d'étude. Le CMA varie de zéro à plusieurs dizaines de milliers de dollars canadiens par bâtiment (\$CA). L'analyse de cette figure montre que le CMA varie d'un bâtiment à l'autre. Une telle variation ne peut être que le résultat dans la nature des courbes de dommages utilisées ou dans la valeur des bâtiments touchés. Le CMA total pour la zone d'étude est estimé à 2 452 616 \$.

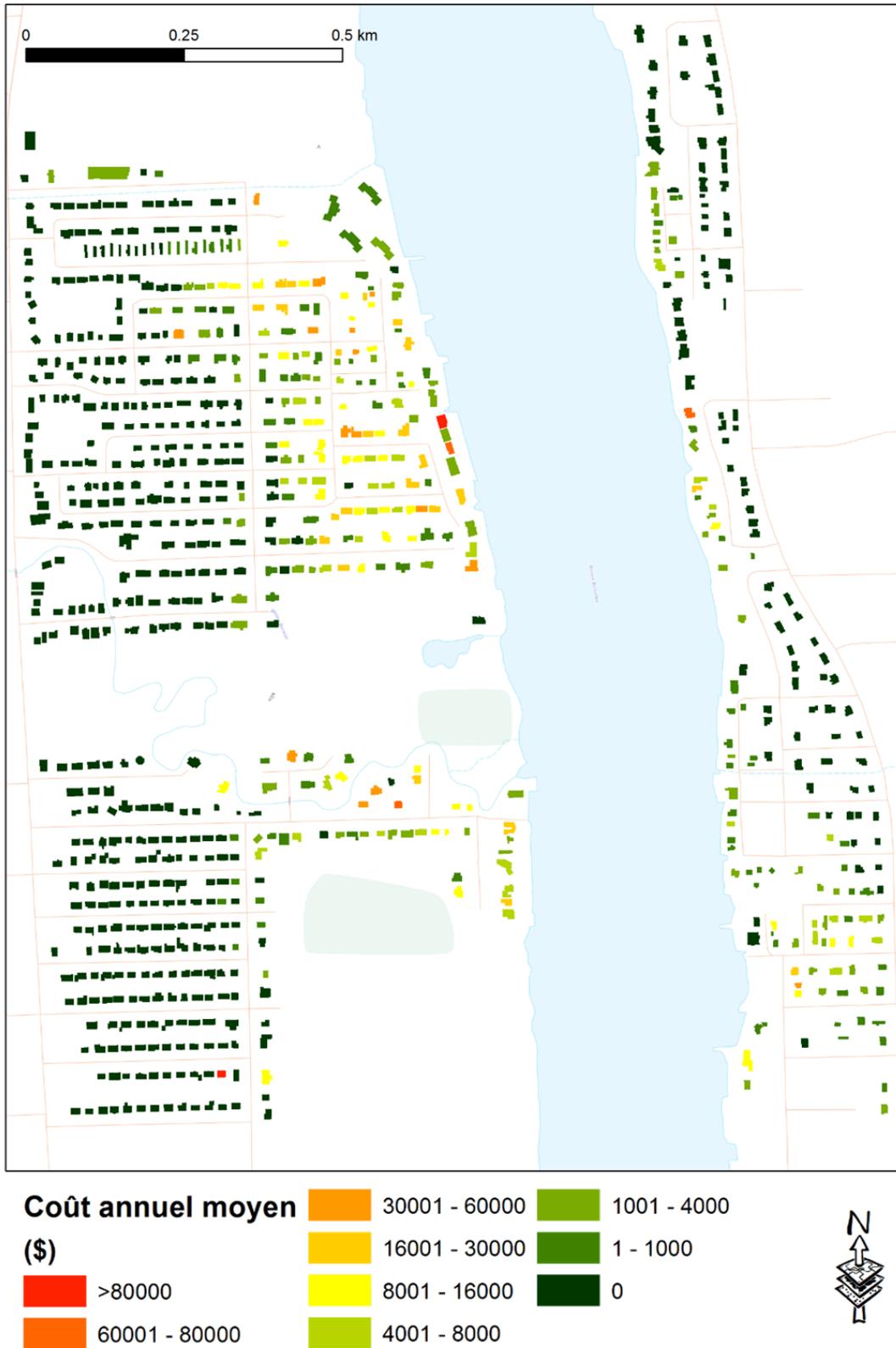


Figure 4-8 Carte du coût moyen annuel estimé, exprimé en \$CA, par bâtiment pour le secteur d'étude.

De plus, le CMA est exprimé en valeurs absolues pour un secteur donné (en dollars). Cette estimation dépend de la valeur individuelle et des caractéristiques d'implantation actuelles des propriétés à risque. Cela nous ramène au problème d'hétérogénéité de ces variables dans le temps. Le rôle d'évaluation utilisé dans cette recherche est celui de 2015. Rappelons que le rôle d'évaluation varie d'une durée à l'autre. Cette variation ne peut être que le résultat d'un changement dans l'occupation du territoire, ou dans la valeur des propriétés touchées.

b. Calcul des dommages et estimation de l'incertitude

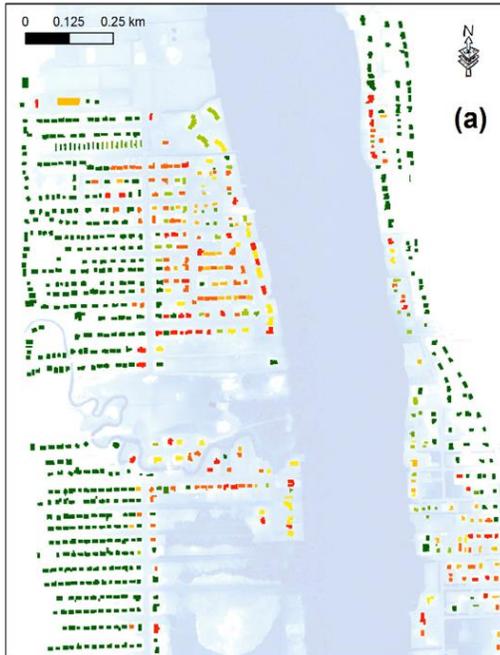
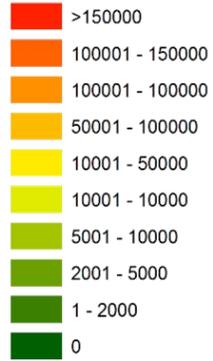
Les résultats de l'évaluation des dommages aux bâtiments associés aux débits de 1113 m³/s et de 1539 m³/s, et l'incertitude attachée aux valeurs estimées sont présentés dans la Figure 4-9. L'incertitude des dommages est représentée par l'écart-type (SD).

Les dommages estimés pour les deux scénarios varient de zéro à plusieurs centaines de milliers de dollars par bâtiment. Le montant total des dommages aux bâtiments pour un débit estimé de 1539 m³/s est de 27 085 366 \$ avec un écart-type total de 333 505 \$. Tandis que pour le débit 1113 m³/s, le total des dommages estimé pour le secteur est de 1 925 612 \$ avec un écart-type total de 16 301 \$CA. Les valeurs d'incertitude des dommages estimés pour les deux événements sont faibles, peuvent s'expliquer par les valeurs faibles des incertitudes hydrologiques et hydrauliques. L'intégration des incertitudes liées aux courbes de dommage pourrait engendrer des incertitudes élevées.

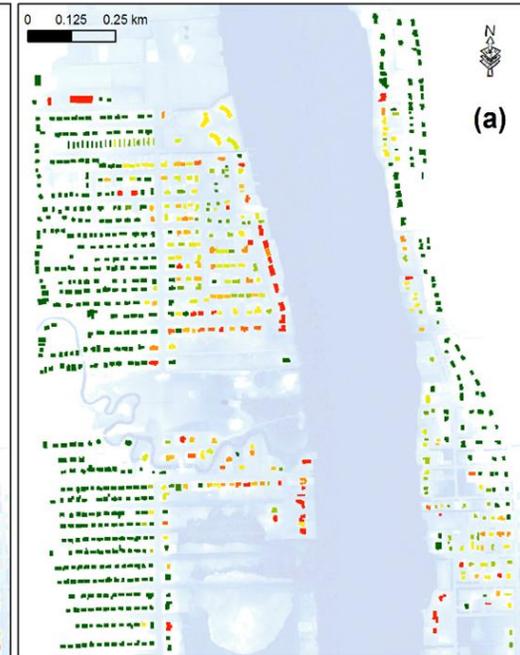
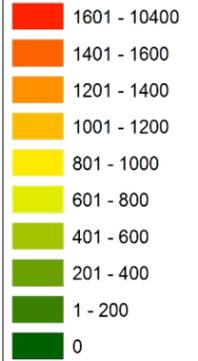
Le nombre de propriétés touchées par l'inondation dans chacune des deux crues est présenté à la section 5.2 de l'article 3. Le nombre de bâtiments touchés pour un débit de 1113 m³/s est 243, tandis que pour celui de 1539 m³/s est 323.

Il est important de noter que les valeurs de dommages estimés dépendent des données économiques des propriétés telles qu'elles apparaissent dans les rôles d'évaluation foncière de la municipalité.

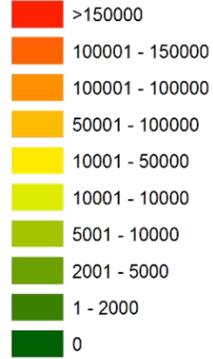
Domages estimés (\$)



Ecart-type (\$)



Domages estimés (\$)



Ecart-type (\$)

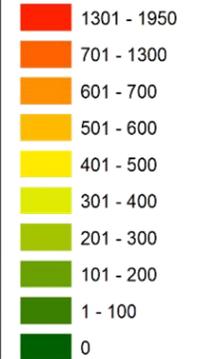


Figure 4-9 Domages estimés (à gauche) et leur incertitude (à droite) pour le secteur d'étude pour des débits de 1539 m³/s (a) et de 1113 m³/s (b).

4.3.4 Conclusions

Dans ce dernier objectif de la thèse, il a été question de (1) mettre au point une méthode de cartographie de coût moyen annuel dans un secteur résidentiel de la municipalité de Saint-Jean-sur-Richelieu, et (2) quantifier l'incertitude aux dommages estimés pour différentes crues. La méthode développée permet d'avoir un modèle issu de différents modèles : i) un modèle fréquentiel hydrologique qui définit un ensemble de crues de différents débits au secteur étudié, ii) un modèle hydraulique qui produit une estimation des surfaces inondées, iii) un modèle de dommage pour évaluer les dommages directs des inondations ainsi que le coût moyen annuel (CMA). De plus, la méthodologie a permis d'estimer les incertitudes sur les montants des dommages dus aux inondations.

Cette nouvelle méthode a permis de produire des résultats du montant des dommages annuels potentiels sur le secteur étudié et un portrait d'évaluation des dommages avec leurs incertitudes associées.

Les résultats de l'analyse menée dans cette partie doivent être accueillis en prenant en considération leurs limites. Tout d'abord, la procédure d'estimation du coût moyen annuel a été limitée uniquement sur les inondations à l'eau libre. Les inondations par embâcle sont exclues dans cette considération. De plus, seules les incertitudes liées aux données hydrologiques et hydrauliques ont été prises en compte dans l'évaluation d'incertitude des dommages. Pour avoir une estimation complète de l'incertitude, il faudrait inclure certains autres types d'incertitudes, comme celles liées à l'étendue sur les hauteurs d'eau et leur effet horizontal sur le nombre de maisons exposées, aux courbes de dommages, la valeur des enjeux exposés, à la hauteur de premier plancher, etc.

La méthode proposée est considérée comme un outil d'aide de décision utile aux autorités locales, aux compagnies d'assurance et les responsables de l'aménagement du territoire. Elle pourrait servir à l'évaluation de mesures visant à diminuer les dommages reliés aux crues sur les rivières.

5 CONCLUSIONS GENERALES

Les objectifs principaux de cette recherche doctorale étaient d'une part d'évaluer l'impact des différentes sources d'incertitude dans la modélisation hydraulique, et d'autre part de cartographier le risque d'inondation, et quantifier les incertitudes sur les dommages estimés. Afin d'atteindre ces objectifs, trois volets, ayant chacune des contributions spécifiques, ont été considérés.

5.1 Première contribution : estimation de l'influence relative des variations des valeurs des variables d'entrée sur les sorties du modèle hydraulique de la rivière Richelieu

Le premier volet de la thèse s'est concentré sur l'importance relative des variables d'entrée sur les hauteurs d'eau calculées à l'aide d'un modèle 2D (H2D2) de la rivière Richelieu. Ce modèle a été appliqué à un tronçon de 45 km de la rivière Richelieu situé entre la frontière canado-américaine à Rouses Point et le barrage de Fryer, construit en aval de Saint-Jean-sur-Richelieu. Cet objectif a été atteint à l'aide d'une approche d'analyse de sensibilité relative utilisant la méthode des différences finies. Trois variables sont utilisées pour l'analyse de sensibilité : les débits, le coefficient de Manning et la topographie du seuil de Saint-Jean-sur-Richelieu. Quatre valeurs différentes de débits ont été considérées dans les simulations hydrauliques. L'analyse de sensibilité relative s'est déroulée en trois principales étapes. La première étape consistait à déterminer l'incertitude liée aux variables d'entrée du modèle, comme intervalle de variation. Pour cela, une stratégie d'échantillonnage basé sur les abscisses de la quadrature gaussienne a été utilisée. La deuxième étape consistait à calculer, pour chaque variable d'entrée, un indice de sensibilité relative. Enfin, la dernière étape consistait à représenter les indices de sensibilité calculés sous forme de cartes, permettant ainsi d'expliquer la variabilité et la comparaison spatiale des sorties du modèle par celles des variables d'entrée. Les résultats de l'analyse de sensibilité montrent que le modèle H2D2 est plus sensible à la topographie du seuil de Saint-Jean-sur-Richelieu. Le coefficient de Manning joue un rôle secondaire dans ce modèle, suivi par les débits. De plus, l'impact du seuil dans l'écoulement de la rivière est important, lorsque des débits restent modérés. Dans les

forts débits, l'impact du seuil hydraulique est amoindri. De plus, les résultats de l'analyse effectuée ont montré la présence de certaines structures submergées comme les trappes à anguilles qui agissent comme des seuils naturels lors des faibles débits sur la rivière Richelieu. À la lumière des résultats de l'analyse de sensibilité, nous suggérons l'acquisition de nouvelles données bathymétriques sur le seuil de Saint-Jean, afin de simuler avec une plus grande précision les crues de la rivière Richelieu. Cette connaissance est essentielle pour concentrer les efforts sur ce paramètre lors de l'exercice de calage afin de réduire les incertitudes sur la sortie du modèle hydraulique. Ces résultats de l'analyse de sensibilité peuvent être utilisés aussi aux fins de réduction des dommages des inondations.

Un des aspects innovateurs de ce premier volet réside dans le fait que l'analyse de sensibilité d'un modèle hydraulique de la rivière Richelieu est réalisée pour la première fois. De plus, l'intégration de la composante spatiale de topographie Z aux côtés des variables scalaires dans la méthode de l'analyse de sensibilité relative est originale. Peu de travaux ont traité l'effet de la variation verticale de Z. La plupart se sont limités à l'effet de la résolution spatiale (dimension horizontale). De plus, cette méthode permet d'obtenir des cartes de sensibilité pour visualiser la répartition spatiale de la sensibilité et identifier les zones, représentant une forte sensibilité avec des structures spatiales particulières. Enfin, un des autres aspects novateurs de ce volet réside dans le choix de l'intervalle de variation (range) pour calculer les indices de sensibilité. Cette solution présente l'avantage d'être plus simple, et réaliste pour comparer l'effet des variables étudiées du modèle H2D2.

L'analyse de sensibilité menée pour le modèle hydraulique comme H2D2 dépend de notre connaissance du phénomène et l'intervalle plausible de la variable considérée. On a jugé raisonnable d'utiliser l'incertitude sur ces variables comme intervalle de fluctuation. La méthode utilisée pour spécifier l'incertitude du coefficient de Manning n'offre pas de renseignement sur la manière d'assigner les incertitudes des valeurs de Manning. L'introduction des intervalles de valeurs proposées aux tableaux de Manning de Chow *et al.* (1988) semble cependant être une bonne intéressante piste pour une amélioration de l'incertitude sur le coefficient de Manning.

La raison pour laquelle l'incertitude des valeurs de Manning n utilisées dans cette thèse est faible est le processus de calibration qui utilise les niveaux d'eau des rivières pour déterminer indirectement les valeurs de Manning appropriées. D'une certaine manière, ces valeurs sont mesurées, bien qu'indirectement. Le processus de calibration détermine les valeurs optimales de Manning's n en ajustant itérativement les paramètres de manière à ce que les niveaux d'eau calculés correspondent aux niveaux d'eau observés. Cependant, le processus de calibration n'est pas exact et même si ces paramètres sont déterminés de manière optimale par la calibration, ils peuvent être incorrects ou comporter un certain degré d'incertitude.

5.2 Deuxième contribution : propagation des incertitudes associée aux variables d'entrée en modélisation hydraulique de la rivière Richelieu.

Le second objectif de cette recherche doctorale était de quantifier l'incertitude associée aux variables d'entrée sur les hauteurs d'eau estimées par le modèle H2D2 de la rivière Richelieu. Trois variables sont utilisées pour la propagation de l'incertitude : les débits, le coefficient de Manning et la topographie. Cet objectif a été atteint à l'aide de la méthode MEP. Cette méthode est utilisée pour estimer les moments statistiques (moyenne et écart type) des hauteurs d'eau. Pour mettre en œuvre cette méthode, l'incertitude liée aux variables d'entrée du modèle a été déterminée. Il a ensuite été question de déterminer la propagation de leurs incertitudes avec la méthode MEP. Cette propagation consiste à faire varier les trois différentes variables d'entrée par la méthode MEP. La propagation de l'incertitude à l'aide de cette méthode a fourni des cartes de la moyenne et de l'écart-type des hauteurs d'eau estimées pour les différents débits considérés. Les résultats de cette analyse ont montré que les valeurs d'incertitude des hauteurs d'eau se propagent spatialement dans le domaine et sont inférieures à 27 cm pour les débits considérés. Ces valeurs calculées montrent que ces variations sont importantes principalement en amont du seuil rocheux de Saint-Jean-sur-Richelieu. Ceci peut être dû à la topographie du seuil et la présence des structures artificielles dans la rivière (résultats de l'analyse de sensibilité menée précédemment dans l'objectif 1). L'application de la méthode MEP avec

le modèle H2D2 ouvre la perspective leur application dans le but d'établir les cartes d'inondation correspondantes à des débits particuliers d'inondation.

Un des intérêts de cette méthode MEP réside dans sa simplicité, et dans les efforts limités nécessaires pour effectuer la propagation de l'incertitude. Il s'agit d'un travail original qui traite la propagation d'incertitude de différentes variables à travers le modèle H2D2. La méthode est particulièrement utile lorsque le degré de complexité des modèles hydrauliques rend la méthode de Monte-Carlo inapplicable en termes de temps de calcul. Cette méthode a permis de quantifier l'incertitude dans l'espace. De plus, elle permet d'identifier les sources d'incertitude prépondérantes dans l'analyse. Cette méthode est considérée comme une alternative pratique à des méthodes plus précises.

5.3 Troisième contribution : cartographie du risque annuel moyen en milieu urbain, comme un outil d'aide à la décision et quantification de l'incertitude associée aux dommages estimés

Le troisième et dernier volet de cette thèse avait pour objectif de: i) développer une méthode de cartographie de risque sous forme de coût annuel moyen des dommages pour un secteur résidentiel de la municipalité de Saint-Jean-sur-Richelieu, ii) quantifier l'incertitude associée aux dommages estimés. Le calcul du risque moyen annuel et l'estimation de l'incertitude ont été réalisés à l'aide d'une approche comportant six étapes. La première étape consistait à étudier la distribution de probabilité des crues à la station hydrométrique EC 02OJ007, située aux Rapides Fryer à Carignan. La deuxième consistait à relier les débits avec les hauteurs d'eau à l'aide d'un modèle hydraulique simple, complémentaire au modèle H2D2. La troisième étape consistait à croiser les hauteurs d'eau obtenues et les courbes de dommages définies pour différentes catégories de bâtiments, afin de calculer les dommages engendrés aux propriétés résidentielles. Dans la quatrième étape, le risque d'inondation pour le secteur étudié a été calculé en faisant la moyenne des dommages directs de tous les événements d'inondations possibles. Enfin, une procédure de simulation a permis de quantifier les incertitudes sur les dommages estimés pour un événement de débit donné.

On a ainsi pu obtenir (1) des estimations du coût moyen annuel pour les bâtiments résidentiels du secteur d'étude, et (2) une estimation des dommages aux bâtiments associés aux débits de $1113 \text{ m}^3/\text{s}$ et de $1539 \text{ m}^3/\text{s}$, avec leurs incertitudes attachées. Les résultats obtenus donnent des éléments d'information utiles pour la prise de décision dans la gestion des risques d'inondation, pour la population et les autorités locales. Pour le secteur sous étude, les dommages équivalents annuels moyens sont de 2 452 616 \$.

Un des aspects novateurs dans ce dernier volet réside dans le développement d'une nouvelle approche de cartographie du risque d'inondation à l'échelle du bâtiment. Cette approche utilisée, qui combine l'aléa inondation et la vulnérabilité, offre une plus-value par rapport aux méthodes existantes, qui se focalisent sur la génération de cartes de l'aléa inondation, et ne fournissent ainsi pas une réelle analyse du risque. Les résultats de cette approche sont présentés sous forme de carte représentant le risque moyen annuel en valeurs monétaires. Cette approche se limite cependant aux dommages causés par les inondations en eau libre, et ne prend ainsi pas en compte d'autres types d'inondations, comme les embâcles de glace.

Le second aspect novateur de cette approche réside principalement dans la mise en place d'un modèle hydraulique simple, et qui est couplé au modèle d'évaluation des dommages liés à un scénario d'inondation. Ce modèle permet de simuler, pour un débit donné ou pour un hydrogramme donné, la propagation d'une crue dans un temps réduit. Ensuite, la méthodologie proposée permet aussi de quantifier l'incertitude répercutée aux valeurs de dommages estimés, une information souvent rare dans les études des risques d'inondation. Enfin, la méthode de Monte-Carlo utilisée pour estimer le CMA présente l'avantage notable par rapport à la méthode MEP de fournir la forme de la distribution statistique de la grandeur de sortie.

Quelques points de cette méthode sont encore sujets à améliorations. L'évaluation du coût des dommages annuels dans cette méthodologie repose uniquement sur les dommages directs tangibles. Pour obtenir une estimation complète du risque, il faudrait inclure à la méthode l'évaluation des dommages indirects et tenir compte des dommages au contenu de chaque bâtiment résidentiel. Les coûts des dommages à chaque bâtiment sont exprimés en valeur absolue. Cette évaluation dépend de la valeur du bâtiment qui

est fournie par le rôle d'évaluation, qui n'est pas mis à jour régulièrement. En effet, il serait idéal, de quantifier le risque moyen annuel en pourcentage. Cette relation est générale et ne tient pas compte des caractéristiques propres à chaque bâtiment. Il faudrait aussi vérifier la validité des courbes de dommages établies par Bonnifait (2005), et qui ont été exploitées dans cette étude. Enfin, concernant la méthode d'analyse d'incertitude, il serait pertinent d'explorer la possibilité d'inclure les incertitudes sur les courbes de dommages et la hauteur de premier de plancher, etc. Les incertitudes liées à l'étendue de la hauteur d'eau et son effet horizontal sur les maisons exposées par l'inondation pourraient être aussi un facteur important influençant l'incertitude globale de l'évaluation.

6 REFERENCES

- Buttle, J.M., et al., *Flood processes in Canada: regional and special aspects*. Canadian Water Resources Journal/Revue canadienne des ressources hydriques, 2016. **41**(1-2): p. 7-30.
- Breton, C. and C. Marche, *Une aide à la décision pour le choix des interventions en zone inondable*. Revue des sciences de l'eau/Journal of Water Science, 2001. **14**(3): p. 363-379.
- Safety, P., *Public Safety Canada. 2014. The Canadian Disaster Database*. <http://www.publicsafety.gc.ca/cnt/rsrscs/cndn-dsstr-dtbs/index-eng.aspx> (accessed March, 2014). Canadian disaster database, 2014.
- du Québec, G., *Rapport d'évènement: Inondations printanières Montérégie 2011*. 2013, Québec: Direction générale de la sécurité civile et de la sécurité incendie, Ministère de la sécurité publique.
- Saad, C., et al., *The 2011 flood event in the Richelieu River basin: causes, assessment and damages*. Canadian Water Resources Journal/Revue canadienne des ressources hydriques, 2016. **41**(1-2): p. 129-138.
- Bouillon, M.-C., F. Brissette, and C. Marche, *Le risque d'inondation et son évolution sur la rivière Châteauguay*. Canadian Journal of Civil Engineering, 1999. **26**(2): p. 186-196.
- Merz, B. and A.H. Thielen, *Flood risk curves and uncertainty bounds*. Natural hazards, 2009. **51**(3): p. 437-458.
- Meyer, V., S. Scheuer, and D. Haase, *A multicriteria approach for flood risk mapping exemplified at the Mulde river, Germany*. Natural hazards, 2009. **48**(1): p. 17-39.
- Eleutério, J., *Flood risk analysis: impact of uncertainty in hazard modelling and vulnerability assessments on damage estimations*. 2012, Université de Strasbourg.
- Kuczera, G. and B.J. Williams, *Effect of rainfall errors on accuracy of design flood estimates*. Water Resources Research, 1992. **28**(4): p. 1145-1153.
- Pappenberger, F., et al., *Influence of uncertain boundary conditions and model structure on flood inundation predictions*. Advances in Water Resources, 2006. **29**(10): p. 1430-1449.
- Casas, A., et al., *The topographic data source of digital terrain models as a key element in the accuracy of hydraulic flood modelling*. Earth Surface Processes and Landforms, 2006. **31**(4): p. 444-456.
- Merwade, V., et al., *Uncertainty in flood inundation mapping: current issues and future directions*. Journal of Hydrologic Engineering, 2008. **13**(7): p. 608-620.
- Torterotot, J.P., *Le coût des dommages dus aux inondations: estimation et analyse des incertitudes*. 1993, Ecole Nationale des Ponts et Chaussées.

- Di Baldassarre, G., *Floods in a changing climate: Inundation modelling*. Vol. 3. 2012: Cambridge University Press.
- Mileti, D., *Disasters by design: A reassessment of natural hazards in the United States*. 1999: Joseph Henry Press.
- Neal, J.C., et al., *A comparison of three parallelisation methods for 2D flood inundation models*. *Environmental Modelling & Software*, 2010. **25**(4): p. 398-411.
- Pender, G. *Briefing: Introducing the flood risk management research consortium*. in *Proceedings of the Institution of Civil Engineers-Water Management*. 2006. Thomas Telford Ltd.
- Morgan, M.G., M. Henrion, and M. Small, *Uncertainty: a guide to dealing with uncertainty in quantitative risk and policy analysis*. 1992: Cambridge university press.
- Aronica, G., B. Hankin, and K. Beven, *Uncertainty and equifinality in calibrating distributed roughness coefficients in a flood propagation model with limited data*. *Advances in water resources*, 1998. **22**(4): p. 349-365.
- Bates, P.D., et al., *Numerical modelling of floodplain flow*. 2005: John Wiley and Sons Ltd.: Chichester, UK.
- Pappenberger, F., et al., *Uncertainty in the calibration of effective roughness parameters in HEC-RAS using inundation and downstream level observations*. *Journal of Hydrology*, 2005. **302**(1): p. 46-69.
- Solomatine, D.P. and D.L. Shrestha, *A novel method to estimate model uncertainty using machine learning techniques*. *Water Resources Research*, 2009. **45**(12).
- Gupta, H.V., K.J. Beven, and T. Wagener, *Model calibration and uncertainty estimation*. *Encyclopedia of hydrological sciences*, 2005.
- Vaze, J., J. Teng, and G. Spencer, *Impact of DEM accuracy and resolution on topographic indices*. *Environmental Modelling & Software*, 2010. **25**(10): p. 1086-1098.
- Bates, P. and M. Anderson, *A preliminary investigation into the impact of initial conditions on flood inundation predictions using a time/space distributed sensitivity analysis*. *Catena*, 1996. **26**(1-2): p. 115-134.
- Wohl, E.E., *Uncertainty in flood estimates associated with roughness coefficient*. *Journal of Hydraulic Engineering*, 1998. **124**(2): p. 219-223.
- Stelling, G.S. and A. Verwey, *Numerical flood simulation*. *Encyclopedia of Hydrological Sciences*, 2005.
- Domeneghetti, A., A. Castellarin, and A. Brath. *Effects of rating-curve uncertainty on the calibration of numerical hydraulic models*. in *First IAHR European Congress, Edinburgo*. 2010.
- Meylan, P., A.-C. Favre, and A. Musy, *Hydrologie fréquentielle: une science prédictive*. 2008: PPUR presses polytechniques.
- Te Chow, V., *Applied hydrology*. 1988: Tata McGraw-Hill Education.

- Stedinger, J.R., *Confidence intervals for design events*. Journal of Hydraulic Engineering, 1983. **109**(1): p. 13-27.
- Hosking, J.R., *L-moments: analysis and estimation of distributions using linear combinations of order statistics*. Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological), 1990: p. 105-124.
- Chow, V.T., D.R. Maidment, and L. Mays, *Applied Hydrology*, (1988). Advances in Fluid Mechanics VII, 1988. **339**: p. 63-70.
- Mahdouh, S., H. Van Oorschot, and S. De Lange, *Statistical analysis in water resources engineering*. 1993: AA Balkema.
- Hunter, N.M., et al., *Utility of different data types for calibrating flood inundation models within a GLUE framework*. Hydrology and Earth System Sciences Discussions, 2005. **9**(4): p. 412-430.
- Nicholas, A., *Roughness parameterization in CFD modelling of gravel-bed rivers*. Vol. 540. 2005: John Wiley and Sons: Chichester.
- Horritt, M., *Parameterisation, validation and uncertainty analysis of CFD models of fluvial and flood hydraulics in the natural environment*. Computational fluid dynamics: applications in environmental hydraulics, 2005: p. 193-213.
- Kouwen, N., *Effect of riparian vegetation on flow resistance and flood potential*. Journal of Hydraulic Engineering, 2000. **126**(12): p. 954-954.
- Di Baldassarre, G. and A. Montanari, *Uncertainty in river discharge observations: a quantitative analysis*. Hydrology and Earth System Sciences, 2009. **13**(6): p. 913.
- Hey, R.D., *Flow resistance in gravel-bed rivers*. Journal of the Hydraulics Division, 1979. **105**(4): p. 365-379.
- Johnson, P.A., *Uncertainty of hydraulic parameters*. Journal of Hydraulic Engineering, 1996. **122**(2): p. 112-114.
- Cesare, M., *First-order analysis of open-channel flow*. Journal of Hydraulic Engineering, 1991. **117**(2): p. 242-247.
- Mays, L.W. and Y.-K. Tung, *Hydrosystems Engineering & Management McGraw Hill*. United States of America, 1992.
- Horritt, M. and P. Bates, *Predicting floodplain inundation: raster-based modelling versus the finite-element approach*. Hydrological processes, 2001. **15**(5): p. 825-842.
- Altarejos-García, L., et al., *Assessing the impact of uncertainty on flood risk estimates with reliability analysis using 1-D and 2-D hydraulic models*. Hydrology and Earth System Sciences, 2012. **16**(7): p. 1895-1914.
- Yeh, K.-C. and Y.-K. Tung, *Uncertainty and sensitivity analyses of pit-migration model*. Journal of Hydraulic Engineering, 1993. **119**(2): p. 262-283.
- Tung, Y.-K., *Mellin transform applied to uncertainty analysis in hydrology/hydraulics*. Journal of Hydraulic Engineering, 1990. **116**(5): p. 659-674.

- Burnham, M.W. and D.W. Davis, *Accuracy of Computed Water Surface Profiles*. 1986, HYDROLOGIC ENGINEERING CENTER DAVIS CA.
- Rosenblueth, E., *Two-point estimates in probabilities*. Applied Mathematical Modelling, 1981. **5**(5): p. 329-335.
- Huang, Y. and X. Qin, *Uncertainty analysis for flood inundation modelling with a random floodplain roughness field*. Environmental Systems Research, 2014. **3**(1): p. 9.
- Liu, D. and H. Matthies. *Uncertainty quantification with spectral approximations of a flood model*. in *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. 2010. IOP Publishing.
- Marks, K. and P. Bates, *Integration of high-resolution topographic data with floodplain flow models*. Hydrological Processes, 2000. **14**(11-12): p. 2109-2122.
- Vázquez, R., et al., *Effect of grid size on effective parameters and model performance of the MIKE-SHE code*. Hydrological processes, 2002. **16**(2): p. 355-372.
- Werner, M., *Impact of grid size in GIS based flood extent mapping using a 1D flow model*. Physics and Chemistry of the Earth, Part B: Hydrology, Oceans and Atmosphere, 2001. **26**(7-8): p. 517-522.
- Bates, P.D., *Integrating remote sensing data with flood inundation models: how far have we got?* Hydrological Processes, 2012. **26**(16): p. 2515-2521.
- Rodriguez, E., C.S. Morris, and J.E. Belz, *A global assessment of the SRTM performance*. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2006. **72**(3): p. 249-260.
- Mercer, B. *DEMs created from airborne IFSAR—an update*. in *Proceedings of the ISPRS XXth Congress*. 2004.
- Goncalves, J. and A. Oliveira, *Accuracy analysis of DEMs derived from ASTER imagery*. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2004. **35**: p. 168-172.
- Hashemian, S., A. Abootalebi, and F. Kianifar. *Accuracy Evaluation of Dem Generated From Spot 5 Hrs Imageries*. in *XXth ISPRS Congress, Proceedings of Commission I*. 2004.
- Heuvelink, G.B., *Error propagation in environmental modelling with GIS*. 1998: CRC Press.
- Crosetto, M., S. Tarantola, and A. Saltelli, *Sensitivity and uncertainty analysis in spatial modelling based on GIS*. Agriculture, ecosystems & environment, 2000. **81**(1): p. 71-79.
- Refsgaard, J.C., et al., *Uncertainty in the environmental modelling process—a framework and guidance*. Environmental modelling & software, 2007. **22**(11): p. 1543-1556.
- Allaire, D.L., *Uncertainty assessment of complex models with application to aviation environmental systems*. 2009, Massachusetts Institute of Technology, Department of Aeronautics and Astronautics.

- Fisher, P.F. and N.J. Tate, *Causes and consequences of error in digital elevation models*. Progress in physical Geography, 2006. **30**(4): p. 467-489.
- de Rocquigny, E., N. Devictor, and S. Tarantola, *Uncertainty in industrial practice: a guide to quantitative uncertainty management*. 2008: John Wiley & Sons.
- Shohan, A. and S. Slobodan, *A methodology for spatial fuzzy reliability analysis*. 2016.
- Xu, Y., M.J. Booij, and A. Mynett, *Propagation of discharge uncertainty in a flood damage model for the Meuse River*, in *Flood risk management in Europe*. 2007, Springer. p. 293-310.
- Chiles, J.-P. and P. Delfiner, *Geostatistics: modeling spatial uncertainty*. Vol. 497. 2009: John Wiley & Sons.
- Pebesma, E.J., K. de Jong, and D. Briggs, *Interactive visualization of uncertain spatial and spatio-temporal data under different scenarios: an air quality example*. International Journal of Geographical Information Science, 2007. **21**(5): p. 515-527.
- Deutsch, C.V. and A.G. Journel, *Gslb: Geostatistical Software Library and User's Guide*. 1992: Oxford University Press.
- Heuvelink, G.B., P.A. Burrough, and A. Stein, *Propagation of errors in spatial modelling with GIS*. International Journal of Geographical Information System, 1989. **3**(4): p. 303-322.
- Montanari, A., *What do we mean by 'uncertainty'? The need for a consistent wording about uncertainty assessment in hydrology*. Hydrological Processes, 2007. **21**(6): p. 841-845.
- Félix, R. and D. Xanthoulis, *Analyse de sensibilité du modèle mathématique'Erosion Productivity Impact Calculator'(EPIC) par l'approche One-Factor-At-A-Time (OAT)*. Biotechnologie, agronomie, société et environnement, 2005. **9**(3): p. 179-190.
- Sobol, I.M., *Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models and their Monte Carlo estimates*. Mathematics and computers in simulation, 2001. **55**(1): p. 271-280.
- Helton, J.C. and F.J. Davis, *Sampling-based methods for uncertainty and sensitivity analysis*. 2000: Sandia National Laboratories Albuquerque.
- Hall, J., et al., *Distributed sensitivity analysis of flood inundation model calibration*. Journal of Hydraulic Engineering, 2005. **131**(2): p. 117-126.
- Hill, M. and C. Tiedeman, *Effective calibration of groundwater models, with analysis of data, sensitivities, predictions, and uncertainty*. John Wiley, New York, 2007. **455**.
- Mooney, C., *Monte Carlo simulation (Sage University Paper series on Quantitative Applications in the Social Sciences, series no. 07-116)*. 1997, Sage Thousand Oaks, CA.

- Helton, J.C. and F.J. Davis, *Latin hypercube sampling and the propagation of uncertainty in analyses of complex systems*. Reliability Engineering & System Safety, 2003. **81**(1): p. 23-69.
- Saltelli, A., K. Chan, and E. Scott, *Sensitivity analysis Wiley series in probability and statistics*. Willey, New York, 2000.
- Crosetto, M. and S. Tarantola, *Uncertainty and sensitivity analysis: tools for GIS-based model implementation*. International Journal of Geographical Information Science, 2001. **15**(5): p. 415-437.
- Merz, B., et al., *Review article" Assessment of economic flood damage"*. Natural Hazards and Earth System Sciences, 2010. **10**(8): p. 1697.
- Messner, F., *Evaluating flood damages: guidance and recommendations on principles and methods*. T09-06-01, 2007.
- Penning-Rowsell, E. and J.B. Chatterton, *benefits of flood alleviation*. 1977: Saxon House.
- Penning-Rowsell, E., et al., *The benefits of flood and coastal risk management: a handbook of assessment techniques*. 2005, Middlesex University Press.
- Smith, D., *Flood damage estimation- A review of urban stage-damage curves and loss functions*. Water S. A., 1994. **20**(3): p. 231-238.
- Handmer, J.W., *ANUFLOOD in New Zealand. Part 2, Background to Flood Loss Measurement*. 1986: Australian National University, Centre for Resource and Environmental Studies.
- Bonnifait, L., *Développement de courbes submersion-dommages pour l'habitat résidentiel québécois*. 2005, Université du Québec, Institut national de la recherche scientifique.
- Büchle, B., et al., *Flood-risk mapping: contributions towards an enhanced assessment of extreme events and associated risks*. Natural Hazards and Earth System Sciences, 2006. **6**(4): p. 485-503.
- Dutta, D., S. Herath, and K. Musiak, *A mathematical model for flood loss estimation*. Journal of hydrology, 2003. **277**(1): p. 24-49.
- White, G.F., *Human Adjustment to Floods: Department of Geography Research Paper No. 29*. Chicago, IL: The University of Chicago, 1945.
- Kates, R.W., *Industrial flood losses: damage estimation in the Lehigh Valley*. CHICAGO, ILLINOIS, UNIVERSITY OF CHICAGO PRESS, 1968. 76 P., 1968.
- Thieken, A., et al., *Development and evaluation of FLEMOps—a new Flood Loss Estimation MOdel for the private sector*. WIT Transactions on Ecology and the Environment, 2008. **118**: p. 315-324.
- Scawthorn, C., et al., *HAZUS-MH flood loss estimation methodology. II. Damage and loss assessment*. Natural Hazards Review, 2006. **7**(2): p. 72-81.

- Prettenthaler, F., P. Amrusch, and C. Habsburg-Lothringen, *Estimation of an absolute flood damage curve based on an Austrian case study under a dam breach scenario*. Natural Hazards and Earth System Sciences, 2010. **10**(4): p. 881.
- Hubert, G. and B. Ledoux, *Le Coût du risque...: l'évaluation des impacts socio-économiques des inondations*. 1999: Presses de l'Ecole Nationale des Ponts et Chaussées.
- Blin, P., *Développement d'une nouvelle méthode de cartographie du risque unitaire d'inondation (crue) pour des résidences*. 2001, Université du Québec, Institut national de la recherche scientifique.
- El-Jabi, N., D. Richard, and J. Rousselle, *Estimation des dommages moyens causés par les inondations. Rapport au ministère de l'Environnement du Québec, Centre de Développement Technologique de l'École Polytechnique de Montréal*. 1981, Montréal CDT-P-624.
- Ouellette, P., et al., *Cost-benefit analysis of flood-plain zoning*. Journal of Water Resources Planning and Management, 1988. **114**(3): p. 326-334.
- Apel, H., B. Merz, and A.H. Thielen, *Quantification of uncertainties in flood risk assessments*. International Journal of River Basin Management, 2008. **6**(2): p. 149-162.
- Binley, A.M., et al., *Changing responses in hydrology: assessing the uncertainty in physically based model predictions*. Water Resources Research, 1991. **27**(6): p. 1253-1261.
- Hall, J.W., L.J. Manning, and R.K. Hankin, *Bayesian calibration of a flood inundation model using spatial data*. Water Resources Research, 2011. **47**(5).
- Zappa, M., et al., *Propagation of uncertainty from observing systems and NWP into hydrological models: COST-731 Working Group 2*. Atmospheric Science Letters, 2010. **11**(2): p. 83-91.
- Merz, B., et al., *Estimation uncertainty of direct monetary flood damage to buildings*. Natural Hazards and Earth System Science, 2004. **4**(1): p. 153-163.
- De Blois, C. and H. Wind, *Assessment of flood damages and benefits of remedial actions: "What are the weak links?"; with application to the Loire*. Physics and Chemistry of the Earth, 1995. **20**(5-6): p. 491-495.
- Merz, B., A. Thielen, and M. Gocht, *Flood risk mapping at the local scale: concepts and challenges*. Flood risk management in Europe, 2007: p. 231-251.
- Apel, H., et al., *Flood risk assessment and associated uncertainty*. Natural Hazards and Earth System Science, 2004. **4**(2): p. 295-308.
- Riboust, P. and F. Brissette, *Climate change impacts and uncertainties on spring flooding of Lake Champlain and the Richelieu River*. JAWRA Journal of the American Water Resources Association, 2015. **51**(3): p. 776-793.
- (CMI), C.m.i., *Plan d'étude pour la détermination des mesures visant à atténuer les inondations et leurs répercussions dans le bassin versant du lac Champlain et de*

- la rivière Richelieu. Rapport de la CMI présenté aux gouvernements du Canada et des États-Unis,*
préparé par le Groupe de travail international du plan d'étude du lac Champlain et de la rivière
Richelieu, 135 p. 2013.
- Saad, C., *Analyse hydrométéorologique multivariée et modélisation déterministe des crues de la rivière Richelieu, Québec.* 2014, Université du Québec, Institut national de la recherche scientifique.
- Secretan, Y., *H2D2 Software.* 2013.
- Champoux, P.F., et al., *Création d'un modèle hydraulique 2D de la rivière Richelieu entre Rouses Point et Sorel (tâche 2-3).* 2015.
- Giasson, M., *Un élément 3D minimal pour les écoulements fluviaux à surface libre.* 2008, Université du Québec, Institut national de la recherche scientifique.
- Secretan, Y. and P. Matte, *Parallélisation de l'assemblage et de la résolution matricielle directe de H2D2: Développement de critères de choix de configuration.* 2009: INRS, Centre Eau, Terre et Environnement.
- Secretan, Y. and P. Matte, *H2D2: Développement de stratégies de résolutions non stationnaires et non-linéaires.* 2010: INRS, Centre Eau, Terre et Environnement.
- Bobée, F.B., V. Perrault, and L. Perron, *Hyfran 1.0 (logiciel hydrologique: Chaire en hydrologie statistique CRNSG/Hydro-Québec).* INRS-Eau, Terre et Environnement, Université du Québec, Québec, 1999.
- Rosenblueth, E., *Point estimates for probability moments.* Proceedings of the National Academy of Sciences, 1975. **72**(10): p. 3812-3814.
- Christian, J.T. and G.B. Baecher, *Point-estimate method as numerical quadrature.* Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 1999. **125**(9): p. 779-786.
- Harr, M.E., *Probabilistic estimates for multivariate analyses.* Applied Mathematical Modelling, 1989. **13**(5): p. 313-318.
- Lind, N.C., *Modelling of uncertainty in discrete dynamical systems.* Applied Mathematical Modelling, 1983. **7**(3): p. 146-152.
- Chokmani, K., A. Viau, and G. Bourgeois, *Analyse de l'incertitude de quatre modèles de phytoprotection relative à l'erreur des mesures des variables agrométéorologiques d'entrée.* Agronomie, 2001. **21**(2): p. 147-167.
- Pianosi, F., et al., *Sensitivity analysis of environmental models: A systematic review with practical workflow.* Environmental Modelling & Software, 2016. **79**: p. 214-232.
- Neal, J.C., P.M. Atkinson, and C.W. Hutton, *Flood inundation model updating using an ensemble Kalman filter and spatially distributed measurements.* Journal of hydrology, 2007. **336**(3): p. 401-415.

- Beven, K. and J. Hall, *Applied uncertainty analysis for flood risk management*. 2014: World Scientific.
- Pukelsheim, F., *The three sigma rule*. *The American Statistician*, 1994. **48**(2): p. 88-91.
- Tanguy, M., *Développement d'une méthode de caractérisation et d'évaluation du risque humain lié aux inondations en milieu urbain*. 2016, Université du Québec, Institut national de la recherche scientifique.
- Eleuterio, J., et al. *Impact on hydrological confidence intervals on floods damage potential estimations*. in *EGU General Assembly Conference Abstracts*. 2012.

PARTIE 2 : LES ARTICLES

1. PREMIER ARTICLE : ANALYSE DE SENSIBILITÉ D'UN MODÈLE HYDRAULIQUE DE LA RIVIÈRE RICHELIEU

Les travaux réalisés dans ce chapitre sont présentés sous forme d'article scientifique rédigé en anglais et dont le titre est :

SENSITIVITY ANALYSIS OF A HYDRAULIC MODEL

Khalid Oubennaceur ^{1*}, Karem Chokmani ¹, Miroslav Nastev ², Marion Tanguy ³, Sebastien Raymond ³

^{1,3} Centre Eau Terre Environnement, INRS, 490 De la Couronne Street, Québec, QC G1K 9A9, Canada;

² Geological Survey of Canada, 490 De la Couronne Street, 3rd Floor, Québec, QC, Canada;

Cet article est soumis pour publication au Journal Water ISSN 2073-4441.

Le contenu et les objectifs de cet article ont été discutés entre les différents auteurs. Le modèle hydraulique a été fourni par Environnement Canada. La définition de la méthodologie a été réalisée par le premier auteur en collaboration avec le professeur Chokmani et le professeur Nastev. La programmation de la méthode, l'analyse des résultats et la rédaction ont été effectuées par le premier auteur sous la supervision du professeur Chokmani. Une révision du contenu de l'article a été effectuée par les différents co-auteurs.

Abstract: A new analysis method for assessing sensitivity in 2D hydraulic modelling is proposed as a practical alternative to Monte Carlo simulations. It is based on the perturbation of the probability distribution of input variables. A relative sensitivity index is calculated for each variable using the Gauss quadrature sampling. The variable providing the highest variation of the expected water depths is considered to be the most influential. The proposed method revealed particularly useful when the degree of complexity of the hydraulic models renders the Monte Carlo method inapplicable because of the inherent computing time. The approach was tested over a 45 km long reach of the Richelieu River, Canada. The finite-element 2D hydraulic model, H2D2, was used to solve the shallow water equations (SWE). The impacts of three input variables on the expected water depths were considered: flow rate, Manning's coefficient, and topography of the shoal located at Saint-Jean-sur-Richelieu. Three Gauss sampling points were used to describe the input variables: mean value and mean $\pm\sqrt{3}$ standard deviation. Four flood scenarios were simulated with discharge rates of 759, 824, 936, 1113 m³/s. The results showed that the predicted water depths were most sensitive to the irregular topography of the shoal, particularly in the upstream near to the shoal. The sensitivity indexes of Manning's coefficient and the flow rate were comparatively lower. Better decisions can be made in hydraulic modelling by taking into account the results of sensitivity analysis.

Keywords: sensitivity analysis; Gauss quadrature sampling; Monte Carlo, shallow water equations; H2D2; finite-element 2D hydraulic model

Résumé: Une nouvelle méthode d'analyse est proposée pour évaluer la sensibilité d'un modèle hydraulique 2D. La méthode est fondée sur la perturbation de la distribution de probabilité des variables d'entrée. Un indice de sensibilité relative est calculé pour chaque variable à l'aide de l'échantillonnage de quadrature gaussienne. La variable qui fournit la plus grande variation des profondeurs d'eau est considérée comme la plus influente. La méthode proposée s'est révélée particulièrement utile lorsque le degré de complexité des modèles hydrauliques rend la méthode Monte-Carlo inapplicable en raison du temps de calcul. L'approche a été testée sur un tronçon de 45 km de la rivière Richelieu (Québec, Canada). Le modèle hydraulique 2D d'éléments finis, H2D2, a été utilisé pour les simulations hydrauliques. Trois variables d'entrée sur les profondeurs d'eau ont été pris en compte : le débit, le coefficient de Manning et la topographie du haut-fond situé dans la municipalité de Saint-Jean-sur-Richelieu. Trois points d'échantillonnage de Gauss ont été utilisés pour décrire les variables d'entrée : valeur moyenne et valeur moyenne $\pm \sqrt{3}$ écart type. Quatre scénarios de débits ont été utilisés pour les simulations hydrauliques, à savoir 759, 824, 936 et 1113 m^3/s . Les résultats ont montré que les profondeurs d'eau étaient plus sensibles à la topographie. Les indices de sensibilité du coefficient de Manning et de débit étaient comparativement plus faibles. De meilleures décisions peuvent être prises dans la modélisation hydraulique en tenant compte des résultats de l'analyse de sensibilité.

Mots clés: analyse de sensibilité; échantillonnage de quadrature de Gauss; Monte Carlo; H2D2; modèle hydraulique d'éléments finis

1. INTRODUCTION

Hydraulic models provide essential hydraulic parameters for informed flood risk management, such as water depths, velocities, and duration of inundation. Like numerical models, they represent an approximation of physical phenomena and may be affected by various sources of errors, i.e., uncertainties in input data, model structure, model parameters, etc. (Aronica *et al.*, 1998, Bates *et al.*, 2005). Knowledge of the uncertainties introduced by the model is also important for many research questions and is essential in improving simulation performance and increasing the confidence in the results (Crosetto *et al.*, 2000). A spatially distributed sensitivity analysis (SA) is generally applied to investigate the relative influence of the input variables (individual or in combination) and their impact on the model outputs (Di Baldassarre *et al.*, 2010, He *et al.*, 2011). SA is thus an essential component in building hydraulic models, in testing their conceptualization and their calibration, as well in evaluating their performance and choosing the best strategies to reduce their uncertainty (Butler *et al.*, 2014, Jakeman *et al.*, 2006, Nguyen *et al.*, 2007, Singh *et al.*, 2014).

The sensitivity of flood inundation models has been addressed in numerous studies which investigated parameters such as: surface roughness (JW Hall *et al.*, 2005), boundary conditions (Pappenberger *et al.*, 2006b), model structure (Apel *et al.*, 2009), topography of river beds and floodplains (Micha Werner *et al.*, 2005), etc. The focus of this paper is on the relative influence of three essential input parameters most commonly considered by flood inundation models, namely the flow rate, Manning's coefficient, and topography. Accurate description of the topography has long been recognized as a key component in any numerical inundation model (Horritt, 2002, Horritt, 2006). Modern techniques for topographical surveys such as LiDAR (Light Imaging, Detection, And Ranging) (Cobby *et al.*, 2003) enable morphological descriptions with horizontal resolution as good as 1 m and vertical errors between 5 cm and 25 cm. Sonar surveys of channel topography and morphology (Eilertsen & Hansen, 2008) and the introduction of global positioning systems (GPS) (Nicholas & Mitchell, 2003) have further increased the accuracy of spatial coordinates and elevations. Manning's coefficient is an empirically derived lump-sum coefficient that describes the flow resistance of the main channel and the floodplain, and it is commonly used as a calibration parameter (Woodhead *et al.*, 2007). Manning's cannot be measured directly, so values for Manning's coefficient need to be determined by calibration. "n" is nonetheless directly related to hydraulic roughness, whether it is bed roughness, bank roughness, surface irregularities, obstructions, vegetation roughness (Arcement & Schneider, 1989, Chow, 1988). Calibrated Manning's coefficients are

considered as the mean values for the purposes of uncertainty analysis. A literature search for distribution functions for Manning's was conducted in Johnson (1996). The flow rate, on the other hand, is recorded at gauging stations and is used as a boundary condition imposed to the modelled reach. This is often determined by flood frequency analysis or rating curve. Quantifying flow rate uncertainty and its characteristics is an important step in flood modelling (Domeneghetti *et al.*, 2010, Pappenberger *et al.*, 2006b).

SA methods can be typically divided into two main groups: local and global (Muleta & Nicklow, 2005, Andrea Saltelli *et al.*, 1999). In the local approach, SA evaluates model performance by varying one input parameter at a time, whereas the global methods consider the whole variation range of the main input parameters to assess their contribution to the uncertainty. There are numerous methods reported in the literature for conducting SA (Norton, 2015), including perturbation and derivative methods (Devenish *et al.*, 2012, Paton *et al.*, 2013), variance-based methods (Kucherenko *et al.*, 2012, Oakley & O'Hagan, 2004), correlation and regression analyses (Helton & Davis, 2002, Iman & Helton, 1988, Storlie *et al.*, 2009), Monte-Carlo filtering (Freer *et al.*, 1996, Tang *et al.*, 2006), density-based methods (Emanuele Borgonovo, 2007, E Borgonovo *et al.*, 2014, Pianosi & Wagener, 2015), etc. The choice of which SA method to use should be made on the basis of the scope of the analysis, time required to run, number of input variables, number of model simulations necessary to approximate sensitivity indexes, degree of nonlinearity, etc. In practice, SA generally requires a large number of simulations (Kucherenko, 2009) necessarily combined with extensive computational efforts (Parajuli, 2007), which makes standard methods tedious and time consuming.

In this study, a novel and efficient method is proposed using derivative-based sensitivity indexes and the Gaussian quadrature sampling. The proposed SA method was tested and validated by applying the two-dimensional 2D hydraulic model H2D2 (Secretan, 2013) to a 45 km long reach of the Richelieu River, Quebec, Canada. The sampling strategy based on the three-point Gaussian quadrature consisted of a variable set of weighting factors and the corresponding optimal sampling points to generate three sets of parameter samples. The distributions of the three independent input variables: X_1 upstream flow rate, X_2 Manning's coefficient, and X_3 topography, were assumed to be normal with their own mean μ and standard deviation σ . The model results for water depth were used to compute the sensitivity indexes (Chaubey *et al.*, 1999, Khanal & Parajuli, 2014). Relative sensitivity indexes were obtained measuring the relative response of the water depth for each input variable.

2. THE SENSITIVITY ANALYSIS METHOD

The SA method proposed herein was conducted by following these successive steps: (i) identification of the main input variables of the 2D hydraulic model (X_1 for the upstream flow rate, X_2 for Manning's coefficient, and X_3 for topography) for which the sensitivity of depth of water variable is estimated as a model output; (ii) determination of the range of variation of the input variables; (iii) generation of samples of input values using the Gaussian quadrature sampling; (iv) execution of the hydraulic model for each of these samples; and (v) estimation of the relative influence of each input variable on the model's output by computing sensitivity indexes.

2.1 Study Area

The Richelieu River watershed is located about 20 km east of Montreal, Canada (Figure 1-1-a). The modelled 46 km long domain extends between Rouses point (NY) on the US-Canada border, and the Fryers Island Dam (QC), about 10 km downstream of the municipality of Saint-Jean-sur-Richelieu. The topography of the river is fairly flat. The overall average slope between these two points is about 0.3 m/km, including the relatively steep 24 meter drop between the municipally of Saint-Jean-Sur-Richelieu and the Fryer's Dam through a series of rapids. The Richelieu River is a bedrock river characterized by a significant presence of shale clay and marine sediments, dating from the post-glacial era of Champlain Sea. The watershed has a total area of 2506 km². The Richelieu River takes its source from the Lake Champlain (near the US border) and empties into the St. Lawrence River at the municipality of Sorel. The outflow rate from Lake Champlain is controlled by a shoal located just downstream from Saint-Jean-sur-Richelieu (Figure 1-1-c), forming a natural barrier to the flow. A longitudinal profile was developed from the LiDAR data was performed for the Saint-Jean-sur-Richelieu shoal area (Figure 1-2). The study area has regularly experienced floods in the past. The most recent event occurred between June 5 and August 4, 2011, registering a flow rate as high as 1539 m³/s generating economic losses of more than \$88M (Riboust & Brissette, 2015). The flood of May 2011, as recorded at the Richelieu River at Rouses Point, was estimated to have a recurrence period equal or greater than the 500-year recurrence interval (Bjerklie *et al.*, 2014).

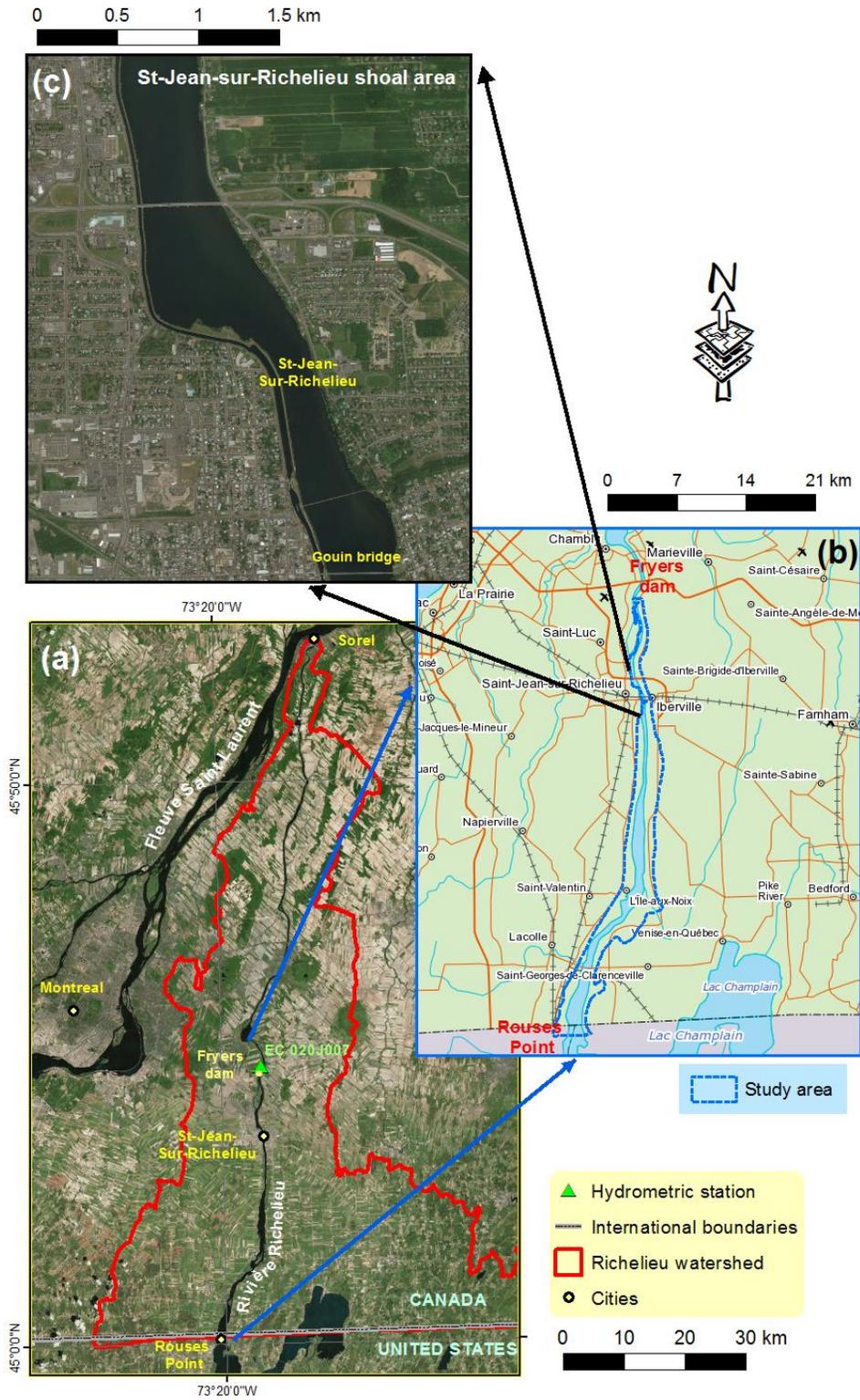


Figure 1-1 The Richelieu River watershed (a), the study area (b), and the shoal area at Saint-Jean-sur-Richelieu (c).

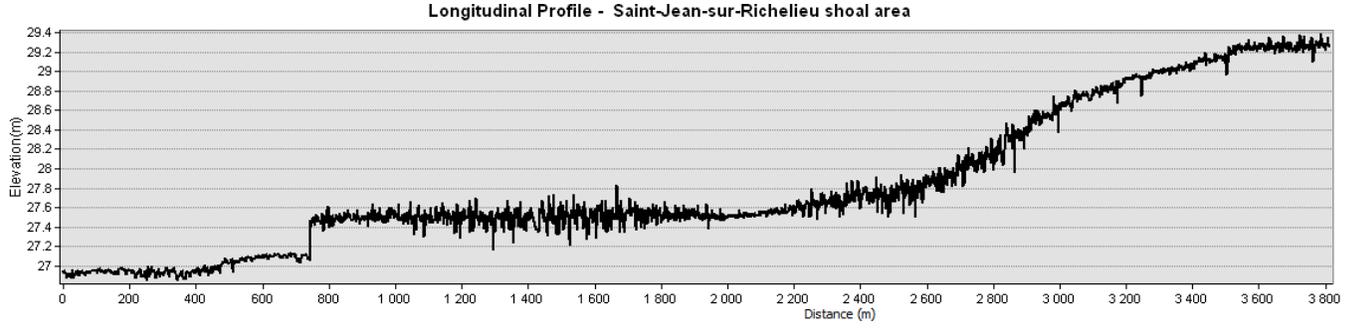


Figure 1-2 Longitudinal profile from LiDAR data for the Saint-Jean-Sur-Richelieu area indicated in Figure 1-1-c.

2.2 Hydraulic model of the Richelieu River

The starting point for the SA was the 2D finite element model H2D2 (Secretan, 2013). The model solves the averaged 2D shallow-water depth equations (SWE) based on the conservative form of the mass equation (1-1) and the equations of momentum conservation (1-2, 1-3) under steady-state flow conditions.

$$\frac{\partial q_x}{\partial x} + \frac{\partial q_y}{\partial y} = 0, \quad (1-1)$$

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{q_x q_x}{H} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{q_x q_y}{H} \right) + c^2 \frac{\partial h}{\partial x} - \frac{1}{\rho} \left(\frac{\partial}{\partial x} (H \tau_{xx}) \right) + \frac{\partial}{\partial y} (H \tau_{xy}) - \tau_x^b - \tau_x^s - f_c q_x = 0, \quad (1-2)$$

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{q_y q_x}{H} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{q_y q_y}{H} \right) + c^2 \frac{\partial h}{\partial y} - \frac{1}{\rho} \left(\frac{\partial}{\partial x} (H \tau_{yx}) \right) + \frac{\partial}{\partial y} (H \tau_{yy}) - \tau_y^b - \tau_y^s + f_c q_y = 0, \quad (1-3)$$

Where, q_x and q_y are the specific flow rates in the horizontal x and y directions (m^2/s), h is the water level (m), H is the depth of water (m), c is the wave velocity (m/s), where is r is water density, ρ is the density, $u(u, v)$ are the components of the of velocity vector (m/s), f_c is the Coriolis force, τ_{ij} represents Reynolds stresses ($\text{m}/\text{s}^2\text{m}$), τ_x^b and τ_y^b are the bottom frictions in the x and y directions ($\text{kg}/\text{s}^2\text{m}$), τ_x^s and τ_y^s are the surface frictions in the x and y directions ($\text{kg}/\text{s}^2\text{m}$), and $x(x, y)$ are the components of coordinate orientation of $X(\text{m})$. For the present study, the model was set not to take into the influence account influence of the wind. Wind not used in the H2D2 model because, wind forces are not specified as a boundary condition with the hydraulic model because wind data available for the river is insufficient to characterize the wind field over the model. In addition, because the model was run in steady-state in this study, these issues were not considered but would need to be included in a sensitivity analysis of an unsteady-state hydraulic model. The Coriolis force due is to the Earth's rotation. Including the 159 Coriolis force requires fully three-dimensional hydrodynamical models which, up to now, have

been largely intractable. The continuous fields h , u and v are discretized over a unstructured mesh of finite element triangles of six nodes, referred to as T6L. The model calculates flow velocity, discharge and the water levels over the 2D domain using an implicit time scheme and direct Newton steps, while also considering wetting and drying of the banks (Heniche *et al.*, 2000). The advantage of applying a 2D finite element model is that it is based on unstructured meshes to better describe topographical discontinuities and often complex flow paths through the urban environment (Di Baldassarre *et al.*, 2009, ALESSIO DOMENEGHETTI, 2014, Neal *et al.*, 2009). The potential setback of 2D models is the trade-off between model resolution and computation time, particularly when the model uses a unstructured grid. A complete description of the model is given by Giasson (2008).

The 2D hydraulic model H2D2 had previously been calibrated for the 2011 flood event under steady flow conditions and is assumed to better represent higher flow rates (Boudreau *et al.*, 2015). The calibration accuracy itself is out of the scope of this study. In the calibration process, flow contributions from the tributaries were ignored because of the significant storage capacity of the Champlain Lake which controls approximately 95% of the Richelieu River discharge into the St. Lawrence River (Riboust & Brissette, 2015). The topography of the Richelieu River was determined using a DEM generated from the available LiDAR data (Figure 1-3). The DEM had 1 m grid with a reported vertical accuracy of ± 15 cm, whereas the vertical error specific to the airborne positioning system was estimated at 3 cm. The river bathymetry was obtained from the Canadian Hydrographic Service (low-river) and bathymetric transects supplied by Parks Canada (mid-river).

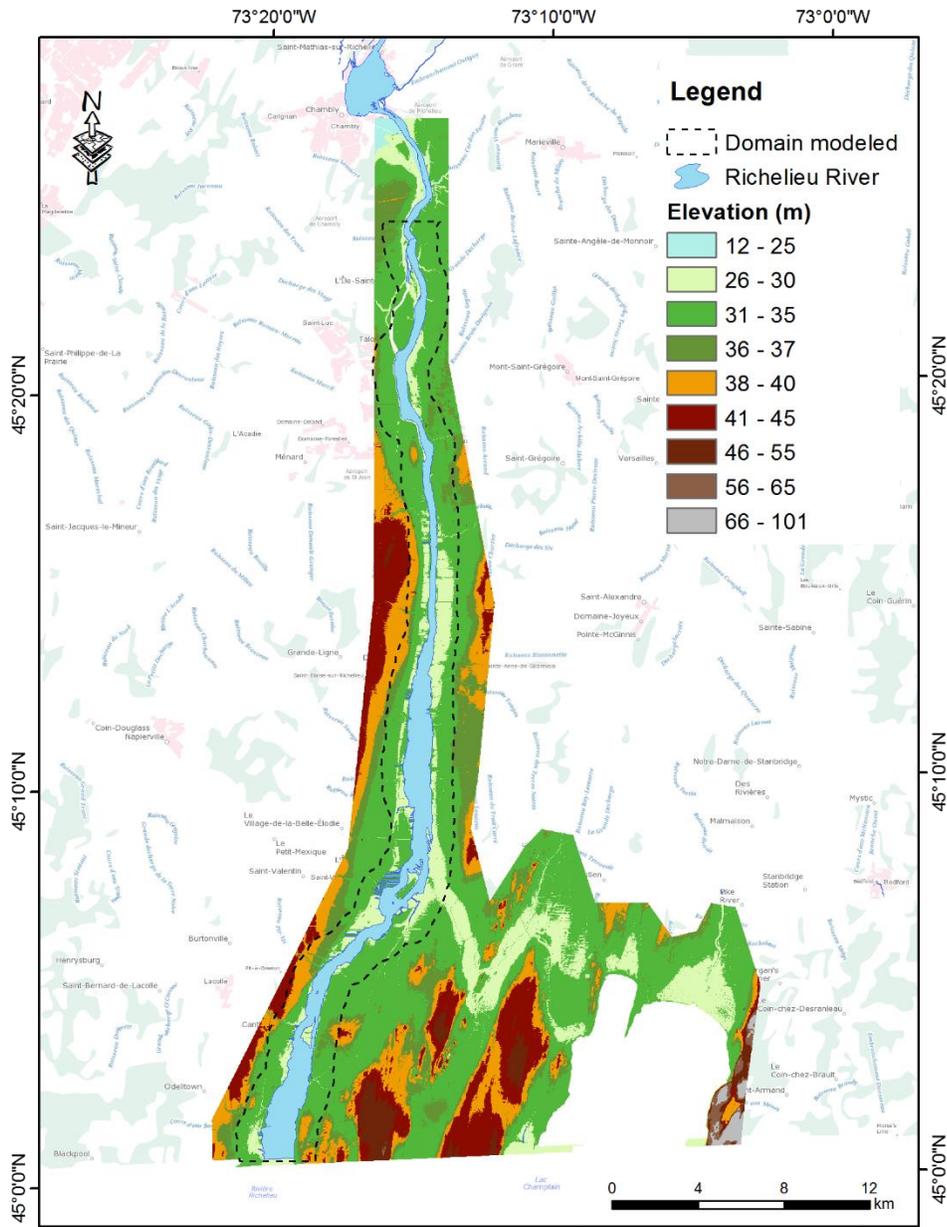


Figure 1-3 Digital Elevation Model for the study area derived from LIDAR data. The values are in meters

The topography and bathymetry data were assembled on a finite element mesh with 97261 nodes and 47643 grid elements of 25x25 m. Significant man-made structures, including the Gouin Bridge piers at Saint-Jean-sur-Richelieu, were incorporated in the unstructured hydraulic mesh with respective finite elements.

Based on the available substrate sample observations, the calibrated Manning's coefficient for the Richelieu channel ranges from 0.02-0.036 (Figure 1-4). This distribution of Manning was provided by Environment Canada. This upper limit is not representative

of typical floodplain Manning's coefficient area with forest, wasteland, hedges, homes, etc. will have higher Manning's coefficients. The substrate upstream from the Gouin Bridge consists mainly of fine sand, silt, and some small boulders, whereas it is coarse and dominated by boulders and stones downstream from the Gouin Bridge. The flow data were available from the Fryers Rapids gauging station EC 02OJ007. The upstream boundary condition at Rouses Point was defined as a constant flow rate, and a fixed water level was set at the downstream end near the EC 02OJ007 station, using the following stage-discharge relationship using Equation (1-4).

$$H = Q/303.37^{(1/1.727)} + 25.52, \quad (1-4)$$

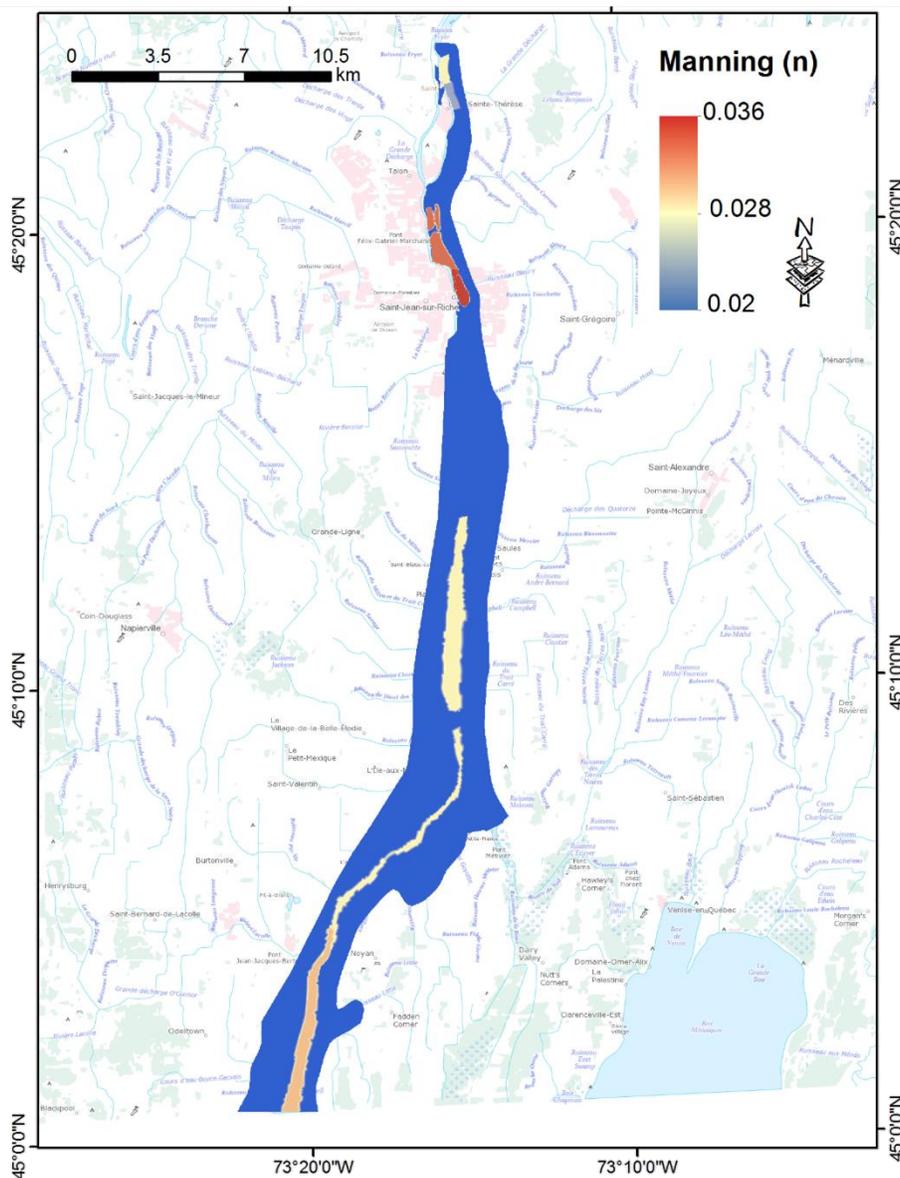


Figure 1-4 Manning's value for the studied river reach. (source: Environment Canada).

2.3 Derivative-based sensitivity indexes

Central to the determination of the derivative-based sensitivity index is the perturbation of one input parameter at a time while computing the resulting output in parallel (Youn *et al.*, 2005). The output response to parameter perturbation may be quantified as a percentage of the selected output variable, or as a relative change of the output versus input (Larocque & Banton, 1994). For the determination of sensitivity indexes, a novel method of derivative-based sensitivity indexes is proposed herein based on the Gauss quadrature sampling.

First, the statistical properties of the input variables, such as the mean and the standard deviation, are determined by their respective probability distributions. In this study, the desired model output was the spatial distribution of the water depths produced by the 2D hydraulic model for each scenario. The SA was then performed by varying the probability distribution of the model variables and analyzing the corresponding changes in the model output. For a model with i input variables, $f(X_1, X_2 \dots X_i)$, the uncertain input normal random variable X_i with a mean μ_j , considered as nominal parameter value, and a standard deviation, σ_j , can be written as:

$$X_i = \mu_j + \sigma_j \xi_j, \quad (1-5)$$

where, ξ_j are independent identically distributed standard normal random variables corresponding to each input parameter. A nominal scenario $f(X_i^0)$ is used to define the model output for the nominal value of X_i . The focus is set on the evaluation of the sensitivity index at the nominal value μ_i . The sensitivity can be defined as the partial derivative of f evaluated for the nominal scenario with respect to the input variable X_i .

$$S(X_i) = \left[\frac{\partial f}{\partial X_i} \right]_{X_i^0}, \quad (1-6)$$

For easier understanding, the sensitivity can be considered as the rate of change of f due to the change in X_i . The relative sensitivity index Sr can then be determined as a product of the absolute sensitivity and the ratio of the nominal input variable and the corresponding model output as follows,

$$Sr(X_i) = \left[\frac{\partial f}{\partial X_i} \right]_{X_i^0} \frac{X_i^0}{f(X_i^0)}, \quad (1-7)$$

The relative sensitivity index (Sr) represents an estimate of the slope of the model response for the nominal value X of the input variable in the space parameter (Chokmani et al., 2001). Therefore, it was used to test the model sensitivity for each input variable. A higher value of the sensitivity indexes indicates that the input parameter has a greater influence on the variability of the output (Norton, 2015). An index value close to 0 indicates that the model's output response to changes in the input is low or nil.

Given the complex nature of certain models, it can be difficult to approximate the partial derivatives with respect to the independent variables in Eq (1-7). To this end, a variety of methods exist to approximately compute the partial derivatives (Turanyi & Rabitz, 2000). The finite difference method gradually varies each input variable by positive and negative increments around a nominal value while keeping all the other input variables constant at their nominal value (Mitchell & Griffiths, 1980). This method is used as sensitivity index in the context of local approaches (Hill & Tiedeman, 2007b). Equation (1-7) can then be written in the following form:

$$Sr(X_i) = \left[\frac{\Delta f(X_i)}{\Delta X_i} \right]_{X_j^0, j \neq i} \frac{X_i^0}{f(X_i^0)} \quad (1-8)$$

where, ΔX_i is the range of variation around the nominal value, $\Delta f(X_i)$ is the difference between the outputs for the two extremities of ΔX_i , and X_i^0 is the base scenario value. Using an approximation of Equation (1-8), the computations of the sensitivity measures for i input variables require $i+1$ model evaluations. That meant that two runs of the model for each 3 sensitivity coefficients were performed. There is one sensitivity coefficient for each model input with respect to each model output. Calculation of the derivative-based sensitivity indexes is therefore computationally simple with relatively few model evaluations. The drawback of the method is that the derivative-based sensitivity indexes provide information about local sensitivity only (Norton, 2015). The size of the applied perturbation assumed as indicative of the uncertainty needs to be sufficiently large to capture the whole set of model response variations and, at the same time, it must be sufficiently small to avoid highly nonlinear or discontinuous changes in the output. The method is relatively simple in formulation when compared to other sensitivity analysis methods. In addition, it is relatively easy to execute with the bulk of the effort required to utilize the method spent computing the sensitivity coefficients. Some of the shortcomings of the method arise from the reality that the method is an approximate sensitivity analysis method.

2.4 The Gaussian quadrature sampling

Global sensitivity analysis methods as Sobol method (Sobol, 2001) involve strategic sampling as Latin hypercube sampling strategy. This strategy need the execution of the model many times in order to achieve the convergence. The sensitivity indices resulting from global sensitivity analysis is more accurate, because they measure not only the individual effect of each model input but also the combined effect of the model inputs interacting with the other model inputs. When it is impossible to analytically compute the sensitivity indexes with large number of Monte Carlo simulations, an alternative sampling-based SA must be used. In this study, the Gaussian quadrature method was applied. The Gauss quadrature (Babolian *et al.*, 2005, Dagde & Akpa, 2014, Tørvi & Hertzberg, 1997) is considered one of the best stratified sampling methods. It uses function values at sampling points with their corresponding weights. An example of application of the Gaussian quadrature is the representation of random variables using Hermite polynomials of normally distributed random variables known as Gauss-Hermite quadrature (Abramowitz & Stegun, 1964, Christian & Baecher, 1999). This Gaussian quadrature is applied to approximate the solution of the following integrals:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} e^{-x^2} f(x) dx = \sum_{i=1}^n w_i f(x_i), \quad (1-9)$$

where, n is the number of sample points. Table 1-1 shows coordinates and weights for the Gauss-Hermite quadrature.

Table 1-1 Nodes and weights for the n-points Gauss–Hermite quadrature.

Number of nodes (n)	Coordinate x_i	Weights A_i
0	0	1
1	-1,1	$\frac{1}{2}, \frac{1}{2}$
2	$-\sqrt{3}, 0, \sqrt{3}$	$\frac{1}{6}, \frac{2}{3}, \frac{1}{6}$

To improve the computational efficiency, it is important to use a minimal number of quadrature points. The decision to use three points was made, with a central point at $x = \mu_x$ and two additional points of x_+ and x_- symmetrically distributed at $\pm\sqrt{3}\sigma$ around the mean. This implies that the statistical properties of the output must only be evaluated at these three sampling points. The proposed approach is therefore much simpler than the

well-established Monte-Carlo based methods, as it significantly reduces the required number of model evaluations, making it an efficient sampling strategy when considering scalar input variables (e.g., flow rate) and spatially variables (e.g., DEM and Manning's coefficient) at the same time.

In this study, the rate of change in each input variable was set to $\pm\sqrt{3}$ time the corresponding standard deviation around the nominal (mean) value. Hence, three model runs are associated to each input variable, i.e., there are three perturbed DEMs, three flow rate values, and three spatial distributions of Manning's coefficient. The same interval was used in the 270 calculations for the propagation of uncertainty. The applicability of this interval was found significant 271 to lead a change to the calculation of a sensitivity index. In other words, the model outputs were calculated for three values of a given input variable: nominal value, upper value ($+\sqrt{3}$ uncertainty), and lower value ($-\sqrt{3}$ uncertainty). The sensitivity indexes for each input variable of the 2D model were computed using Equation (1-8) independently.

2.5. Settings of input variables

2.5.1 Flow rate

To consider the variation range of the flow rate, the reference flow for the hydraulic model was determined by performing the frequency analysis of the daily average flow rates measured at the Fryers Rapids station, between 1972 and 2011. A frequency analysis was used to assess the characteristics of specific flow rate uncertainty values. To fully investigate the uncertainty in potential flood events, four flow rates instead of one, were imposed to constrain the model: 759, 824, 936, and 1113 m³/s. These values are related to four return periods: 1.25, 1.4, 2, and 5 years. These scenarios are dynamic and defined as flood thresholds by Quebec's public safety ministry. The flow rate was assumed to be normally distributed.

The respective mean discharge μ_Q , and the $\pm\sqrt{3}\sigma$ flow rate values were used as potential perturbed boundary conditions to compute the sensitivity indexes provided in Table 1-2.

Table 1-2 Quadrature Gaussian sampling: flow rate values are in m³/s.

μ	σ	$x_i - \sqrt{3}\sigma$	$x_i + \sqrt{3}\sigma$
759	39.4	690.75	827.24
824	36	761.64	886.35
936	33.7	877.62	994.37
1113	39.4	1045.75	1181.24

2.5.2 Manning's coefficient

In the 2D hydraulic model, Manning's coefficients were inferred from substrate samples and land use maps. Manning's coefficient varies in space over the domain between 0.02 and 0.036 for both the channel and the floodplain. These values are subject to uncertainty and therefore treated as random variables in the model. Changing the Manning's n coefficient provides some control of the flow velocity. The 3σ rule was applied assuming statistically heterogeneous variation range with normal distribution (Cesare, 1991, Horritt, 2006, Johnson, 1996). The normal distribution has been utilized in other similar studies and, in the absence of information to contradict the normal assumption, it is a reasonable approach. The calibrated Manning's n values are assumed to be the mean values for 298 the purposes of sensitivity analysis. The standard deviation of the probability density function (PDF) was calculated for the observed range $[n_{\min}, n_{\max}]$ of Manning's coefficient using the following formula (Pukelsheim, 1994):

$$\sigma = (n_{\max} - n_{\min})/6, \quad (1-10)$$

Equation 1-10 gives a standard deviation of the respective PDF for the domain 0.026. In this study, three Manning's coefficient maps were developed based on the Gaussian quadrature, to evaluate the sensitivity indexes. It involves changing the Manning's coefficient along the river by the $\sqrt{3}\sigma$ error. An increase in the coefficient (upper scenario) yields a lower flow and a higher water level. However, the decrease in the coefficient (lower scenario) include shallow water depth, faster velocities, and supercritical flows.

2.5.3 Topography

The uncertainty related to terrain elevations in each DEM cell was generated by interpolating the standard deviation error assessed by kriging over the topographic measurements. The errors related to model topography were assumed to have a normal

distribution and considered as independent. Kriging was performed by applying a locally adaptive variogram model with a sill of 0.8 and a nugget effect of 0.03 for the entire study area. For the topography, (Goncalves & Oliveira, 2004) suggests using the normal 312 distribution to approximate the uncertainty in the parameter. Only variance estimation errors using kriging were then used and transformed into standard deviation errors. By doing so, a synthetic topographic surface was generated. To further assess the spatial sensitivity of the simulated water depths to the topography, the $\pm\sqrt{3}$ krigged standard deviation of 21 cm was added and subtracted from the nominal topography model to obtain the upper and lower surfaces ($\pm\sqrt{3}\sigma$). Figure 1-5 gives the random topography error field, with the mean topography map and two topography maps generated by perturbing the mean topography ($\pm\sqrt{3}$ random error).

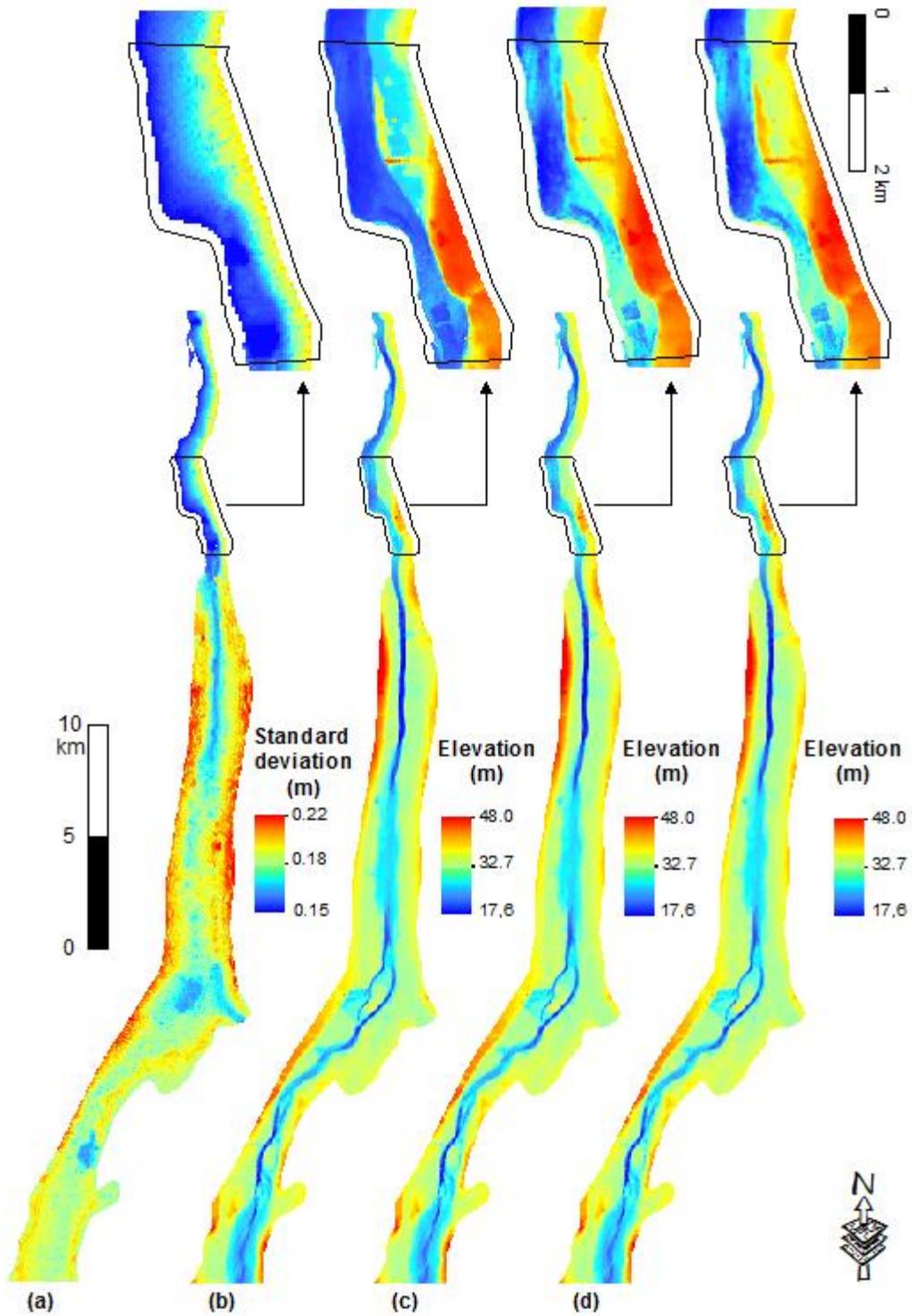


Figure 1-5 Three representations of the random field of the topography error: mean error (a), lower topography scenario (b), nominal (mean) topography model (c), and upper topography scenario (d).

2.6 Water depth model outputs

The sensitivity indexes for each input variables were computed for the selected output variables, the water depths in this case, predicted over the study domain. The water depth information under the surface, obtained by subtracting the topobathymetric model, from the water surface elevation provided by the hydraulic model. The simulated water depths for the nominal flow regimes of 759, 824, 936, and 1113 m³/s are shown in Figure 1-6.

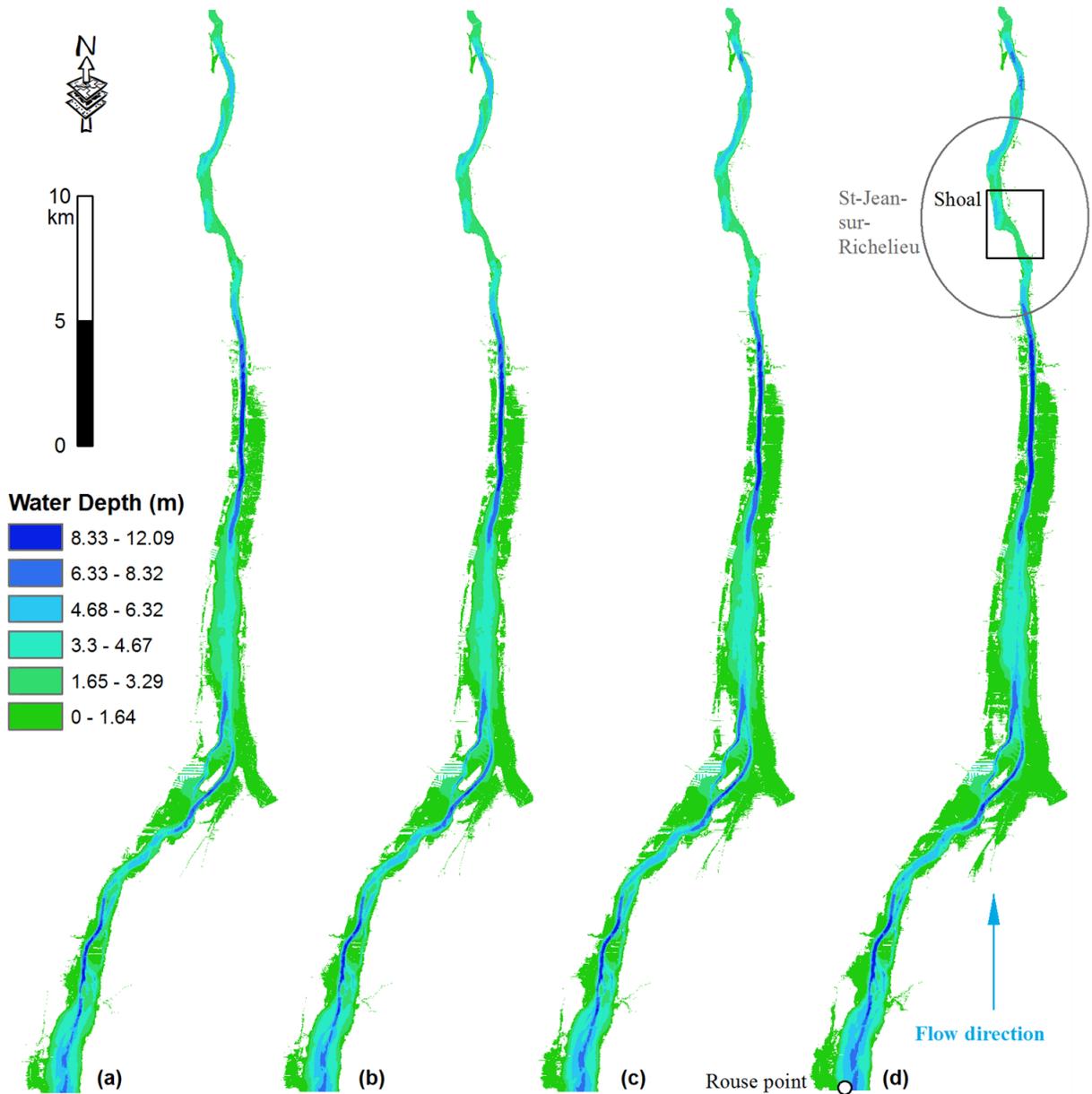


Figure 1-6 Predicted water depth with the 2D hydraulic model for flow cases of 759 m³/s (a), 824 m³/s (b), 936 m³/s (c), and 1113 m³/s (d), along with nominal values of the topography and Manning's coefficient.

A visual comparison with Figure 1-6 brings out areas with high water depths located in the downstream section, whereas the reach from Rouses Point to Saint-Jean-sur-Richelieu is characterized by the lowest water depths. This region can be considered as an extension of Lake Champlain.

3. SENSITIVITY ANALYSIS RESULTS

The spatial distribution of the relative sensitivity $Sr(X_i)$ for each of the input variables: flow rate (X_1), Manning's coefficient (X_2) and topography (X_3), was denoted respectively as $Sr(X_1)$, $Sr(X_2)$, $Sr(X_3)$ and obtained using Equation (1-8). The computation of sensitivity index maps of water depths for the flow regimes of 759 m³/s, 824 m³/s, 936 m³/s, and 1113 m³/s are shown in Figures 1-7, 1-8, 1-9, and 1-10. The sensitivity index reflects the degree of influence of the model inputs on the model outputs, but it does not indicate how much of the uncertainty is due to the model input. A positive coefficient means that the computed value, water depth, changes in the same direction as the model input.

In general, the results show that the computed spatial distributions of the sensitivity indexes for the input variables are ranging for different flow regimes (Figures 1-7, 1-8, 1-9, 1-10). The results reveal that the values of the sensitivity indexes are the highest for the topography over the whole study area, particularly near upstream of the shoal. This indicates that the topography has the highest influence on the predicted water depths, whereas Manning's coefficient and flow rate have comparatively lower Sr values.

The sensitivity index for the flow rate, $Sr(X_1)$, of each regime is lower in the upstream part and gradually increases in the downstream direction until the shoal (Figures 1-7a, 1-8a, 1-9a, 1-10a), whereas it drops in the downstream section. The fact that the sensitivity indexes for flow rates are higher at upstream close to the shoal is probably due to the influence of the upstream boundary at Rouses Point.

The sensitivity index for Manning's coefficient $Sr(X_2)$, is higher where high values of the coefficient were measured, especially, in steep slope and where the riverbed is composed of a coarser substrate (Figures 1-7b, 1-8b, 1-9b, 1-10b). Among these areas, the rapids of Saint-Jean located at shoal are the most sensitive to the Manning's coefficient. Thus, the impact of Manning's coefficient on water depths predictions is rather local (zones where Manning's values are different). This can be explained by the fact that higher Manning's coefficients increase the frictional force of the water flow in the channel, reducing the flow velocity and consequently increasing the water level so that more water

spreads outside of the bank. In the upstream direction, the sensitivity index to Manning's coefficient decreases to compensate the increased flow rate. At the upstream end of the studied reach, Manning's coefficient contributes more to the uncertainty of the model output than the flow rate (Figures 1-7b, 1-8b, 1-9b, 1-10b).

The sensitivity index for the computed water depths with respect to the topography $S_r(X_3)$, is highest close to the Saint-Jean-sur-Richelieu shoal area, and decreases gradually further upstream (Figures 1-7c, 1-8c, 1-9c, 1-10c). This observation suggests that upstream water depths are influenced by the shoal at Saint-Jean-sur-Richelieu, which exerts major control on the hydraulic system for all depth ranges and outflow rates from Lake Champlain.

The effect of the shoal's topography on the simulated water depths, however, decreases for higher discharge rates. This can be explained by the fact that for river discharges lower than the bank-full discharge, the impact of river geometry on water depths mainly occurs in the main channel of the Richelieu River (Di Baldassarre & Claps, 2011). In addition, the Saint-Jean-sur-Richelieu shoal area contains some anthropogenic structures such as steel traps for fishing nets and mill races (Figure 1-11). At low flow rates, these man-made structures fill with water without contributing to the flow because the velocities are very low, and probably act as natural barriers to low flow rates. Further details of the fishway in the Richelieu River are provided by Thiem *et al.* (2013). The preponderant effect of the shoal on both low and high flow regimes was the reason that the hydraulic model for the Richelieu River was calibrated solely for the high water event of May 6, 2011, using a flow rate of $1539 \text{ m}^3/\text{s}$ (Champoux *et al.*, 2015a). For this reason, and in order to build an accurate 2D hydraulic model, the topography of the model should be carefully considered especially in the proximity of shoals by acquiring the best river bathymetry possible. The improved topobathymetry will help increase the model's accuracy and therefore a good calibration for the entire range of flow rate

These results are consistent with the findings of Wilson and Atkinson (2005) who also showed that a small degree of uncertainty in bed elevation can have a relatively large effect on water depth predictions. Horritt (2002) came to similar conclusion pointing out that the channel bathymetry plays a major role in bank flow hydraulics.

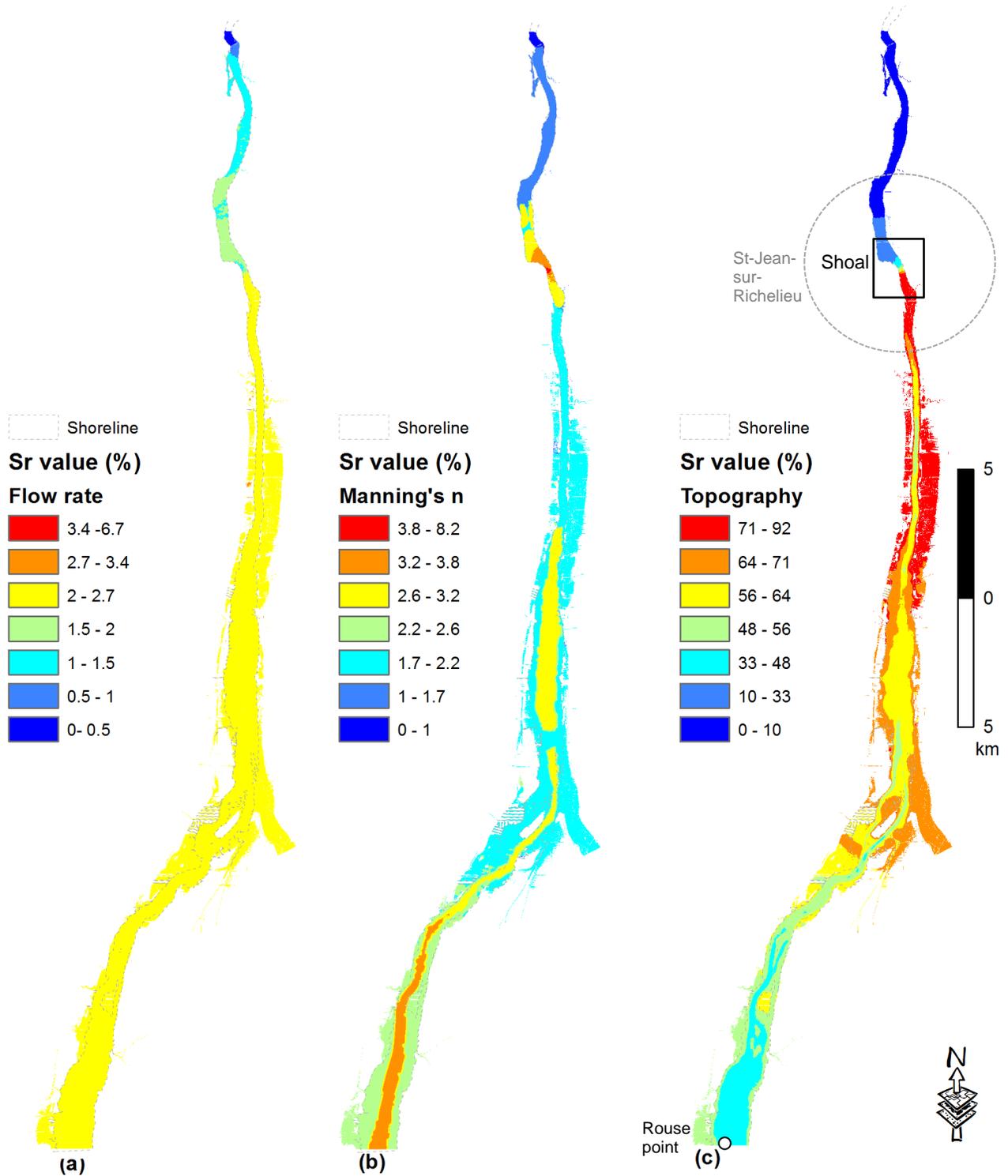


Figure 1-7 Sensitivity of the simulated flow depths for each of the three input variables, (a) flow rate $Sr(X_1)$, (b) Manning's coefficient $Sr(X_2)$, and (c) Topography $Sr(X_3)$, for the flow case of $759 \text{ m}^3/\text{s}$.

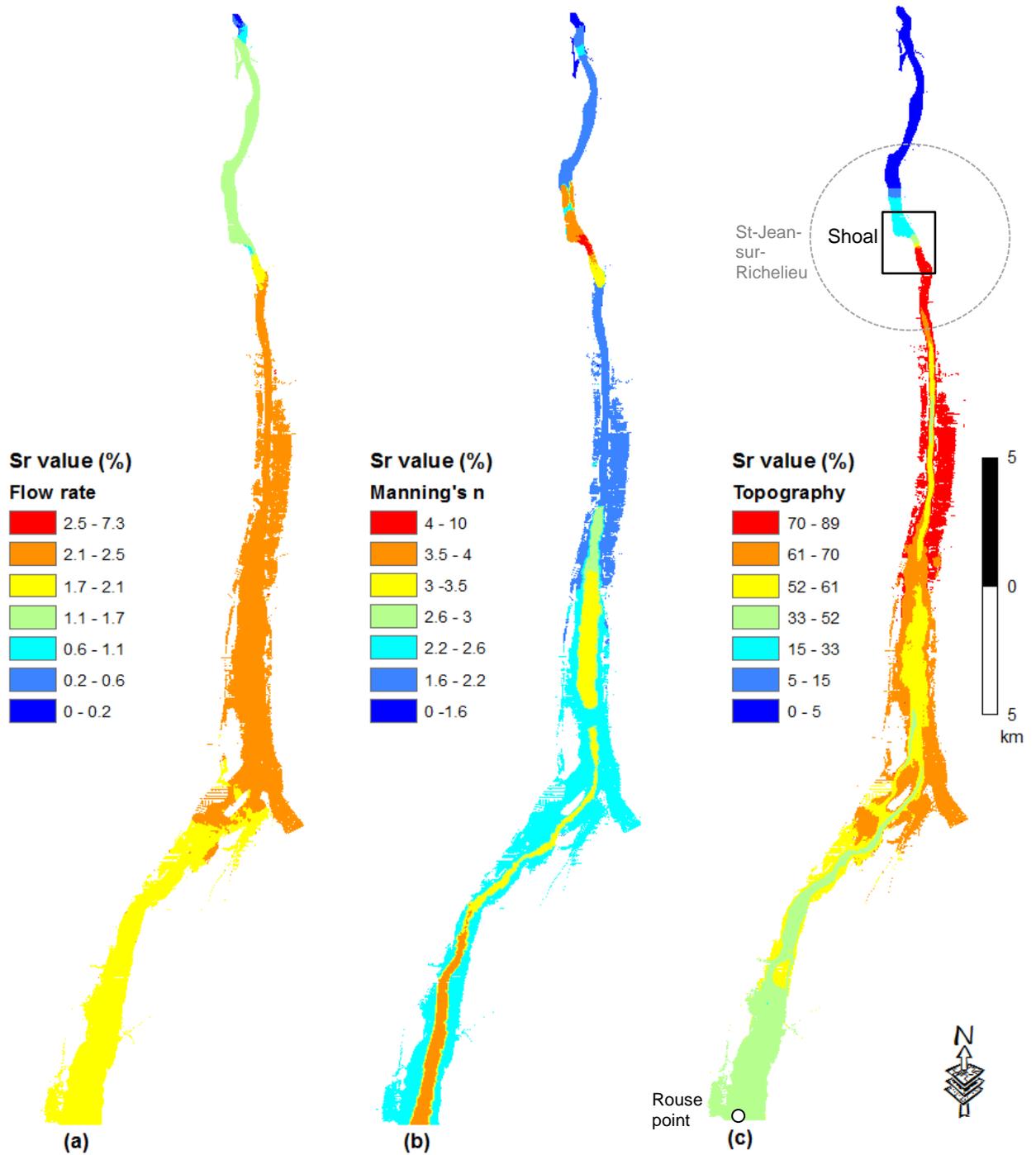


Figure 1-8 Sensitivity of the simulated flow depths to each of the three input variable (a) flow rate $Sr(X_1)$, (b) Manning's coefficient $Sr(X_2)$, and (c) Topography $Sr(X_3)$, for the flow case of $824 \text{ m}^3/\text{s}$.

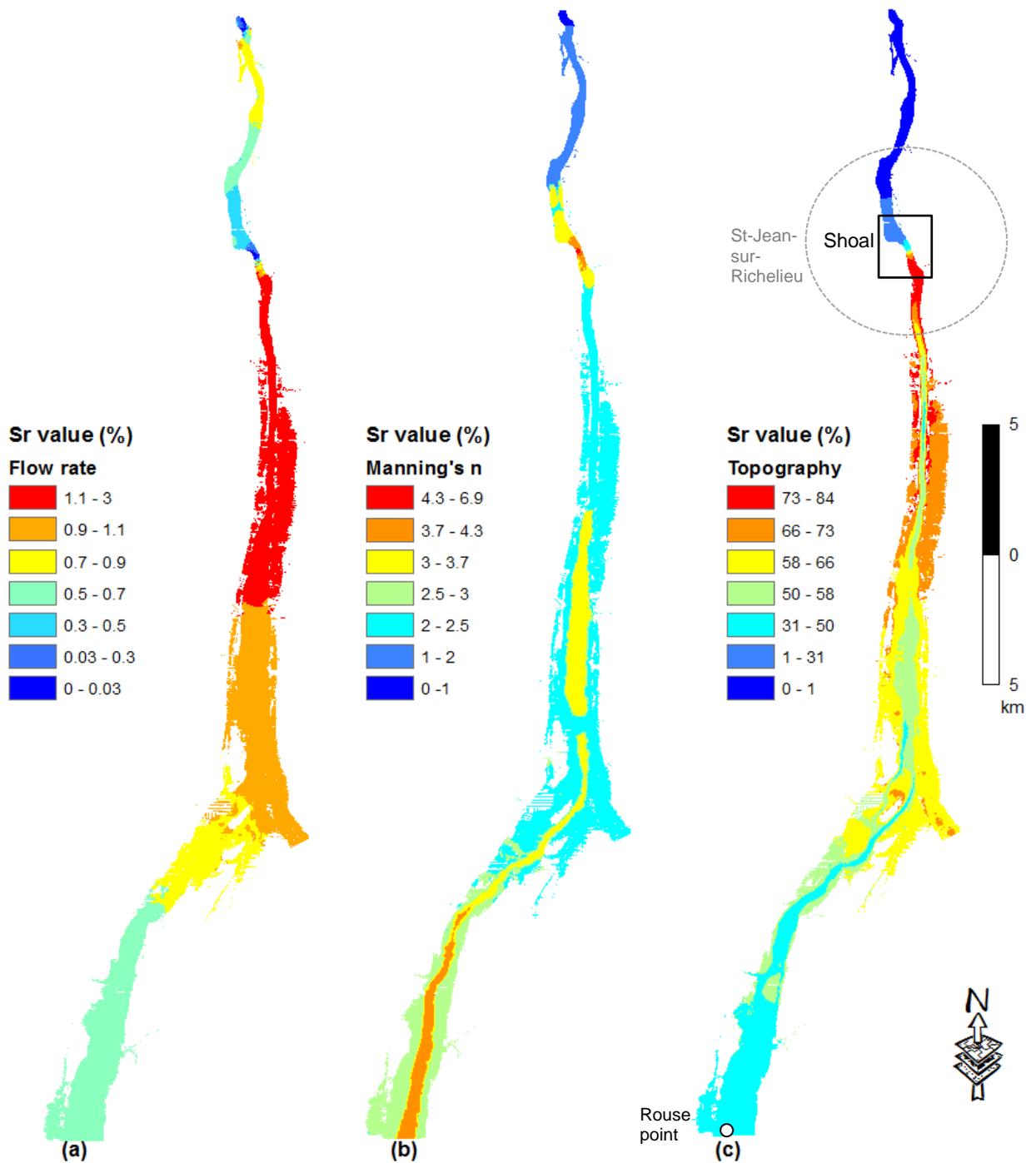


Figure 1-9 Sensitivity of the simulated flow depths for each of the three input variable (a) flow rate $Sr(X_1)$, (b) Manning's coefficient $Sr(X_2)$, and (c) topography $Sr(X_3)$, for the flow case of $936 \text{ m}^3/\text{s}$.

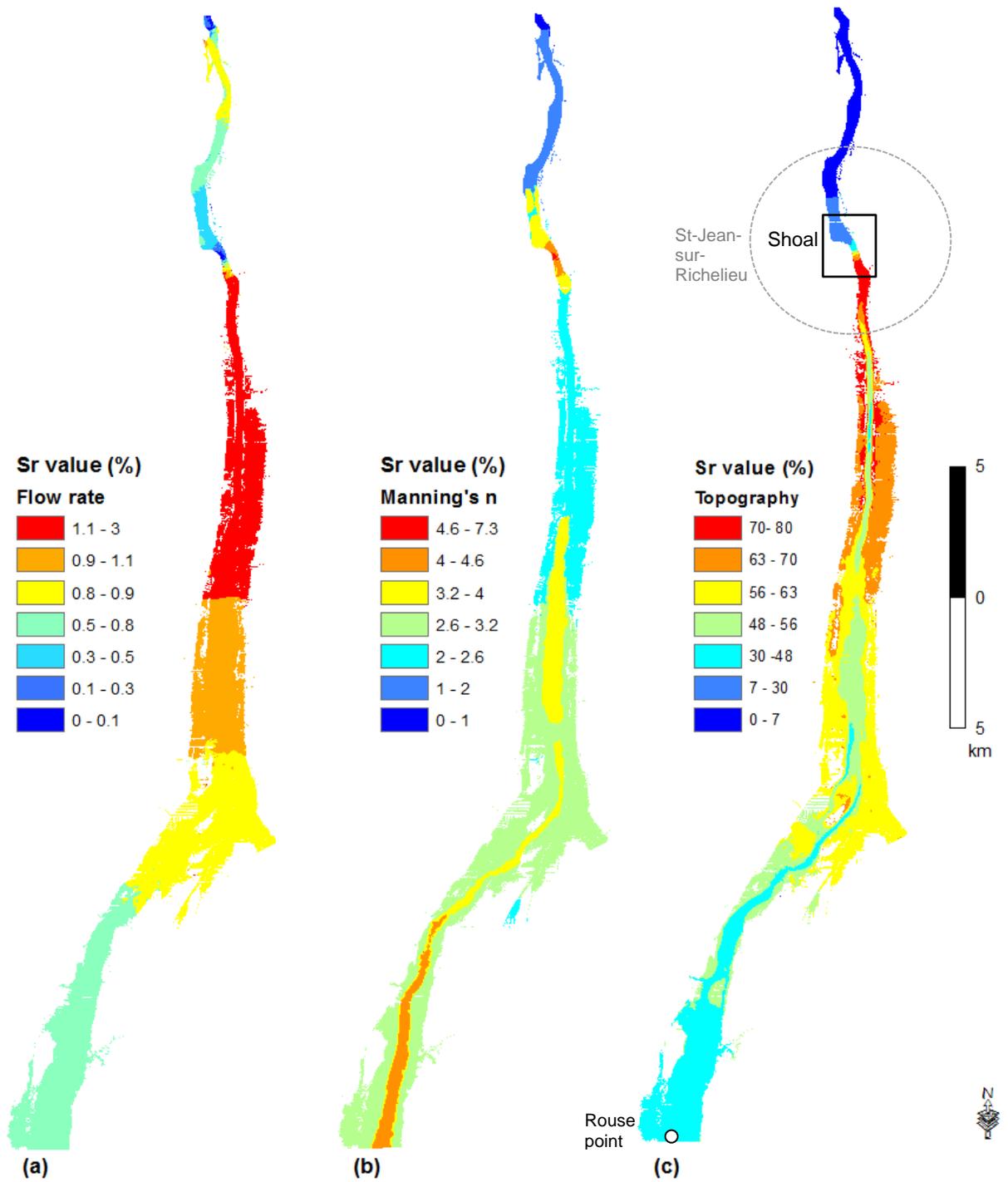


Figure 1-10 Sensitivity of the simulated flow depths for each of the three input variable (a) flow rate $Sr(X_1)$, (b) Manning's coefficient $Sr(X_2)$, and (c) topography $Sr(X_3)$, for the flow case of $1113 \text{ m}^3/\text{s}$.



Figure 1-11 Man made structures in the Saint-Jean-sur-Richelieu bed-rock shoal area.

4. CONCLUSION

In this study, the sensitivity analyses (SA) in a two-dimensional hydraulic model was quantified. The method was tested and validated for the 2D hydraulic model of a 45 km long reach of the Richelieu River, Canada. The analysis considered the contributions of three input variables: flow rate, Manning's coefficient, and topography. Sensitivity coefficients are calculated for each input variable for the computed water depth.

The results indicate that the topography, was the most critical input variable with highest impact on the flood predictions. The effect of the topography on water depths was, however, attenuated for higher flow rates. Manning's coefficient and the flow rate, on the other hand, were comparatively less influential. These results emphasize the need for accurate bathymetry in order to obtain better calibrated hydraulic models..

The method presented is a practical addition to the H2D2 model. It gives interesting complementary information in addition of traditional SA methods. The effort required to undertake a sensitivity analysis of the model using the proposed method is minimal, this allowing the user to test several perturbations. An insight in the model's parameters and

their impact on the simulated results contributes to decision-making regarding the strategies to adopt to reduce model uncertainties..

Acknowledgments: This work was conducted by the Institut National de la Recherche Scientifique – Eau, Terre, Environnement in collaboration with Natural Resources Canada under the project entitled: Développement et application d’un outil de Gestion et Analyse du Risque d’Inondation sur le système transfrontalier du Lac Champlain – Rivière Richelieu (GARI). Funding was provided in part through the Canadian Safety and Security Program led by Defence Research and Development Canada’s Centre for Security Science in partnership with Public Safety Canada. The authors gratefully acknowledge the contributions from Environment Canada and International Joint Commission.

REFERENCES

- Aronica, G., B. Hankin, and K. Beven, *Uncertainty and equifinality in calibrating distributed roughness coefficients in a flood propagation model with limited data*. *Advances in water resources*, 1998. **22**(4): p. 349-365.
- Bates, P.D., et al., *Numerical modelling of floodplain flow*. 2005: John Wiley and Sons Ltd.: Chichester, UK.
- Crosetto, M., S. Tarantola, and A. Saltelli, *Sensitivity and uncertainty analysis in spatial modelling based on GIS*. *Agriculture, ecosystems & environment*, 2000. **81**(1): p. 71-79.
- Di Baldassarre, G., et al., *Flood fatalities in Africa: from diagnosis to mitigation*. *Geophysical Research Letters*, 2010. **37**(22).
- He, M., et al., *Characterizing parameter sensitivity and uncertainty for a snow model across hydroclimatic regimes*. *Advances in Water Resources*, 2011. **34**(1): p. 114-127.
- Butler, M.P., et al., *Identifying parametric controls and dependencies in integrated assessment models using global sensitivity analysis*. *Environmental Modelling & Software*, 2014. **59**: p. 10-29.
- Jakeman, A.J., R.A. Letcher, and J.P. Norton, *Ten iterative steps in development and evaluation of environmental models*. *Environmental Modelling & Software*, 2006. **21**(5): p. 602-614.
- Nguyen, T., J. De Kok, and M. Titus, *A new approach to testing an integrated water systems model using qualitative scenarios*. *Environmental Modelling & Software*, 2007. **22**(11): p. 1557-1571.
- Singh, R., et al., *A vulnerability driven approach to identify adverse climate and land use change combinations for critical hydrologic indicator thresholds: Application to a watershed in Pennsylvania, USA*. *Water Resources Research*, 2014. **50**(4): p. 3409-3427.
- Hall, J., et al., *Distributed sensitivity analysis of flood inundation model calibration*. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2005. **131**(2): p. 117-126.
- Pappenberger, F., et al., *Influence of uncertain boundary conditions and model structure on flood inundation predictions*. *Advances in Water Resources*, 2006. **29**(10): p. 1430-1449.
- Apel, H., et al., *Flood risk analyses—how detailed do we need to be?* *Natural Hazards*, 2009. **49**(1): p. 79-98.
- Werner, M., S. Blazkova, and J. Petr, *Spatially distributed observations in constraining inundation modelling uncertainties*. *Hydrological Processes*, 2005. **19**(16): p. 3081-3096.
- Horritt, M., *Stochastic modelling of 1-D shallow water flows over uncertain topography*. *Journal of Computational Physics*, 2002. **180**(1): p. 327-338.

- Horritt, M., *A linearized approach to flow resistance uncertainty in a 2-D finite volume model of flood flow*. Journal of hydrology, 2006. **316**(1): p. 13-27.
- Cobby, D.M., et al., *Two-dimensional hydraulic flood modelling using a finite-element mesh decomposed according to vegetation and topographic features derived from airborne scanning laser altimetry*. Hydrological processes, 2003. **17**(10): p. 1979-2000.
- Eilertsen, R.S. and L. Hansen, *Morphology of river bed scours on a delta plain revealed by interferometric sonar*. Geomorphology, 2008. **94**(1): p. 58-68.
- Nicholas, A. and C. Mitchell, *Numerical simulation of overbank processes in topographically complex floodplain environments*. Hydrological Processes, 2003. **17**(4): p. 727-746.
- Woodhead, S., et al., *Evaluation of inundation models*. FLOODsite Project Report T08-07-01, 2007.
- Johnson, P.A., *Uncertainty of hydraulic parameters*. Journal of Hydraulic Engineering, 1996. **122**(2): p. 112-114.
- Domeneghetti, A., A. Castellarin, and A. Brath. *Effects of rating-curve uncertainty on the calibration of numerical hydraulic models*. in *First IAHR European Congress, Edinburgo*. 2010.
- Muleta, M.K. and J.W. Nicklow, *Sensitivity and uncertainty analysis coupled with automatic calibration for a distributed watershed model*. Journal of Hydrology, 2005. **306**(1): p. 127-145.
- Saltelli, A., S. Tarantola, and K.-S. Chan, *A quantitative model-independent method for global sensitivity analysis of model output*. Technometrics, 1999. **41**(1): p. 39-56.
- Norton, J., *An introduction to sensitivity assessment of simulation models*. Environmental Modelling & Software, 2015. **69**: p. 166-174.
- Devenish, B., et al., *Sensitivity analysis of dispersion modeling of volcanic ash from Eyjafjallajökull in May 2010*. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2012. **117**(D20).
- Paton, F., H. Maier, and G. Dandy, *Relative magnitudes of sources of uncertainty in assessing climate change impacts on water supply security for the southern Adelaide water supply system*. Water Resources Research, 2013. **49**(3): p. 1643-1667.
- Kucherenko, S., S. Tarantola, and P. Annoni, *Estimation of global sensitivity indices for models with dependent variables*. Computer Physics Communications, 2012. **183**(4): p. 937-946.
- Oakley, J.E. and A. O'Hagan, *Probabilistic sensitivity analysis of complex models: a Bayesian approach*. Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology), 2004. **66**(3): p. 751-769.
- Helton, J.C. and F. Davis, *Illustration of sampling-based methods for uncertainty and sensitivity analysis*. Risk Analysis, 2002. **22**(3): p. 591-622.

- Iman, R.L. and J.C. Helton, *An investigation of uncertainty and sensitivity analysis techniques for computer models*. Risk analysis, 1988. **8**(1): p. 71-90.
- Storlie, C.B., et al., *Implementation and evaluation of nonparametric regression procedures for sensitivity analysis of computationally demanding models*. Reliability Engineering & System Safety, 2009. **94**(11): p. 1735-1763.
- Freer, J., K. Beven, and B. Ambroise, *Bayesian estimation of uncertainty in runoff prediction and the value of data: An application of the GLUE approach*. Water Resources Research, 1996. **32**(7): p. 2161-2173.
- Tang, T., et al., *Comparing sensitivity analysis methods to advance lumped watershed model identification and evaluation*. Hydrology and Earth System Sciences Discussions, 2006. **3**(6): p. 3333-3395.
- Borgonovo, E., *A new uncertainty importance measure*. Reliability Engineering & System Safety, 2007. **92**(6): p. 771-784.
- Borgonovo, E., et al., *Transformations and invariance in the sensitivity analysis of computer experiments*. Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology), 2014. **76**(5): p. 925-947.
- Pianosi, F. and T. Wagener, *A simple and efficient method for global sensitivity analysis based on cumulative distribution functions*. Environmental Modelling & Software, 2015. **67**: p. 1-11.
- Kucherenko, S., *Derivative based global sensitivity measures and their link with global sensitivity indices*. Mathematics and Computers in Simulation, 2009. **79**(10): p. 3009-3017.
- Parajuli, P.B., *SWAT bacteria sub-model evaluation and application*. 2007: ProQuest.
- Secretan, Y., *H2D2 Software*. 2013.
- Chaubey, I., et al., *QUANTIFYING MODEL OUTPUT UNCERTAINTY DUE TO SPATIAL VARIABILITY OF RAINFALL1*. 1999, Wiley Online Library.
- Khanal, S. and P.B. Parajuli, *Sensitivity Analysis and Evaluation of Forest Biomass Production Potential Using SWAT Model*. Journal of Sustainable Bioenergy Systems, 2014. **4**(02): p. 136.
- Riboust, P. and F. Brissette, *Climate change impacts and uncertainties on spring flooding of Lake Champlain and the Richelieu River*. JAWRA Journal of the American Water Resources Association, 2015. **51**(3): p. 776-793.
- Bjerklie, D.M., T.J. Trombley, and S.A. Olson, *Assessment of the spatial extent and height of flooding in Lake Champlain during May 2011, using satellite remote sensing and ground-based information*. 2014, US Geological Survey.
- Heniche, M., et al., *A two-dimensional finite element drying-wetting shallow water model for rivers and estuaries*. Advances in Water Resources, 2000. **23**(4): p. 359-372.
- Di Baldassarre, G., A. Castellarin, and A. Brath, *Analysis of the effects of levee heightening on flood propagation: example of the River Po, Italy*. Hydrological sciences journal, 2009. **54**(6): p. 1007-1017.

- DOMENEGHETTI, A., *Effects of minor drainage networks on flood hazard evaluation*. Proceedings of the International Association of Hydrological Sciences, 2014. **364**: p. 192-197.
- Neal, J.C., et al., *Distributed whole city water level measurements from the Carlisle 2005 urban flood event and comparison with hydraulic model simulations*. Journal of Hydrology, 2009. **368**(1): p. 42-55.
- Giasson, M., *Un élément 3D minimal pour les écoulements fluviaux à surface libre*. 2008, Université du Québec, Institut national de la recherche scientifique.
- Boudreau, P., et al., *Création d'un modèle hydraulique 2D de la rivière Richelieu entre Rouses Point et Sorel (tâche 2-3)*. 2015.
- Youn, B.D., K.K. Choi, and L. Du, *Enriched Performance Measure Approach for Reliability-Based Design Optimization*. AIAA journal, 2005. **43**(4): p. 874-884.
- Larocque, M. and O. Banton, *Determining parameter precision for modeling nitrate leaching: inorganic fertilization in nordic climates*. Soil Science Society of America Journal, 1994. **58**(2): p. 396-400.
- Chokmani, K., A. Viau, and G. Bourgeois, *Analyse de l'incertitude de quatre modèles de phytoprotection relative à l'erreur des mesures des variables agrométéorologiques d'entrée*. Agronomie, 2001. **21**(2): p. 147-167.
- Turanyi, T. and H. Rabitz, *Local methods. Sensitivity analysis*, 2000: p. 81-99.
- Mitchell, A.R. and D.F. Griffiths, *The finite difference method in partial differential equations*. 1980: John Wiley.
- Hill, M. and C. Tiedeman, *Effective calibration of groundwater models, with analysis of data, sensitivities, predictions, and uncertainty*. John Wiley, New York, 2007: p. 455.
- Babolian, E., M. MasjedJamei, and M. Eslahchi, *On numerical improvement of Gauss–Legendre quadrature rules*. Applied Mathematics and Computation, 2005. **160**(3): p. 779-789.
- Dagde, K.K. and J.G. Akpa, *Numerical Simulation of an Industrial Absorber for Dehydration of Natural Gas Using Triethylene Glycol*. Journal of Engineering, 2014. **2014**.
- Tørvi, H. and T. Hertzberg, *Estimation of uncertainty in dynamic simulation results*. Computers & chemical engineering, 1997. **21**: p. S181-S185.
- Abramowitz, M. and I.A. Stegun, *Handbook of mathematical functions: with formulas, graphs, and mathematical tables*. Vol. 55. 1964: Courier Corporation.
- Christian, J.T. and G.B. Baecher, *Point-estimate method as numerical quadrature*. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 1999. **125**(9): p. 779-786.
- Cesare, M., *First-order analysis of open-channel flow*. Journal of Hydraulic Engineering, 1991. **117**(2): p. 242-247.

Di Baldassarre, G. and P. Claps, *A hydraulic study on the applicability of flood rating curves*. Hydrology Research, 2011. **42**(1): p. 10-19.

Wilson, M. and P. Atkinson, *The use of elevation data in flood inundation modelling: a comparison of ERS interferometric SAR and combined contour and differential GPS data*. International Journal of River Basin Management, 2005. **3**(1): p. 3-20.

2. DEUXIEME ARTICLE : ANALYSE D'INCERTITUDE D'UN MODÈLE HYDRAULIQUE DE LA RIVIÈRE RICHELIEU

Les travaux réalisés dans ce chapitre sont présentés sous forme d'article scientifique rédigé en anglais et dont le titre est :

UNCERTAINTY ANALYSIS OF A TWO-DIMENSIONAL HYDRAULIC MODEL

Khalid Oubennaceur ^{1*}, Karem Chokmani ¹, Miroslav Nastev ², Sebastien Raymond ³, Anas Elalem ³

^{1,3} Centre Eau Terre Environnement, INRS, 490 De la Couronne Street, Québec, QC G1K 9A9, Canada;

² Geological Survey of Canada, 490 De la Couronne Street, 3rd Floor, Québec, QC, Canada;

Cet article est soumis pour publication au journal Water MDPI ISSN 2073-4441.

Le contenu et les objectifs de cet article ont été discutés entre les différents auteurs. Le modèle hydraulique a été fourni par Environnement Canada. La définition de la méthodologie a été réalisée par le premier auteur en collaboration avec le professeur Chokmani et le professeur Nastev. La programmation de la méthode, l'analyse des résultats et la rédaction ont été effectuées par le premier auteur sous la supervision du professeur Chokmani. Une révision du contenu de l'article a été effectuée par les différents co-auteurs.

Abstract: A reliable approach referred to as the point estimate method (PEM) is presented to assess the uncertainty of a two-dimensional hydraulic model. PEM is a special case of numerical quadrature based on orthogonal polynomials, which evaluates the statistical moments of a performance function involving random variables. When applied to hydraulic problems, the variables are the inputs to the hydraulic model and first (mean) and second (standard deviation) statistical moments refer to the mean and standard deviation (uncertainty) of the model's output. In providing approximate estimates of the uncertainty, PEM appears considerably simpler, requires less information and fewer runs than standard Monte Carlo methods. An example of uncertainty assessment is shown for simulated water depths in a 46 km long reach of the Richelieu River, Canada. The finite-element 2D hydraulic model, H2D2, was used to solve the shallow water equations. Standard deviations around the mean water depths were estimated by considering the intrinsic uncertainties of three main input variables: flow rate, Manning's coefficient and topography. Results indicate that the mean standard deviation is <27 cm for the considered flow rates of 759, 824, 936, 1113 m³/s. Higher standard deviations were obtained the upstream of the topographic shoal at the municipality of Saint-Jean-sur-Richelieu. These results demonstrate the performance of this approach to better understand the hydraulic model with the predicted mean water depths, as well as the associated spatial variation of uncertainty in the river.

Keywords: Uncertainty analysis; point estimate method; shallow water equations; reliability, Richelieu River; 2D hydraulic model (H2D2).

Résumé: Les modèles hydrauliques sont couramment utilisés pour l'aménagement des rivières et la prévention des dommages liés aux inondations. Ces modèles sont affectés par diverses sources d'incertitudes. La quantification et la prise en considération de l'incertitude des sorties du modèle est devenue ainsi une étape essentielle pour sa validation. La méthode d'estimation ponctuelle (MEP) est utilisée pour estimer les moments statistiques des résultats du modèle à partir d'un modèle limité de calculs. Cette méthode est un cas particulier de la quadrature numérique basé sur des polynômes orthogonaux. Elle est très utile particulièrement en cas des modèles hydrauliques complexes, comportant plus qu'une variable, rendant par conséquent la méthode Monte Carlo impraticable avec son temps de calcul long. L'objectif de ce travail est de tester la méthode MEP sur les sorties simulées du modèle hydrodynamique H2D2 pour un tronçon de la rivière Richelieu en considérant trois principaux paramètres (topographie, débit, et coefficient de Manning). Des cartes d'inondation de la moyenne et d'écart-type de profondeurs d'eau pour quatre débits potentiels (759, 824, 936, 1113 m³/s) ont été obtenues. Les résultats ont montré que les valeurs d'écart type des profondeurs d'eau sont inférieures à 30 cm pour les débits considérés. Ces valeurs d'écart-type calculés montrent également que ces variations sont significatives principalement en amont du seuil rocheux de Saint-Jean-sur-Richelieu. Ces résultats ont permis de mettre en évidence la robustesse et l'efficacité de la méthodologie proposée et contribuent à l'optimisation des efforts de réduction d'incertitudes de l'évaluation.

Mots clés: Analyse d'incertitude; méthode d'estimation par point; fiabilité, Rivière de Richelieu; modèle hydrodynamique H2D2.

1. INTRODUCTION

Flood inundation models numerically transform discharge rates into predictions of water depth and flow velocity (Paul D Bates *et al.*, 2014). Although deterministic, they involve numerous uncertainties, mainly from the input variables, which are due to the cumulative nature of the models and can lead to considerable uncertainty in the results. Knowledge of the type and magnitude of the uncertainties is crucial to understand and interpret the model results. Therefore, uncertainty analysis, conducted to quantify the uncertainty in the model's outputs values induced by the uncertainty in the inputs, increases the confidence in the hydraulic model predictions (Uusitalo *et al.*, 2015). It indicates the magnitude and spatial variation of the uncertainty associated with model results, and helps hydrologists and decision makers to identify the needed improvements. Uncertainty in flood inundation models has been addressed in several studies, focusing on reviewing uncertainties in the input data, the model parameters and its structure (Apel *et al.*, 2009, Aronica *et al.*, 1998, JW Hall *et al.*, 2005, Horritt, 2002, Hunter *et al.*, 2007, Pappenberger *et al.*, 2005). The uncertainties in the model structure are often neglected as there is no general agreement on the best approach to consider the model uncertainty. On the other hand, uncertainties in the input data and model parameters are generally taken into consideration, as is the case in this study.

In this study, the contribution of the three most commonly considered potential sources of uncertainty by flood inundation models is analyzed: discharge rate, Manning's coefficient and topography. Each of these input variables and parameters is subject to measurement, modelling errors and/or sampling errors (Kjeldsen *et al.*, 2014, Nachtnebel & Faber, 2009). Uncertainty in the flow rate originates from the stage-discharge relation and the flood-frequency analysis. The estimation of flood frequencies is well known as a key task in flood hazard assessment. Flood frequency analysis is based on the presumption that the observed flood discharges come from a parent distribution and can be described by a probability distribution. The uncertainty associated with the measured water level is not evaluated in the uncertainty analysis because it is measured with very high accuracy. Based on the literature, the errors reported for water level have an accuracy of 1 cm (Di Baldassarre, 2012). To generate the probability of a given flood level and its respective flow rate, the flood-frequency analysis focuses on the statistical analysis of peak discharge by fitting a statistical model directly to the observed sample of peak flow data (Paul D Bates *et al.*, 2014). The uncertainty in a T-year event discharge is estimated using the confidence intervals. The T-year event is assumed to be normally

distributed, which is asymptotically true for most quantile estimators (JR Stedinger *et al.*, 1993). The uncertainty is then expressed with the following confidence interval:

$$x_T - Z_{1-p/2}\sqrt{\text{var}(x_T)} ; x_T + Z_{1-p/2}\sqrt{\text{var}(x_T)}, \quad (2-1)$$

where, Z_p is p-th quantile of the standard normal distribution and $\text{var}(x_T)$ is the variance of the T-year event x_T .

Manning's coefficient is usually used as the calibration parameter in hydraulic modelling (Paul D Bates *et al.*, 2004, Paul D Bates *et al.*, 2014). This coefficient represents the resistance to flood flows in channels and floodplains. Various studies point out that hydraulic models can be very sensitive to these coefficients (Noack & Yoeruek, 2008). As it cannot be measured, it is estimated empirically or indirectly by laboratory and field methods, which necessarily imply a significant degree of uncertainty (Wohl, 1998). Based on experiments and field observations, different error probability distributions and variation coefficients are suggested in the literature to characterize Manning's coefficient, such as normal (Cesare, 1991, Horritt, 2006, Mays & Tung, 2002), lognormal (Burnham & Davis, 1986, Ying Huang & Qin, 2014b), or uniform distributions (Luis Altarejos-García *et al.*, 2012a, Johnson, 1996).

The knowledge of the surface topography is probably the most important for the accuracy of the hydraulic models. Lack of adequate topographic data can lead to problems for the description of flooded areas provided by the hydraulic model (Hardy *et al.*, 1999, Horritt, 2002, Monte *et al.*, 2016). Riverbank and floodplains are commonly identified by digital elevation models (DEM), cross section, or geometrical description of hydraulic structures (Di Baldassarre, 2012). DEM provides continuous elevation information in 2D models including floodplain morphology and river bathymetry. The errors in the DEM can span a few orders of magnitude, e.g., low precision DEMs show standard deviations ranging from 5 m to 50 m, whereas for high precision LiDAR data (light detection and ranging) the error is decreased between 0.15 m and 0.3 m (Mercer, 2004b). The elevation errors are generally assumed to follow a normal distribution (Goncalves & Oliveira, 2004, Kornus *et al.*, 2004, DS Liu & Matthies, 2010).

The uncertainty of any model output (water surface elevations and inundation extent) is obtained by combining the standard deviation of the following variables: discharge rate, Manning's coefficient and topography (Pappenberger *et al.*, 2006a, Parodi & Ferraris, 2004). Numerous approaches exist to quantify the resulting model uncertainties (Montanari, 2007, Solomatine *et al.*, 2008), including analytical methods (Tung, 1996),

generalized likelihood uncertainty estimation (GLUE) (Beven & Binley, 1992, Blazkova & Beven, 2009), parameter estimation (Yuqiong Liu *et al.*, 2005), approximation methods (e.g., first order second moment method) Melching (1992), simulation and sampling-based methods (Kuczera & Parent, 1998), Bayesian methods (Krzysztofowicz, 1999), methods based on the analysis of model errors, methods based on fuzzy sets (Maskey *et al.*, 2004, Romanowicz & Beven, 2003), etc. The selection of a suitable method depends on the knowledge of the river's hydraulics, the availability of data, and the modelling approach, as suggested in the code of practice by Pappenberger and Beven (2006).

The majority of the approaches for uncertainty analysis are stochastic and most commonly based on the Monte Carlo method. However, this type of analysis requires significant computer processing time which can become impractical for complex models (Aronica *et al.*, 2002, Paul D Bates *et al.*, 2004). In such cases, the Point Estimate Method (PEM), which gives approximate results of the uncertainty with significantly less computational effort, seems to be a promising alternative. It represents a special case of numerical quadrature based on orthogonal polynomials allowing the evaluation of the low order of performance functions of independent random variables. For normal variables, the point estimate method corresponds to Gauss-Hermite quadrature. The FOSM method evaluates the uncertainty using only the mean value of the model inputs and the variance, whereas the Monte Carlo analyses usually generate continuous probability distribution functions (Johnson, 1996, Van der Sluijs, 2007).

The FOSM method evaluates the uncertainty using only the mean value of the model inputs and the variance

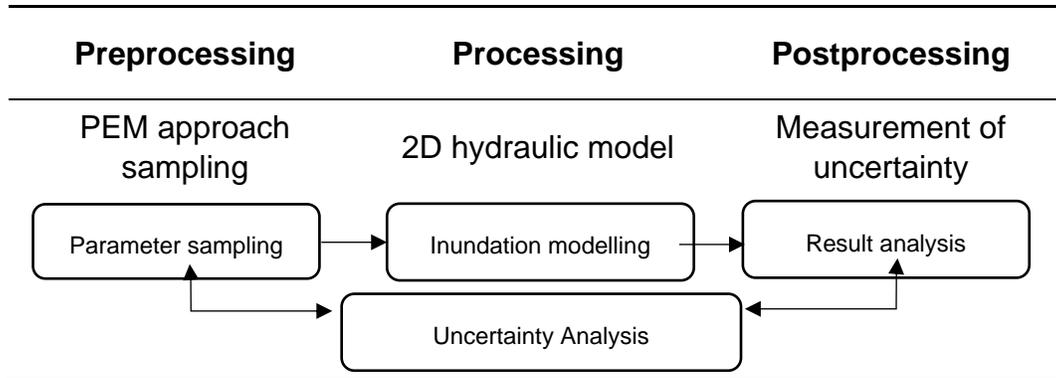
The objective of this paper is to demonstrate the applicability of the PEM for computing of the mean and standard deviation of the simulated water depths. Intrinsic uncertainties of three main input variables were considered: flow rate, Manning's coefficient and topography, for four different flow rates. The uncertainty assessment is conducted for a 46 km long reach of the Richelieu River, Canada. The finite-element 2D hydraulic model, H2D2, was used to solve the shallow water equations. A discussion of how the uncertainty results can be used is provided at the end.

2. METHOD

The uncertainty analysis method proposed involved the following steps: (i) define the probability distribution for each of the input variables: X_1 (flow rate), X_2 (Manning's

coefficient) and X_3 (topography); (ii) generate sampled inputs for the identified variables by using PEM; (iii) run the hydraulic model based on these input parameters (recalculate the model for each sampled input); and (iv) quantify the uncertainty of the model outputs by computing the mean and standard deviation of the water depths (Table 2-1).

Table 2-1 General procedure for uncertainty analysis based on PEM simulations.



2.1 Study area

The Richelieu River takes its source from Lake Champlain in the USA and empties northward into the St. Lawrence River, Canada. The discharge at which Lake Champlain drains at increased rates is controlled mainly by an area of rocky shoals located at St-Jean-sur-Richelieu, about 36 km downstream (Figure 2-1). A constriction in the Richelieu regulates the outflow from Lake Champlain and dictates the upstream water level variations. The flow contributions from tributaries were ignored during modelling, including the calibration process, because of the significant storage capacity of Lake Champlain, which contributes to more than 95% of the Richelieu River’s flow into the St. Lawrence River (Riboust & Brissette, 2015). The model covered a 46 km long reach of the Richelieu River from the Rouses Point on the US-Canada border to the Fryers Island Dam approximately 10 km downstream of the municipality of St-Jean-sur-Richelieu (Figure 2-1).

2.2 Hydraulic model of the Richelieu River

The simulations are based on a two-dimensional finite element hydraulic model of the Richelieu River using the H2D2 software (Secretan, 2013). H2D2 solves the 2D depth-averaged shallow-water equations of mass and momentum conservation in two horizontal directions. The H2D2 model calculates the flow velocity, discharge and water levels in a 2D domain using an implicit time scheme and direct Newton Raphson steps. In doing so, it also takes into account the wetting and drying of the river banks, based on the water flow and level (Heniche et al., 2000). The finite element mesh stores all of the input variables needed for the resolution of St-Venant equations, as well as the resulting variables of the 2D flow simulation (water level and velocities). The advantage of using this software is its simplicity in terms of data requirements and most particularly the possibility of modifying the river geometry, qualities that have been demonstrated in several flood inundation studies (da Silva Holanda *et al.*, 2017, Holanda *et al.*, 2011, Matte *et al.*, 2015).

First, H2D2 was applied in the Richelieu River watershed located about 20 km east of Montreal, Canada (Figure 2-1). The model had been pre-calibrated by Environment Canada, under steady state flow conditions (Boudreau et al., 2015). The flow was at its peak at an approximate rate of $1539 \text{ m}^3\text{s}^{-1}$. The model covered a 46 km long reach of the Richelieu River from the Rouses Point on the US-Canada border to the Fryers Island Dam approximately 10 km downstream of the municipality of St-Jean-sur-Richelieu. The model domain was discretized over an unstructured mesh of 47643 finite elements and 97261 nodes, with a regular size of 25 m. The model input consisted of DEM with coordinates x , y and z interpolated and projected to the hydraulic mesh, the boundary conditions and Manning's coefficient as calibration parameter. The influence of the wind forces and the Coriolis effect were not considered. The resulting water depths were calculated by subtracting water-surface elevations from river-bed elevations.

The topography data for the model was determined using a DEM with a cell size of $1 \times 1 \text{ m}^2$ and an accuracy of $\pm 0.3 \text{ m}$ derived from LiDAR datasets obtained in 2008, 2010, and 2011. The bathymetry of the riverbed was taken from the Canadian Hydrographic Service (low river) and bathymetric transects were provided by Parks Canada (mid river). The range of calibrated Manning's coefficients between of 0.02-0.036 is used as the mean value of the random field over the study area. The upstream boundary condition of the model is the flow rate at Rouses Point and a water level is imposed at the downstream

boundary near the Fryers Rapids station (EC 02OJ007). The water level was estimated using the established stage-discharge relationships (source Environnement Canada).

$$H = Q/303.37^{(1/1.727)} + 25.52, \quad (2-2)$$

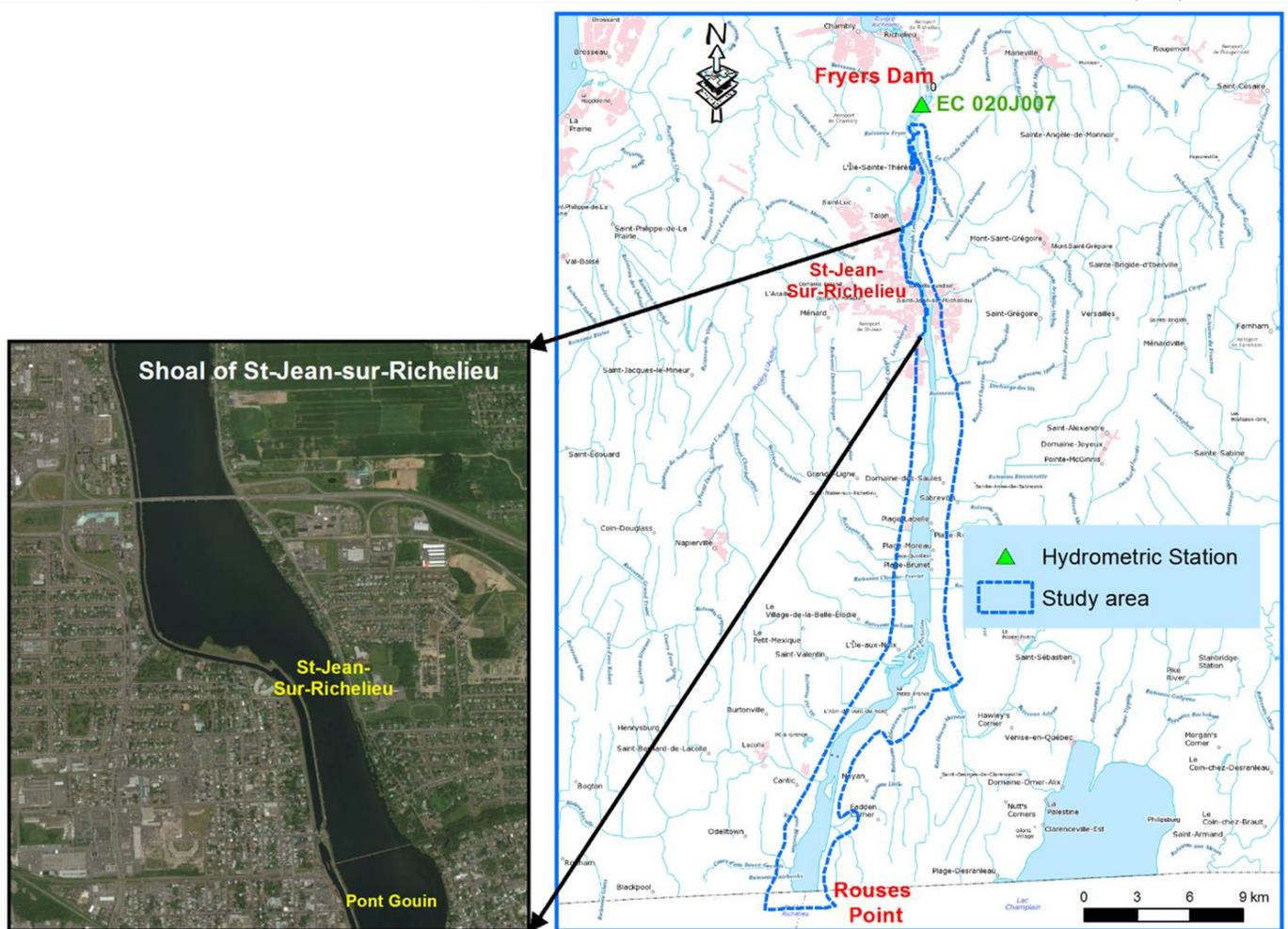


Figure 2-1 Location of the study area within the Richelieu River watershed together with the shoal at St-Jean-sur-Richelieu.

2.3. Point estimate method (PEM)

Knowledge of the mean and the standard deviation of each input variable at each of the model's grid cells is necessary to compute the combined uncertainty of the outputs using the point-estimate method (PEM). The method estimates the mean and standard deviation of a performance function using statistical moments of the random input variables. Originally proposed by (Rosenblueth, 1975), the method has been improved in the following decades (Che-Hao *et al.*, 1995, Harr, 1989). The objective is to evaluate the model at a discrete set of points in the uncertain parameter space and to combine

uncertainties of the random variables with proper weighting in order to calculate the mean and standard deviation of the output, which is the water depth in this case.

The standard PEM considers a set of random variables X_i (X_1, X_2, \dots, X_n) with a probability distribution function $f_{X_i}(x)$, and a performance function Y , obtained from the deterministic relationship of X ($Y = g(X_i)$) to represent the output variable Y_i . In this application, the considered independent random variables include the flow rate as the upstream boundary condition, Manning's coefficient, and topography. In this case, the performance function is the water depth $g(x)$.

The statistical moments of the output can be calculated in terms of the respective moments of the input as follows:

$$u_{Xm} = \int (x - \mu_X)^m \cdot f_X(x) \cdot dx, \quad (2-3)$$

where, u_{xm} is moment of order m . The integrals given in Equation 2-3 are solved by applying the approximate integration with PEM. The continuous random variable X is replaced by a discrete random variable with a probability mass function (pmf) of the same moment order m as $f_X(x)$. The pmf $p_X(x)$ is transformed using $g(X)$ to obtain another discrete function with pmf $p_Y(y)$. In the continuous case, $p_Y(y)$ is used to calculate the moments of Y . In the case of a 1D integral, the m th central moment of $f_X(x)$, μ_{Xm} , is obtained as follows :

$$u_{Xm} = \int (x - \mu_X)^m \cdot f_X(x) \cdot dx = \sum (x - \mu_X)^m \cdot p_X(x), \quad (2-4)$$

The optimal coordinates at which the integral and the corresponding weights are selected by the Gaussian quadrature procedures. In fact, the PEM can be considered as an application of the Gaussian quadrature procedures (Christian & Baecher, 1999). Table 2-2 shows the coordinates along the X-axis and weights for the three first quadrature formulas based on the normal distribution as the weight function.

Table 2-2 Coordinates and weights for the standard normal distribution ($x = \sqrt{2} \sigma z$).

Number of nodes (n)	Coordinate x_i	Weights A_i
0	0	1
1	-1, 1	$\frac{1}{2}, \frac{1}{2}$
2	$-\sqrt{3}, 0, \sqrt{3}$	$\frac{1}{6}, \frac{2}{3}, \frac{1}{6}$

For a case in which the performance function involves n independent random variables assumed to be approximately Gaussian, (Rosenblueth, 1975) suggested that x can be estimated at more than two points. The three-point method applied herein considers a central point at $x = \mu_x$ and two points x_+ and x_- symmetrically distributed around the mean. Designating the weight of the central point as P and of the other two points as P_- and P_+ , the respective weights can be written as:

$$2P_+ + P = 1, \quad (2-5)$$

$$2P_+(x_+ - \mu_x)^2 + P = \sigma_x^2, \quad (2-6)$$

$$2P_+(x_+ - \mu_x)^4 + P = 3\sigma_x^4, \quad (2-7)$$

Solving equations (2.5) and (2-6) gives the following:

$$P = \frac{2}{3}; P_+ = P_- = \frac{1}{6}, \quad (2-8)$$

$$x_{\pm} = \mu_x + \sqrt{3}\sigma_x, \quad (2-9)$$

In most cases, the calculations are made at two points and the expected value of the k -th power of the probability distribution of Y is determined by:

$$E[Y^m] = P_-(y_-)^m + P(y_\mu)^m + P_+(y_+)^m, \quad (2-10)$$

where, Y is a deterministic function of $X = g(X)$; $E[Y^m]$ is the expected value of Y to the power m ; y_+ is the value of Y at the upper point x_+ , which is greater than the mean μ_x ; y_- is the value of Y at the lower point x_- , which is less than the mean μ_x ; y_m is the value of Y at the mean μ_x .

To assess the uncertainty propagation, the performance of the model is evaluated through $(n + 1)^p$ simulations, where: p is the number of uncertain variables and n is number of nodes. Each simulation corresponds to the perturbation of a given random variable with a $\pm\sqrt{3}$ standard deviation about its mean value. Figure 2-2 shows the procedure applied to estimate the statistical moments of the model output for three input variables. For the purpose of numerical computation, the random fields of the uncertain parameters are represented in terms of uncorrelated random variables. A potential setback of the method in situation a with a high amount of uncertain input variables, which increase the complexity of the analyses and the computation time, similar to that of the Monte Carlo methods.

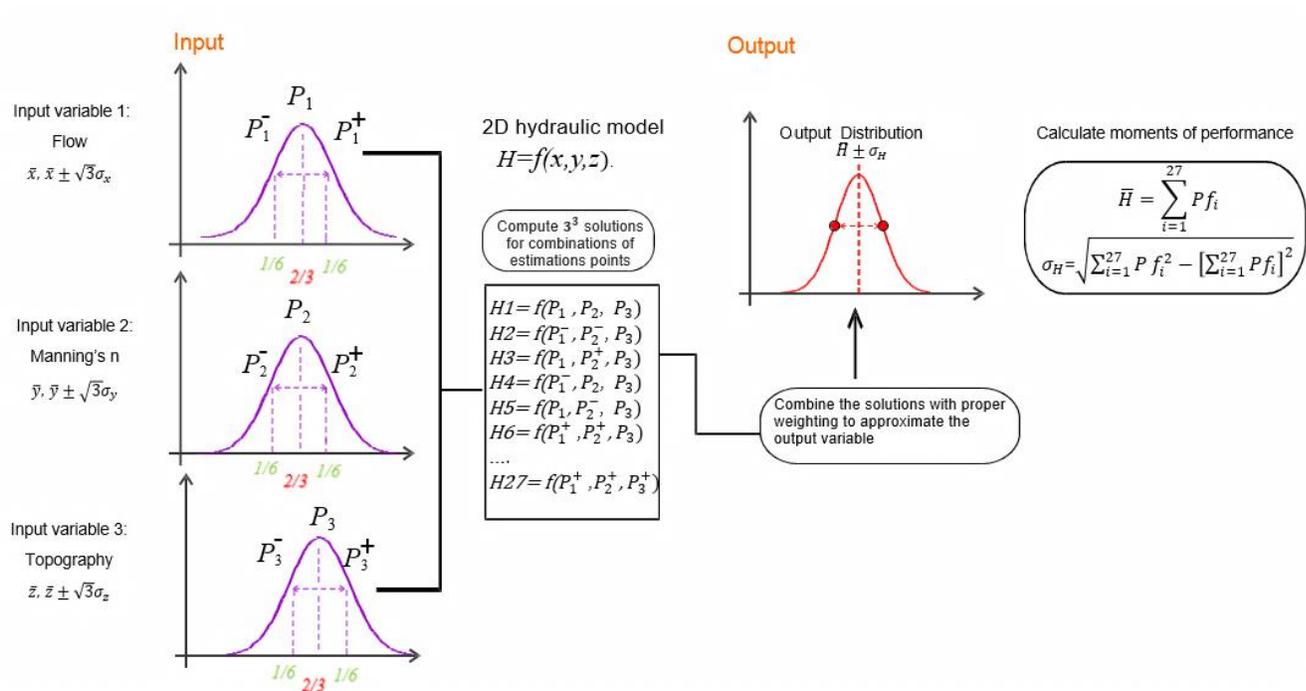


Figure 2-2 Basic principles of the Point Estimate Method for estimation of the statistical moments of the output parameter based on three independent normal random input variables.

3. QUANTIFICATION OF UNCERTAINTY

3.1 Flow rate

The reference flow rates for the hydraulic model were determined by analyzing the frequency of daily recordings at the Fryers Rapids station (between 1972 to 2011). To fully investigate the uncertainty in potential flood events, four flow rates were imposed to constrain the model: 759, 824, 936, 1113 m³/s. The hydrologic uncertainty was determined with the standard deviation of the design flow rate, assuming that its distribution is normal (JR Stedinger et al., 1993) (Table 2-3). The perturbed discharge Q_t is calculated as the mean discharge $Q_{base} \pm \sqrt{3}$ standard deviation.

$$Q_t = Q_{base} \pm \sqrt{3}\sigma, \quad (2-11)$$

The set of three values for each flow rate (Equations 2-11) is used to obtain the perturbed flow rate considered as an upstream boundary condition for assessment of the performance function (Table 2-3).

Table 2-3 Flow rates used to evaluate the performance function with the point estimate method.

$\mu (m^3/s)$	$\sigma (m^3/s)$	$x_i - \sqrt{3}\sigma$	$x_i + \sqrt{3}\sigma$
759	39.4	690.75	827.24
824	36	761.64	886.35
936	33.7	877.62	994.37
1113	39.4	1044.75	1181.24

3.2 Manning's coefficient

The basic roughness parameters were derived from tabulated values (Chow, 1988) and further modified during the calibration of the model. Manning's coefficient is assumed to be normally distributed around the calibrated mean values (Cesare, 1991, Horritt, 2006, Johnson, 1996). The mean n values vary spatially across the domain within the range of 0.02 to 0.036, and the standard deviation was calculated based on the 3σ rule as 0.0026 m.

$$\sigma = (n_{\max} - n_{\min})/6, \quad (2-12)$$

The reason that the uncertainty in Manning's n values used in this thesis are lower comparing with the range proposed by Johnson (1996) is the calibration process which makes use of river water levels to indirectly determine the appropriate Manning's n values. The calibration process determines the optimal Manning's n values by iteratively adjusting the parameters so that the computed water levels agree with the observed water levels.

The three random fields generated by the input of Manning's coefficient in the H2D2, used to evaluate the model's performance, are provided in Figure 2-3.

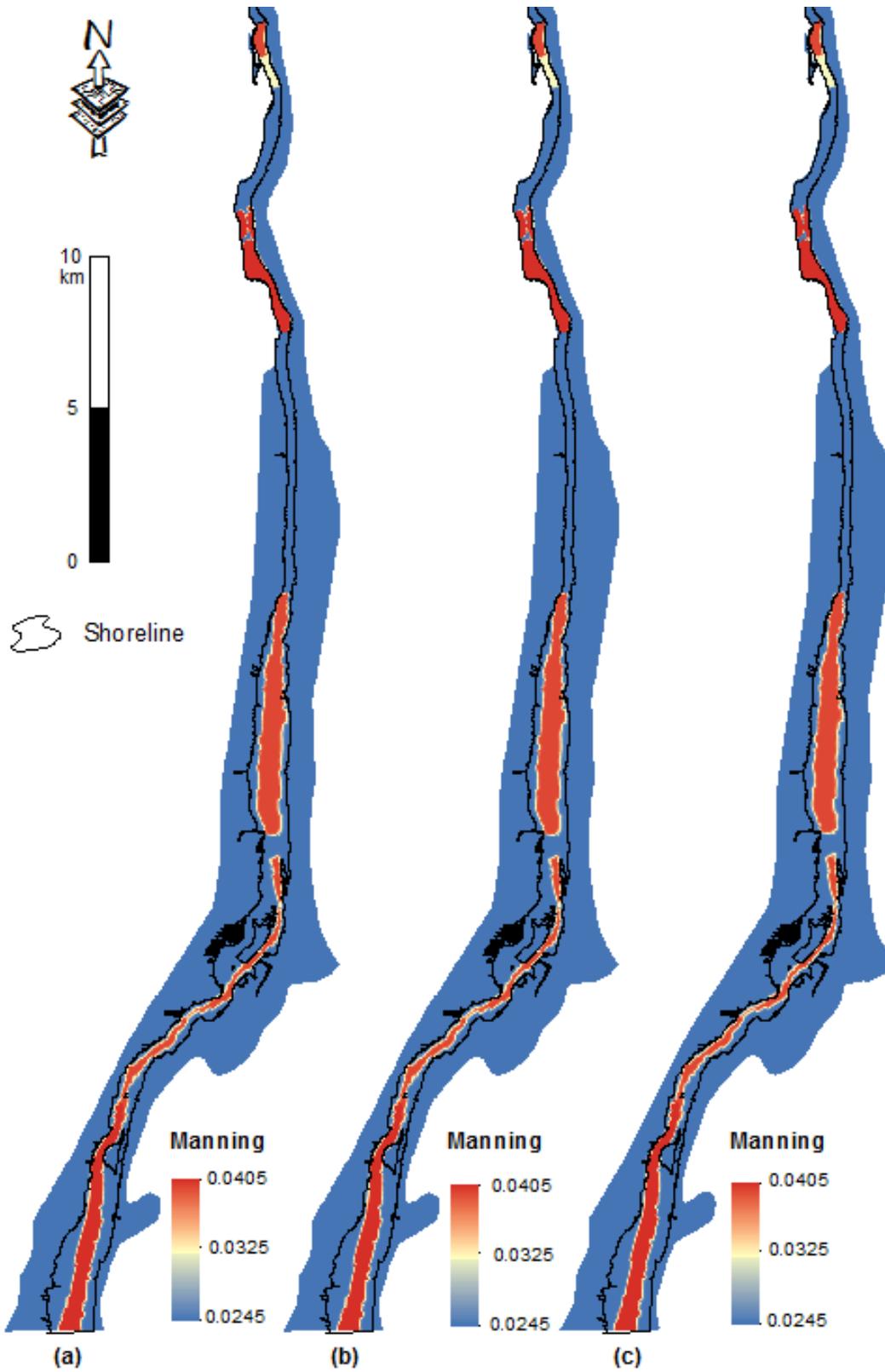


Figure 2-3 Three images of the random field of Manning's coefficient: a) lower scenario ($\mu - \sqrt{3}\sigma$), b) nominal scenario (μ), and c) higher scenario ($\mu + \sqrt{3}\sigma$).

3.3 Topography

To investigate the effect of topography uncertainty on model predictions, a standard deviation related to each grid cell was generated by kriging the DEM used as the mean value. As was the case in the evaluation of Manning's coefficient, it was hypothesized that the errors related to the estimation of topography follow a normal distribution and are independent (Goncalves & Oliveira, 2004, Kornus *et al.*, 2004, DS Liu & Matthies, 2010). Kriging was performed by applying a locally adaptive exponential variogram to the entire study area with a sill of 0.8 m^2 and nugget effect of 0.03 m^2 ($0.18^2 = 0.03$). The sill implies the variance of the data. The nugget could represent the measurement error or some variation at small scale. It represents vertical accuracy DEM ($\pm 15\text{cm}$), and the vertical error specific to the airborne positioning system (3 cm). The kriging variances were then transformed into standard deviation.

To quantify the topography's uncertainty, the kriged standard deviation was added to and subtracted from the DEM (mean topography) to obtain the upper and lower confidence levels ($\pm\sqrt{3}$ standard deviation). The random topography fields generated by perturbing the mean topography by the $\sqrt{3} \sigma$ error are given in Figure 2-4. With these perturbations, the topography was moved up and down from the mean values which result in a change of the simulated water surfaces (without varying the flow rate and Manning's coefficient in the hydraulic model).

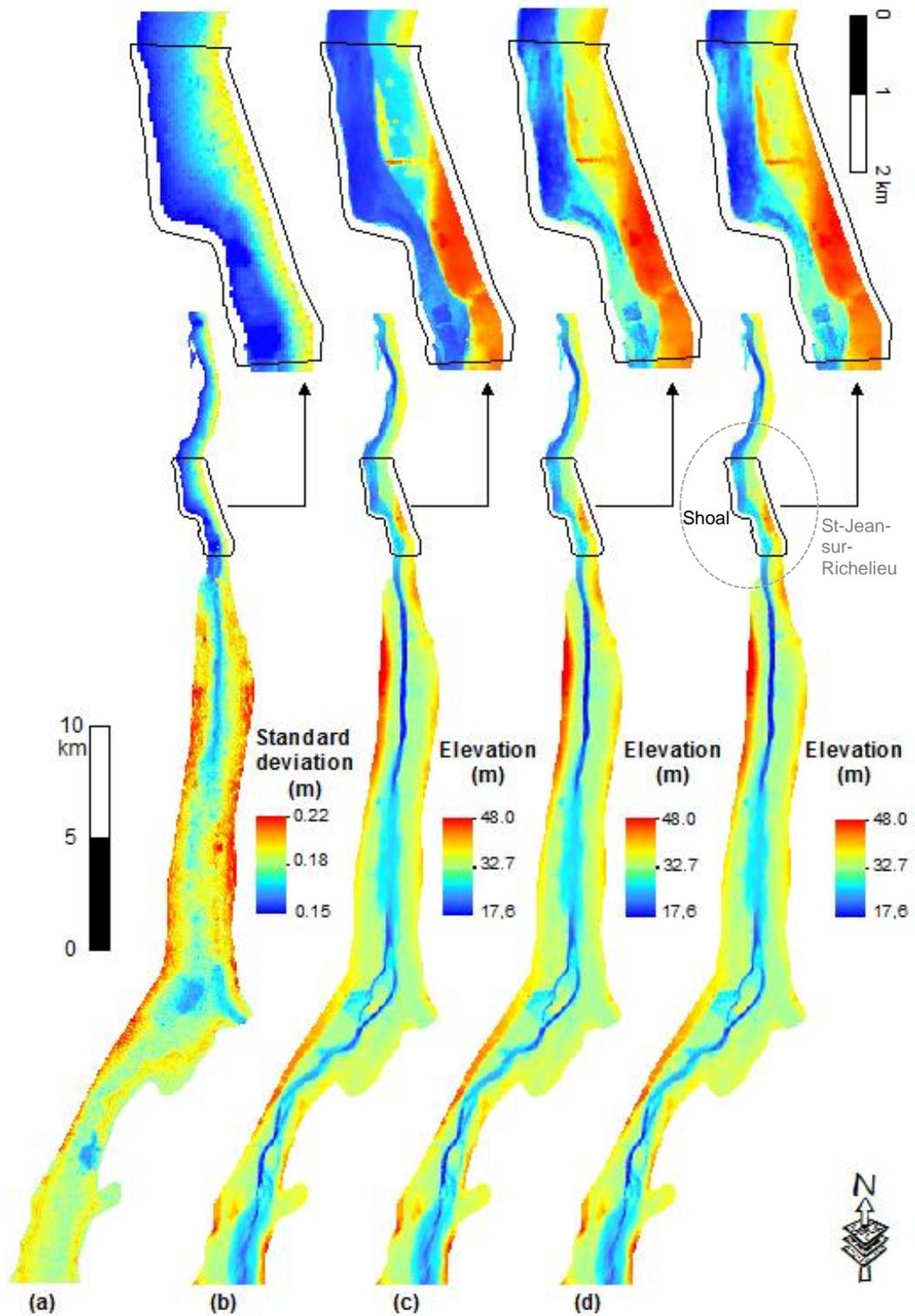


Figure 2-4 Topography a) standard deviation, and representations of the random topography fields: b) lower topography scenario, c) mean topography scenario, and d) upper topography scenario.

4. UNCERTAINTY IN THE MODEL OUTPUT

Having defined the individual uncertainty in the three input variables, PEM simulations were performed in combination with H2D2 to assess the uncertainty which is propagated into the output values. For a given flow rate, the hydraulic model was only run 27 times, in agreement with the 3x3x3 combinations associated with the μ and $\mu \pm \sqrt{3} \sigma$ random fields of the three input variables. The mean and the standard deviation of the water depth for each grid cell were calculated with Equation 2-4. Therefore, to fully investigate the uncertainty distributions, 108 model runs (4x27) were sufficient to obtain the expected mean and standard deviation of the water depth for the four reference flow rates 759, 824, 936, 1113 m³/s. While the Monte Carlo approach would have required more many more runs. The resulting spatial distributions of the mean and the standard deviation of the outputs are shown in Figures 2-5 and 2-6, respectively, which were obtained by implementing the point-estimate calculations within the GIS software.

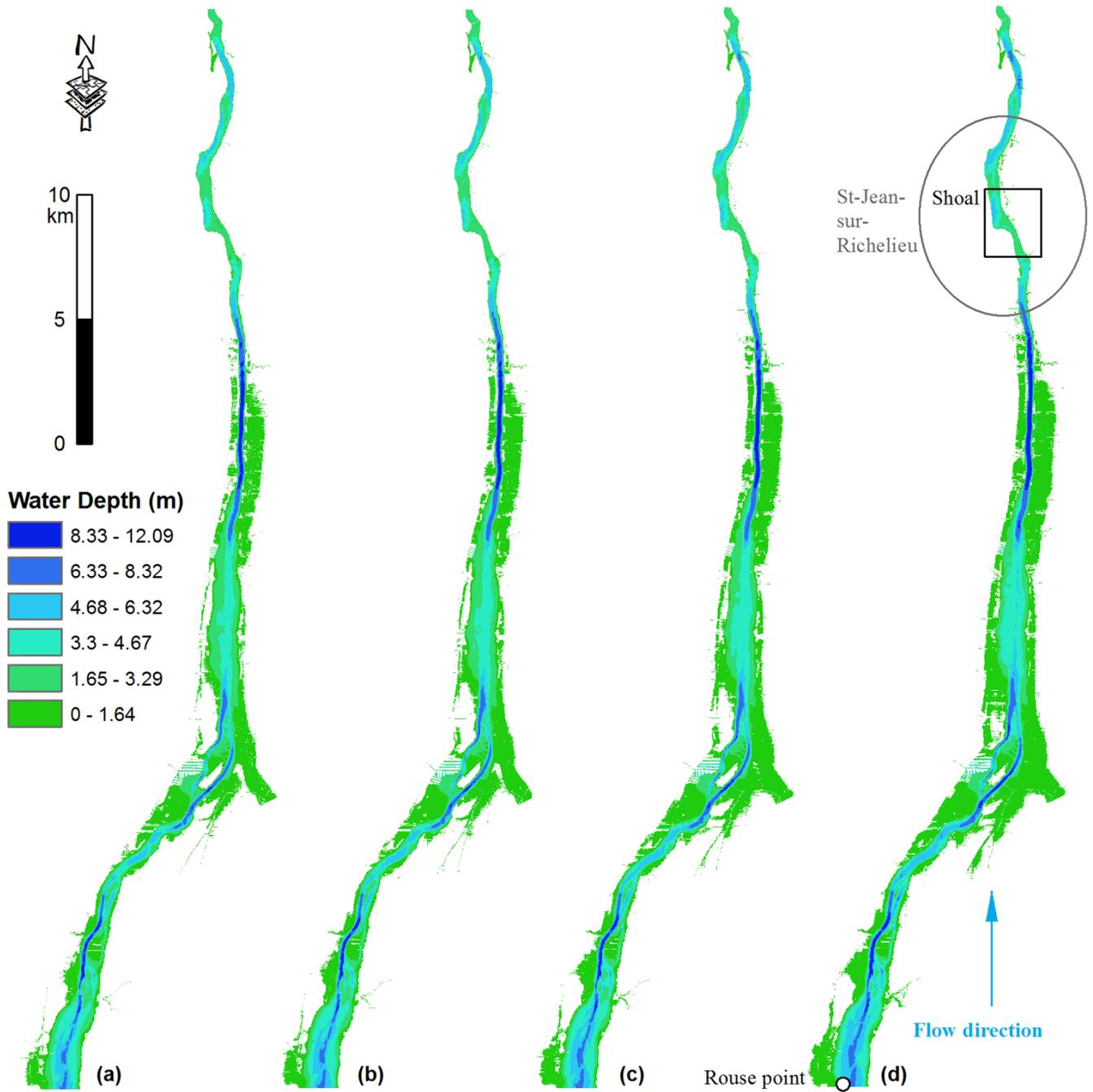


Figure 2-5 Mean values of the water depths predicted with the point-estimate method for four flow rates: a) $759 \text{ m}^3/\text{s}$, b) $824 \text{ m}^3/\text{s}$, c) $936 \text{ m}^3/\text{s}$, and d) $1113 \text{ m}^3/\text{s}$.

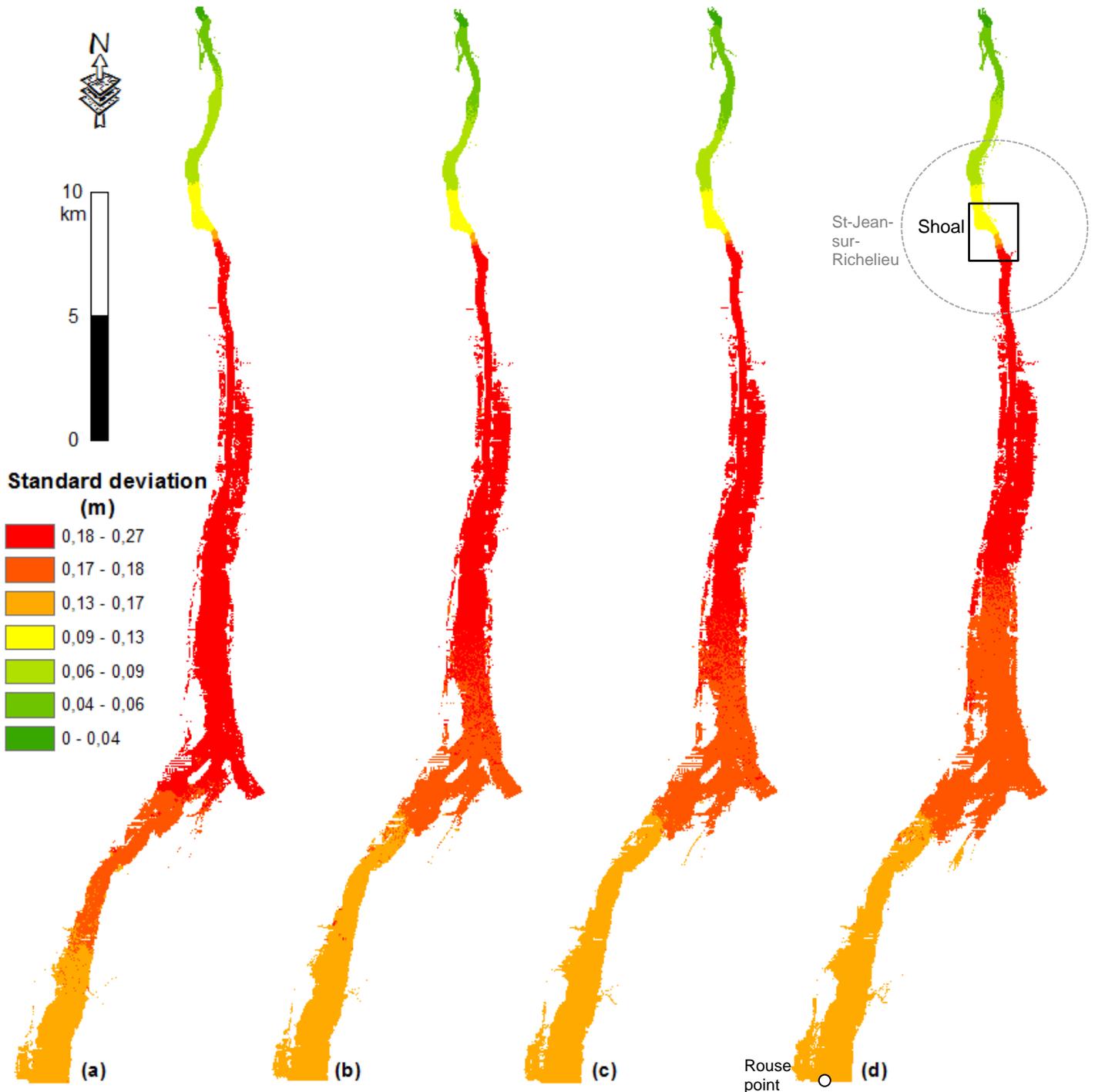


Figure 2-6 Standard deviations of water depth predicted with the point-estimate method for four flow rates: a) 759 m³/s , b) 824 m³/s , c) 936 m³/s , and d) 1113 m³/s.

It can be observed in Figures 2-5 and 2-6 that the expected water depths are below 4.67 m, whereas the overall standard deviations are less than 27 cm for the four flow rates. The highest simulated water depths were located downstream of Saint-Jean-sur-

Richelieu. By contrast, the upstream reach from Rouses Point to Saint-Jean-sur-Richelieu is characterized by lower water depths. This region can be considered as an extension of Lake Champlain. The spatial distribution of the standard deviations shows higher standard deviations in the upstream close to the shoal in Saint-Jean-sur-Richelieu, and lower standard deviations in the far upstream (Figure 2-6). It can also be observed that an increase of the flow rate from 759 m³/s (Figure 2-6a) to 1113 m³/s (Figure 2-6d) slightly decreases the standard deviations of the water depths values. This can be explained by the hydraulic model for the Richelieu River, which was solely calibrated for the high-water event of May 6, 2011, using a flow rate of 1550 m³/s.

Those findings indicate that the water depths are highly sensitive to the shoal's topography at St-jean-sur-Richelieu. The location of these zones can be useful to take decisions such as where to direct the efforts to efficiently improve the model. The higher uncertainty located at the reach upstream is explained by the presence of the Saint-Jean-sur-Richelieu shoal. The latter contains some anthropogenic submerged structures as steel-traps for fishing nets and mill races (Figure 2-7). At low flow rates, these structures fill with water without contributing to the flow because the velocities are very low, and probably act as a natural barrier at low flow rates. Therefore, they are a significant contributing factor to the hydraulic response of this basin.



Figure 2-7 Man-made structures in the Saint-Jean-sur-Richelieu bed-rock shoal area.

5. CONCLUSION

Water depth uncertainties were quantified as output of the two-dimensional hydraulic model. The uncertainty propagated from the input variables to the model's output was calculated using the point estimate method (PEM). To demonstrate the practical applicability of the PEM for uncertainty analyses, the hydraulic model H2D2 was applied over a 46 km long reach of the Richelieu River, Canada. Three random variables were considered to be sources of uncertainty: flow rate, Manning's coefficient and topography. Each of these input variables was determined with spatial distribution of the mean (μ) and standard deviation (σ) values, assuming normal distribution. PEM calculations were run in GIS by considering the perturbation of the input variables to generate the nominal (μ) and lower and upper ($\mu \pm \sqrt{3}$ standard deviation of random fields and assigning proper weighing factors.

Reasonable estimations of the mean and standard deviation values of water depths were obtained with much less effort than the Monte Carlo method, requiring less information to describe the model inputs, fewer model executions and computations to calculate the uncertainty. It provides information to the model developer, quantifying how good the model actually is. Also, the results revealed a standard deviations ranging from 0 cm to 27 cm for the Richelieu River. Regarding the maximum standard deviations, a maximum uncertainty of 27 cm is found mostly upstream of the Richelieu River near to the shoal. This is an indication that the input model needs to be improved in this area.

Independently of the method used to determine the output's uncertainty, the uncertainty of the model's inputs must be accurately estimated. Although this study does not offer a method for assigning uncertainties to Manning's coefficients, the value ranges provided in the reference tables represent a good starting point. Additional research is needed to verify the PEM analysis results, by comparing the results of flood estimates obtained with a hydraulic model to the results obtained by more accurate methods such FOSM and Monte Carlo Method. Some simplification hypotheses were considered in the analyses. The hypothesis of independence between the input variables was considered to facilitate the estimation of the mean and standard deviation as descriptors of the uncertainty. The random input variables were assumed to have a Gaussian distribution. The effects of different types of distributions on the results should be investigated before the model can be applied more widely, including non-Gaussian distribution. These assumptions can have a considerable impact on the final results and deserve to be studied and discussed in future work.

The results obtained with the PEM should be considered as approximate values and it should be kept in mind that this method provides a rough estimate of the uncertainty. It revealed as illustrates itself as an interesting alternative to more accurate and computationally more demanding Monte Carlo methods. The rapid computation of uncertainty patterns (maps of mean and standard deviation of water depth) values provides useful information for researchers and managers, particularly if computations are conducted in near real time during an inundation event. In such cases, when resources and time are very limited, the knowledge of the predicted mean values of water depths alone is not sufficient to carry out informed management decisions, which should consider the confidence in the modelled results as well.

Acknowledgments: This study was carried out by the Institut National de la Recherche Scientifique – Eau, Terre, Environnement in collaboration with Natural Resources Canada under the project entitled: Développement et application d'un outil de Gestion et Analyse du Risque d'Inondation sur le système transfrontalier du Lac Champlain – Rivière Richelieu (GARI). Funding was provided in part through the Canadian Safety and Security Program led by Defence Research and Development Canada's Centre for Security Science in partnership with Public Safety Canada. The authors would like to thank the contributions from Environment Canada and International Joint Commission for providing the hydraulic model and kind helps on operating it. The anonymous reviewers are thanked for their constructive reviews.

REFERENCES

- Bates, P.D., F. Pappenberger, and R.J. Romanowicz, *Uncertainty in Flood Inundation Modelling*. Applied uncertainty analysis for flood risk management, Beven K, Hall J (eds). Imperial College Press: Singapore, 2014: p. 232-269.
- Uusitalo, L., et al., *An overview of methods to evaluate uncertainty of deterministic models in decision support*. Environmental Modelling & Software, 2015. **63**: p. 24-31.
- Apel, H., et al., *Flood risk analyses—how detailed do we need to be?* Natural Hazards, 2009. **49**(1): p. 79-98.
- Aronica, G., B. Hankin, and K. Beven, *Uncertainty and equifinality in calibrating distributed roughness coefficients in a flood propagation model with limited data*. Advances in water resources, 1998. **22**(4): p. 349-365.
- Hall, J., et al., *Distributed sensitivity analysis of flood inundation model calibration*. Journal of Hydraulic Engineering, 2005. **131**(2): p. 117-126.
- Horritt, M., *Stochastic modelling of 1-D shallow water flows over uncertain topography*. Journal of Computational Physics, 2002. **180**(1): p. 327-338.
- Hunter, N.M., et al., *Simple spatially-distributed models for predicting flood inundation: a review*. Geomorphology, 2007. **90**(3): p. 208-225.
- Pappenberger, F., et al., *Uncertainty in the calibration of effective roughness parameters in HEC-RAS using inundation and downstream level observations*. Journal of Hydrology, 2005. **302**(1): p. 46-69.
- Kjeldsen, T.R., R. Lamb, and S.D. Blazkova, *Uncertainty in Flood Frequency Analysis*, in *Applied Uncertainty Analysis for Flood Risk Management*. 2014, World Scientific. p. 153-197.
- Nachtnebel, H.-P. and R. Faber, *Assessment and management of flood risks in Austria*. Structure and Infrastructure Engineering, 2009. **5**(4): p. 333-339.
- Di Baldassarre, G., *Floods in a changing climate: Inundation modelling*. Vol. 3. 2012: Cambridge University Press.
- Stedinger, J., R. Vogel, and E. Foufoula-Georgiou, *Frequency analysis of extreme events, Chapter 18 in Handbook of Hydrology, edited by DR Maidment*. 1993, McGraw-Hill.
- Bates, P.D., et al., *Bayesian updating of flood inundation likelihoods conditioned on flood extent data*. Hydrological Processes, 2004. **18**(17): p. 3347-3370.
- Noack, M. and A. Yoeruek, *Uncertainty in hydrodynamic-numerical modelling of flood areas*. Hydrologie und Wasserbewirtschaftung, 2008. **52**(4): p. 173-178.
- Wohl, E.E., *Uncertainty in flood estimates associated with roughness coefficient*. Journal of Hydraulic Engineering, 1998. **124**(2): p. 219-223.
- Cesare, M., *First-order analysis of open-channel flow*. Journal of Hydraulic Engineering, 1991. **117**(2): p. 242-247.

- Horritt, M., *A linearized approach to flow resistance uncertainty in a 2-D finite volume model of flood flow*. Journal of hydrology, 2006. **316**(1): p. 13-27.
- Mays, L.W. and Y.-K. Tung, *Hydrosystems engineering and management*. 2002: Water Resources Publication.
- Burnham, M.W. and D.W. Davis, *Accuracy of Computed Water Surface Profiles*. 1986, HYDROLOGIC ENGINEERING CENTER DAVIS CA.
- Huang, Y. and X. Qin, *Uncertainty analysis for flood inundation modelling with a random floodplain roughness field*. Environmental Systems Research, 2014. **3**(1): p. 1.
- Altarejos-García, L., et al., *Methodology for estimating the probability of failure by sliding in concrete gravity dams in the context of risk analysis*. Structural safety, 2012. **36**: p. 1-13.
- Johnson, P.A., *Uncertainty of hydraulic parameters*. Journal of Hydraulic Engineering, 1996. **122**(2): p. 112-114.
- Hardy, R., P. Bates, and M. Anderson, *The importance of spatial resolution in hydraulic models for floodplain environments*. Journal of Hydrology, 1999. **216**(1): p. 124-136.
- Monte, B.E.O., et al., *Hydrological and hydraulic modelling applied to the mapping of flood-prone areas*. RBRH, 2016. **21**(1): p. 152-167.
- Mercer, B. *DEMs created from airborne IFSAR—an update*. in *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Proceedings of XXth ISPRS Congress, Istanbul, Turkey*. 2004.
- Goncalves, J. and A. Oliveira, *Accuracy analysis of DEMs derived from ASTER imagery*. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2004. **35**: p. 168-172.
- Kornus, W., et al., *Assessment of DEM accuracy derived from SPOT-5 high resolution stereoscopic imagery*. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2004. **35**: p. 445-453.
- Liu, D. and H. Matthies. *Uncertainty quantification with spectral approximations of a flood model*. in *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. 2010. IOP Publishing.
- Pappenberger, F., I. Iorgulescu, and K.J. Beven, *Sensitivity analysis based on regional splits and regression trees (SARS-RT)*. Environmental Modelling & Software, 2006. **21**(7): p. 976-990.
- Parodi, U. and L. Ferraris, *Influence of stage discharge relationship on the annual maximum discharge statistics*. Natural Hazards, 2004. **31**(3): p. 603-611.
- Montanari, A., *What do we mean by 'uncertainty'? The need for a consistent wording about uncertainty assessment in hydrology*. Hydrological Processes, 2007. **21**(6): p. 841-845.

- Solomatine, D.P., M. Maskey, and D.L. Shrestha, *Instance-based learning compared to other data-driven methods in hydrological forecasting*. Hydrological Processes, 2008. **22**(2): p. 275-287.
- Tung, Y.-K., *Uncertainty and reliability analysis in water resources engineering*. Water resources update, 1996.
- Beven, K. and A. Binley, *The future of distributed models: model calibration and uncertainty prediction*. Hydrological processes, 1992. **6**(3): p. 279-298.
- Blazkova, S. and K. Beven, *A limits of acceptability approach to model evaluation and uncertainty estimation in flood frequency estimation by continuous simulation: Skalka catchment, Czech Republic*. Water Resources Research, 2009. **45**(12).
- Liu, Y., et al., *Constraining land surface and atmospheric parameters of a locally coupled model using observational data*. Journal of Hydrometeorology, 2005. **6**(2): p. 156-172.
- Melching, C., *An improved first-order reliability approach for assessing uncertainties in hydrologic modeling*. Journal of Hydrology, 1992. **132**(1-4): p. 157-177.
- Kuczera, G. and E. Parent, *Monte Carlo assessment of parameter uncertainty in conceptual catchment models: the Metropolis algorithm*. Journal of Hydrology, 1998. **211**(1): p. 69-85.
- Krzysztofowicz, R., *Bayesian theory of probabilistic forecasting via deterministic hydrologic model*. Water Resources Research, 1999. **35**(9): p. 2739-2750.
- Maskey, S., V. Guinot, and R.K. Price, *Treatment of precipitation uncertainty in rainfall-runoff modelling: a fuzzy set approach*. Advances in water resources, 2004. **27**(9): p. 889-898.
- Romanowicz, R. and K. Beven, *Estimation of flood inundation probabilities as conditioned on event inundation maps*. Water Resources Research, 2003. **39**(3).
- Pappenberger, F. and K.J. Beven, *Ignorance is bliss: Or seven reasons not to use uncertainty analysis*. Water resources research, 2006. **42**(5).
- Aronica, G., P. Bates, and M. Horritt, *Assessing the uncertainty in distributed model predictions using observed binary pattern information within GLUE*. Hydrological Processes, 2002. **16**(10): p. 2001-2016.
- Van der Sluijs, J.P., *Uncertainty and precaution in environmental management: insights from the UPEM conference*. Environmental Modelling & Software, 2007. **22**(5): p. 590-598.
- Riboust, P. and F. Brissette, *Climate change impacts and uncertainties on spring flooding of Lake Champlain and the Richelieu River*. JAWRA Journal of the American Water Resources Association, 2015. **51**(3): p. 776-793.
- Secretan, Y., *H2D2 Software*. 2013.
- Heniche, M., et al., *A two-dimensional finite element drying-wetting shallow water model for rivers and estuaries*. Advances in Water Resources, 2000. **23**(4): p. 359-372.

- da Silva Holanda, P., et al., *Assessment of hydrokinetic energy resources downstream of hydropower plants*. Renewable Energy, 2017. **101**: p. 1203-1214.
- Holanda, P.d.S., et al., *Hydrodynamic modeling and morphological analysis of lake Água Preta: one of the water sources of Belém-PA-Brazil*. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, 2011. **33**(2): p. 117-124.
- Matte, P., Y. Secretan, and J. Morin. *Two-dimensional hydrodynamic model of the St. Lawrence fluvial estuary*. in *Informatics, Networking and Intelligent Computing: Proceedings of the 2014 International Conference on Informatics, Networking and Intelligent Computing (INIC 2014), 16-17 November 2014, Shenzhen, China*. 2015. CRC Press.
- Boudreau, P., et al., *Création d'un modèle hydraulique 2D de la rivière Richelieu entre Rouses Point et Sorel (tâche 2-3)*. 2015.
- Rosenblueth, E., *Point estimates for probability moments*. Proceedings of the National Academy of Sciences, 1975. **72**(10): p. 3812-3814.
- Che-Hao, C., T. Yeou-Koung, and Y. Jinn-Chuang, *Evaluation of probability point estimate methods*. Applied Mathematical Modelling, 1995. **19**(2): p. 95-105.
- Harr, M.E., *Probabilistic estimates for multivariate analyses*. Applied Mathematical Modelling, 1989. **13**(5): p. 313-318.
- Christian, J.T. and G.B. Baecher, *Point-estimate method as numerical quadrature*. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 1999. **125**(9): p. 779-786.
- Te Chow, V., *Applied hydrology*. 1988: Tata McGraw-Hill Education.

3. TROISIEME ARTICLE : CARTOGRAPHIE DE COÛT MOYEN ANNUEL POUR LES BÂTIMENTS RÉSIDENTIELS ET ESTIMATION DES INCERTITUDES

Les travaux réalisés dans ce chapitre sont présentés sous forme d'article scientifique rédigé en anglais et dont le titre est :

FLOOD RISK MAPPING AND ASSOCIATED UNCERTAINTY FOR DIRECT DAMAGE TO RESIDENTIAL BUILDING IN QUEBEC, CANADA

Khalid Oubennaceur ^{1*}, Karem Chokmani ¹, Miroslav Nastev ², Marion Tanguy ³, Rachid Lhissou ³

^{1,3} Centre Eau Terre Environnement, INRS, 490 De la Couronne Street, Québec, QC G1K 9A9, Canada;

² Geological Survey of Canada, 490 De la Couronne Street, 3rd Floor, Québec, QC, Canada;

Cet article est soumis pour publication au Journal Flood Risk Management.

L'auteur principal a proposé la méthodologie et a effectué l'analyse des résultats. Les co-auteurs ont discuté les méthodes et les résultats et révisé l'article.

Abstract: This paper presents a probabilistic method for flood risk assessment of a reach along with the associated flood damage estimate uncertainty. The method is based on a combination of three simple modules: a flood frequency analysis, an inundation model, and a damage model. All these components have a certain degree of uncertainty, which propagates through the calculation and accumulate in the final damage estimate. These components are integrated into a Monte Carlo model to assess the flood risk. In this study, flood risk is obtained by integrating the field of damage with respect to the annual probability for many flood events of different magnitudes. To facilitate this, we selected a simple inundation model, coupled to an existing damage model capable of, and rapidly producing a large number of simulations required to estimate the flood risk. Furthermore, the uncertainty of flood damage estimates was quantified using the Point Estimate Method (PEM) by considering various uncertainty sources. The objective of this method is to evaluate the model at a discrete set of points in the uncertain parameter space and to combine uncertainties of the random variables with proper weighting, in order to calculate the mean and standard deviation of the damage estimates. The variation of two parameters was considered: discharge frequency analysis and discharge-stage relation. The study area is located south of Saint-Jean-sur-Richelieu (Quebec, Canada), which suffered significant losses during a flood event in 2011. The results showed a flood risk map at the local scale corresponding to the expected annual damage for each individual building. In addition, the results include the uncertainty in flood damage estimations for various flood events. These findings showed that the proposed methodology could be useful in comprehensive risk analyses and decision making in the context of flood risk management.

Keywords: flood risk; uncertainty; Monte Carlo; H2D2; point estimate method (PEM), depth-damage functions, direct flood damage, expected annual damage, discharge-stage relation, flood risk management

Résumé: La présente étude propose une méthode probabiliste d'évaluation des risques d'inondation ainsi que l'incertitude associée à l'estimation des dommages causés par les inondations. La méthode est basée sur une combinaison de trois modules simples : une analyse fréquentielle des débits, un modèle hydraulique et un modèle de dommages. Tous ces modules comportent un certain degré d'incertitude, qui se propage dans le calcul et s'accumule dans l'estimation finale des dommages. Ces composantes sont intégrées dans un modèle de Monte Carlo pour évaluer le risque final d'inondation. Dans cette étude, le risque d'inondation est obtenu en intégrant le champ des dommages par rapport à la probabilité annuelle de nombreux événements d'inondation. Pour ce faire, nous avons choisi un modèle d'inondation simple, couplé à un modèle de dommages existant capable de produire rapidement un grand nombre de simulations nécessaires pour estimer le risque d'inondation. De plus, l'incertitude des estimations de dommages causés par les inondations a été quantifiée à l'aide de la méthode d'estimation ponctuelle (MEP) en tenant compte des diverses sources d'incertitude. L'objectif de cette méthode est d'évaluer le modèle sur un ensemble discret de points dans l'espace des paramètres incertains et de combiner les incertitudes des variables aléatoires avec une pondération appropriée, afin de calculer la moyenne et l'écart-type des estimations des dommages. La variation de deux paramètres a été prise en compte : relation débit-probabilité (analyse fréquentiel) et la relation débit-niveau. La zone d'étude est un secteur résidentiel située au sud de la municipalité de Saint-Jean-sur-Richelieu (Québec, Canada), qui a subi des pertes importantes lors de l'inondation de 2011. Les résultats ont montré une carte des risques d'inondation à l'échelle locale correspondant aux dommages moyen annuels prévus pour chaque bâtiment. De plus, les résultats incluent l'incertitude dans les estimations des dommages causés par les inondations pour divers événements de débits. Ces résultats ont montré que la méthodologie proposée pourrait être utile dans le cadre de la prise de décisions dans le contexte de la gestion des risques d'inondation.

Keywords: risque d'inondation; incertitude; Monte Carlo; H2D2; méthode d'estimation par point (MEP), fonctions de dommage-submersion, dommages directs, cout moyen annuel, relation débit-niveau, gestion de risque d'inondation

1. INTRODUCTION

Flood risk is commonly defined as the combination of the probability of a hazard occurring and its potential consequences (Gouldby, 2009). Therefore, flood risk encompasses two aspects: hazard and vulnerability. A flood hazard is described by the physical characteristics of the flood events (e.g., extent and depth of inundation) with an exceedance probability or its associated return period (Merz et al., 2004). On the other hand, vulnerability is composed of two elements: exposure and susceptibility. Exposure may be referred to as the local population or assets within the community, and susceptibility is usually described by depth-damage curves (Apel et al., 2009, Smith, 1994). Depth-damage curves are internationally accepted as the standard approach to assessing urban flood damage (Merz et al., 2004). Different studies have identified water depth as the flood characteristic with the biggest influence on flood damage (Dutta *et al.*, 2003, Wind *et al.*, 1999). These curves can relate to the estimated absolute loss in financial terms or the relative loss, expressed as a percentage of a pre-defined asset value (Gerl *et al.*, 2016). Usually, flood damages can be classified as either direct tangible damage, direct intangible damage, indirect tangible damage, or indirect intangible damage (Merz et al., 2010). This study only addresses direct tangible building damage due to flood inundation.

In economic terms, flood risk is often expressed as the Expected Annual Damage (EAD). In order to estimate the EAD, the most common approach is to estimate the flood damage for different return periods and to plot these on an exceedance probability-damage curve, thus providing estimated flood damage within a different return period. The EAD is approximated by integrating the field of damage with respect to the annual probability over the available flood events (Meyer *et al.*, 2009a, Olsen *et al.*, 2015, Ward *et al.*, 2011).

The EAD can be expressed as :

$$EAD = \iint D(p)dpdA, \quad (3-1)$$

where $D(p)$ is the damage occurring with probability p in the catchment area A . To calculate the EAD, some approximations must be made to select the appropriate event periods to simulate the damage costs (Zhou *et al.*, 2012). The EAD estimate plays an important role in the field of flood management for the appraisal of cost effectiveness of prevention measures, and to optimize investments.

In Quebec, several methods exist to produce flood risk maps. The majority of these methods are more strongly linked to flood hazard, rather than risk evaluation. For

example, the preferred method in Canada (Convention CANADA/QUEBEC) is based on the delineation in floodplains of flood return periods corresponding to 20 and 100 years. The proposed method represents the mean annual direct damage for different residential buildings, taking into account the flood probability and its consequences (damage). Furthermore, estimating flood risk through the integration of risk curves requires the simulation of inundation maps for hundreds to thousands of floods events. This is usually done by using a Monte Carlo simulation. In flood damage assessments, this process is hindered by the high computational costs of flood depths calculations when using 2-dimensional hydraulic models (Apel et al., 2008, Gouldby, 2009). To overcome this problem, we developed a new hydraulic model that can be used to rapidly produce a large number of inundation maps, associated with the other components of the process chain.

The estimation of the flood event's magnitude and its corresponding damage are subject to significant uncertainty (Apel *et al.*, 2004, de MOEL & Aerts, 2011, van Gelder *et al.*, 2008). Uncertainty is therefore a characteristic of the damage estimate (Carrington & Bolger, 1998). The assessment of flood damage contains uncertainties from hydrological/hydraulic components, and carries the resulting uncertainties into the decision domain (Apel *et al.*, 2008, de MOEL & Aerts, 2011). These uncertainties propagate through the models and accumulate into the damage model outcome. There are many studies addressing uncertainties in flood damage assessments. The majority of these studies are focused on the uncertainties of a single component (Egorova *et al.*, 2008, Noack & Yoeruek, 2008), such as direct damage calculations (JW Hall et al., 2005), inundation depth estimations (JW Hall et al., 2005), or frequency analysis (Merz & Thielen, 2005), for example. Several recent studies also addressed uncertainty in multiple components of flood damage assessments (Apel *et al.*, 2008, Merz & Thielen, 2005). In recent years, a number of methods have been proposed to estimate uncertainty in flood damage (Egorova et al., 2008). Each method is conditioned on a number of underlying assumptions. The choice of the most appropriate method should be made on the scope of the analysis and the information available (Pappenberger & Beven, 2006). The quantification of damage estimate uncertainty can help improve the underlying models, and yield more reliable results (Andrea Saltelli & Bolado, 1998).

The aim of this paper is twofold. Firstly, to propose a probabilistic approach for mapping flood risks for different residential buildings using a GIS (Geographic Information System) model that combines a flood frequency model, an hydraulic model and a damage model. Secondly, to compute uncertainty estimations surrounding the damage outcomes for various flood events.

These analyses are performed for a reach of the Richelieu River, south of Saint-Jean-sur-Richelieu, Quebec, Canada. Only direct damage to residential buildings is considered. In Section 2, the case study area is introduced and in Section 3 the various data and models used to estimate flood risk are described. Section 4 focuses on risk and uncertainty analyses, including the uncertainty ranges attributed to the input parameters and the uncertainty estimation. Finally, the results are described in Section 5 and conclusions are presented in Section 6.

2. STUDY AREA

The study area is located in a section of the Richelieu River, south of Saint-Jean-sur-Richelieu, in southern Quebec, Canada. The Richelieu River takes its sources from Lake Champlain near the US border and empties into the St. Lawrence River at the municipality of Sorel. The river basin has a total area of 2506 km². Saint-Jean-sur-Richelieu is approximately 40 kilometres southeast of Montreal (Figure 3-1). The study area has been regularly experiencing floods due to its location on the Richelieu River floodplain. The most recent event occurred between June 5 and August 4, 2011, resulting in more than \$88M in damages and about 3000 affected homes (Riboust & Brissette, 2016). Most of the damages were south of the Saint-Jean-sur-Richelieu rapids, a constriction in the Richelieu that regulates the outflow from Lake Champlain and dictates upstream water level variations. The chosen study area contains 800 residential buildings.

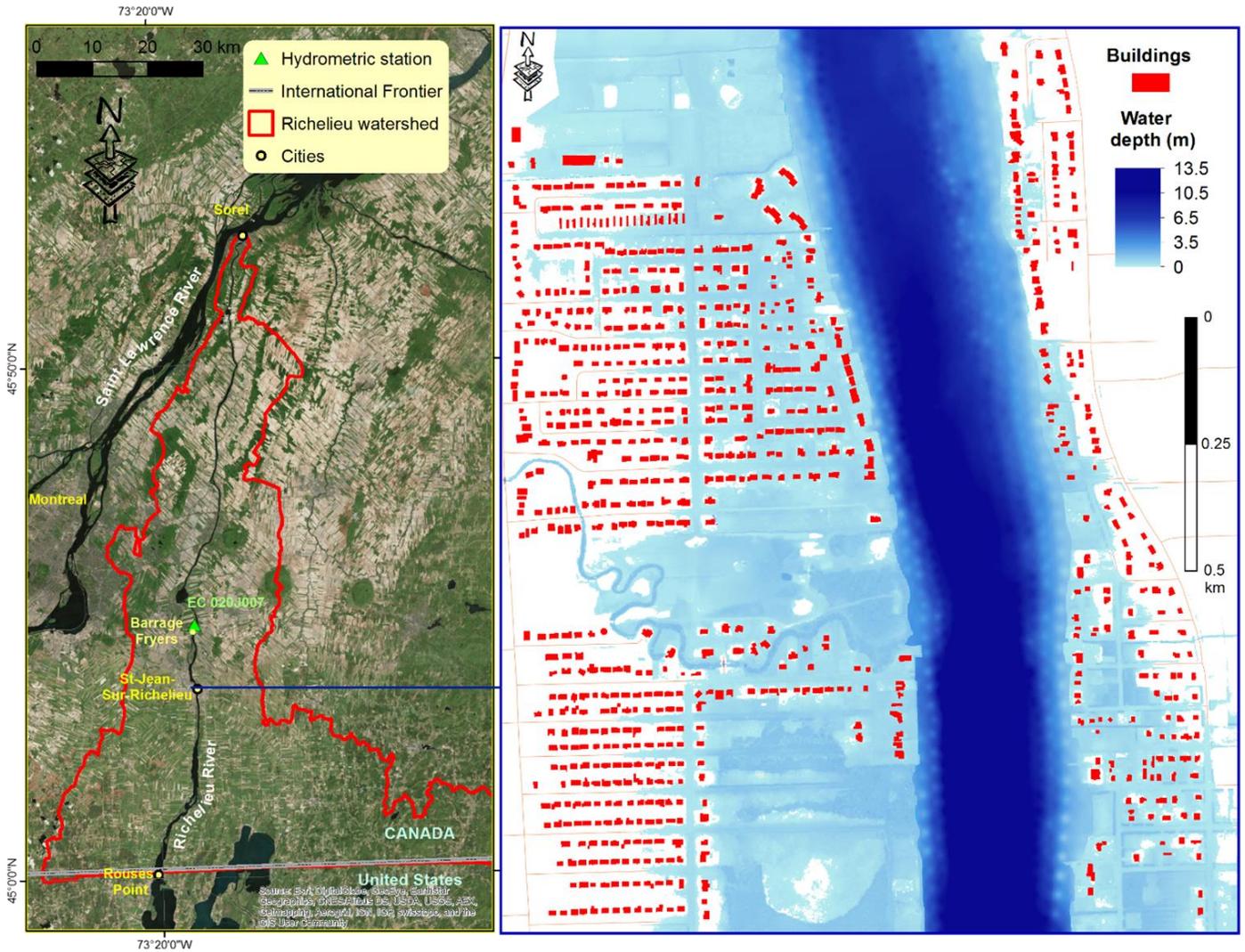


Figure 3-1 Saint-Jean-sur-Richelieu study area partly flooded by the Richelieu River with historical flooding event in 2011.

3. Data Used to Analyze Flood Risk

In order to assess the flood risk in the study area and to estimate the uncertainty on the damage, the following models are required :

1. A frequency analysis model to provide the peak discharges and their occurrence probability. The peak discharge is required to generate an inundation depth simulation.
2. A hydraulic model able to rapidly simulate the inundation depths for a given value of discharge in the river. These outputs are used as an input to an existing flood damage model.

3. A damage model to estimate the potential damage corresponding to the simulated depth inundation map. The damage estimation is performed using depth-damage functions. The damage is converted into dollars using mean asset values. By calculating the damage over the river reach for different periods events, the EAD is computed by approximating the area under the risk curve.

These three modules are done using a GIS model. The following sections give a detailed description of the separate modules of the GIS risk model, with an emphasis on the newly developed hydraulic model, followed by a description of the Monte Carlo and PEM methods.

3.1 Frequency analysis model

In order to simulate the inundation depths for a specific location along the river reach, the hydrologic input, which in this case corresponds to the peak discharge, has to be estimated in the modelling chain. This is achieved by using runoff coefficients, or flood frequency analysis, giving different discharge values and their associated exceedance probability (Te Linde *et al.*, 2011). In this study, the discharge of the Richelieu River was determined using the flood frequency analysis of the annual maximum discharge measured at the Fryers rapids station 02OJ007 at Carignan (available from 1972 to 2011). Normal distribution was fitted to the flow series data using the maximum likelihood estimation method (Figure 3-2). Figure 3-2 shows the results of the normal distribution for the Richelieu River at the hydrometric station 02OJ007.

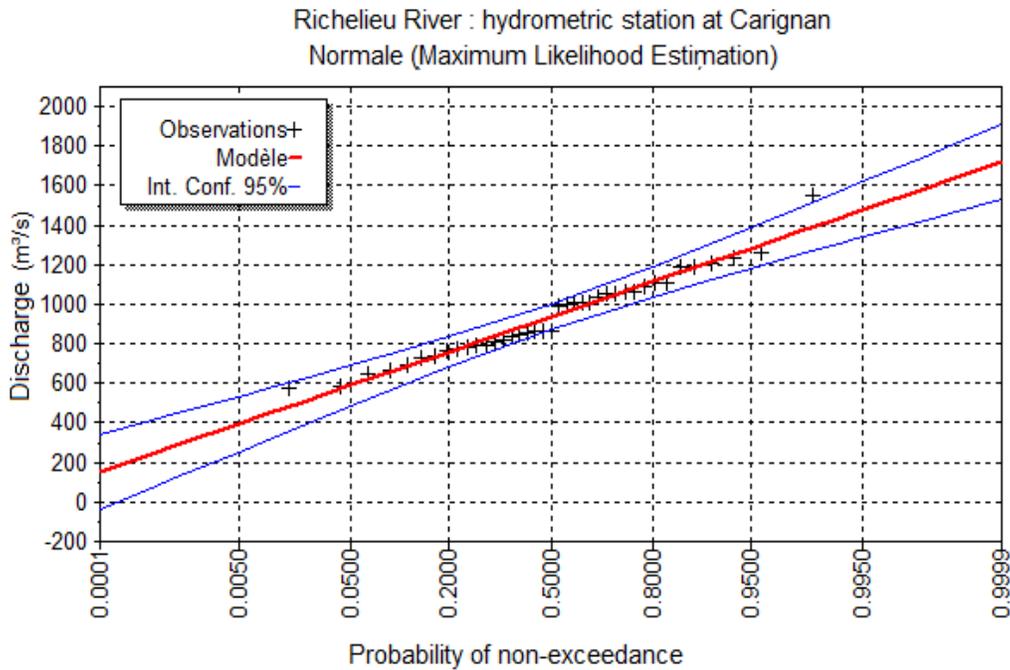


Figure 3-2 Fitted distribution of discharge for Richelieu River at the hydrometric station 02OJ007 for 1972 to 2011.

3.2 Hydraulic model

The water depth for a specific discharge event defines the hydraulic input of the modelling chain. Inundation maps of the Richelieu River were derived from 2D hydraulic simulator H2D2 Secretan (2013). The finite-element program H2D2 is used to simulate observed flood events for Lake Champlain and Richelieu River (Champoux *et al.*, 2015d). Due to the computational burden of running the 2D hydraulic model, a simpler model was developed to estimate inundation depths based on the Monte Carlo framework for the GARI project.

The new model is designed to calculate the inundation depth of an area based on, given specific discharge, by splitting the area into many small basins. The method uses stage-discharge relationships to estimate the water level at specific location based on a regression model (Tanguy *et al.*, 2017). This relationship can be approximated by the following equation (3-2):

$$H = aQ^b, \tag{3-2}$$

where H is the water surface elevation at the cell position (in metres), Q is the discharge and a, b are estimated regression parameters. The a and b parameters of the equation

are estimated for each cell of the floodplain (the cell size being to the x resolution of the Digital Elevation Model used for water estimation), by interpolating different years flood occurrence water level and their associated probabilities produced by H2D2 model.

These water levels are then assigned to the nearest non-river grid cells, creating a planar water surface representing the water level for the entire study area. This water level surface is intersected with the Digital Elevation Model (DEM) of the Richelieu River. All areas below the interpolated flood levels are indicated as inundated, with the inundation depth calculated as the difference between the cell values of water level and elevation.

Once the pre-process calculations are done, the new model quickly generates inundation maps for a given discharge. This can then be easily incorporated into Monte Carlo simulations to evaluate inundation depths for a large number of situations and can therefore be used for subsequent damage calculations. The model recognizes positive water level values for flooding.

In order to verify the quality of this simplified hydraulic model in regard to the production of inundation maps that are usable for mapping flood risk and damage estimates, we compare the inundation depth results of the simple model with those produced using H2D2 model using two discharge cases: 1113 m³/s and 1539 m³/s. The H2D2 results were provided by Environment Canada (Champoux *et al.*, 2015d). The results of this comparison are shown in Figure 3-3 and Figure 3-4.

Overall, the new model gives satisfying results. The relative difference between the two models is very small for the lower discharge (1113 m³/s), and even smaller for the simulation with 1539 m³/s. The simplified model developed for this study performs well in the study area. Furthermore, it showed a high correlation coefficient (0.9) with the H2D2 model with a relatively low anomaly as shown in the density plot of their regression (Figure 3-4-a'-b'). Further, the model executed many more operations than the H2D2 model in a reasonable time.

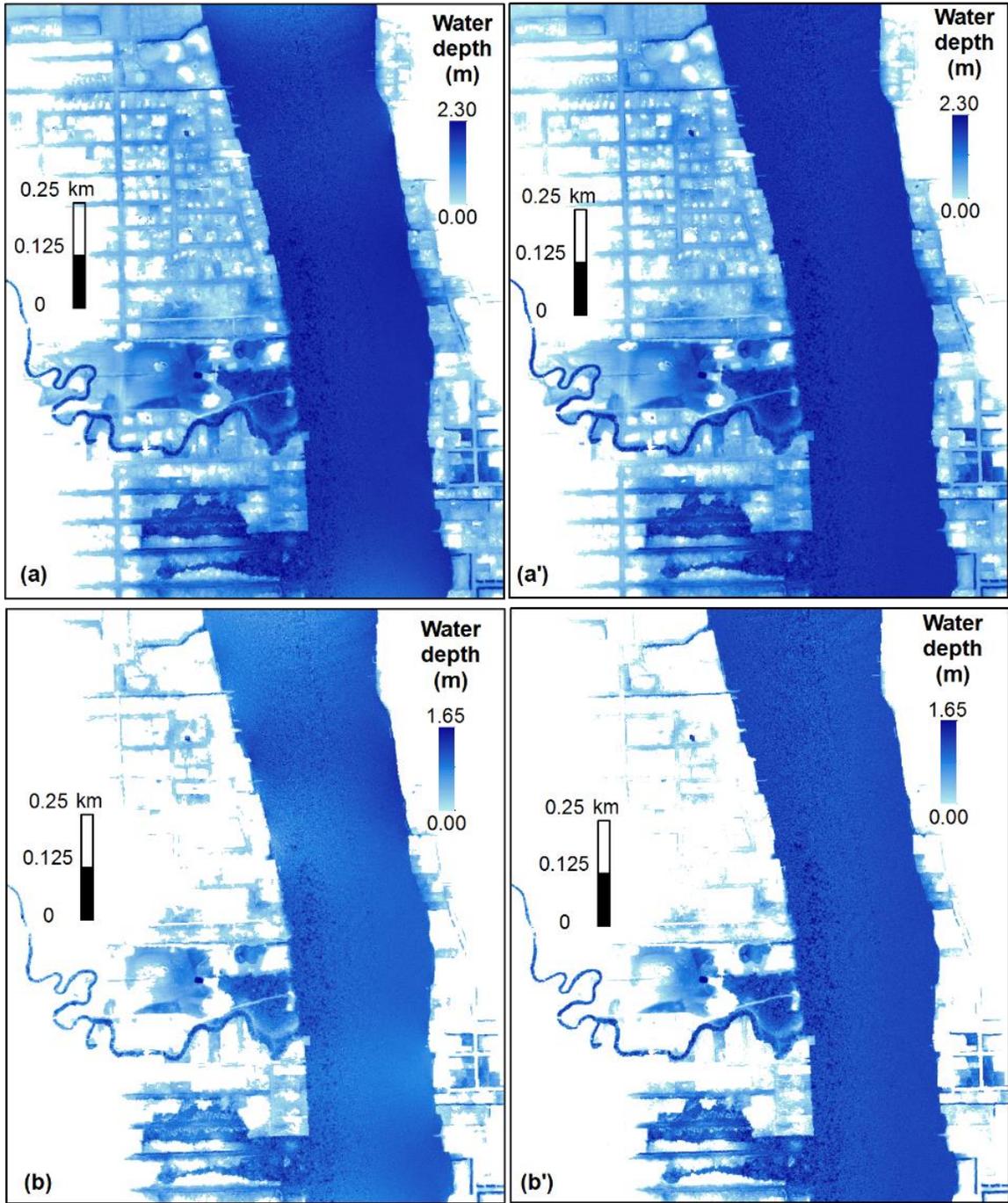


Figure 3-3 Spatial comparison of the simulated depths with those generated by the H2D2 model for the case study reach. (a) and (b) represent the new model for 1539 m³/s and 1113 m³/s discharges, respectively, while (a') and (b') represent the H2D2 outcomes.

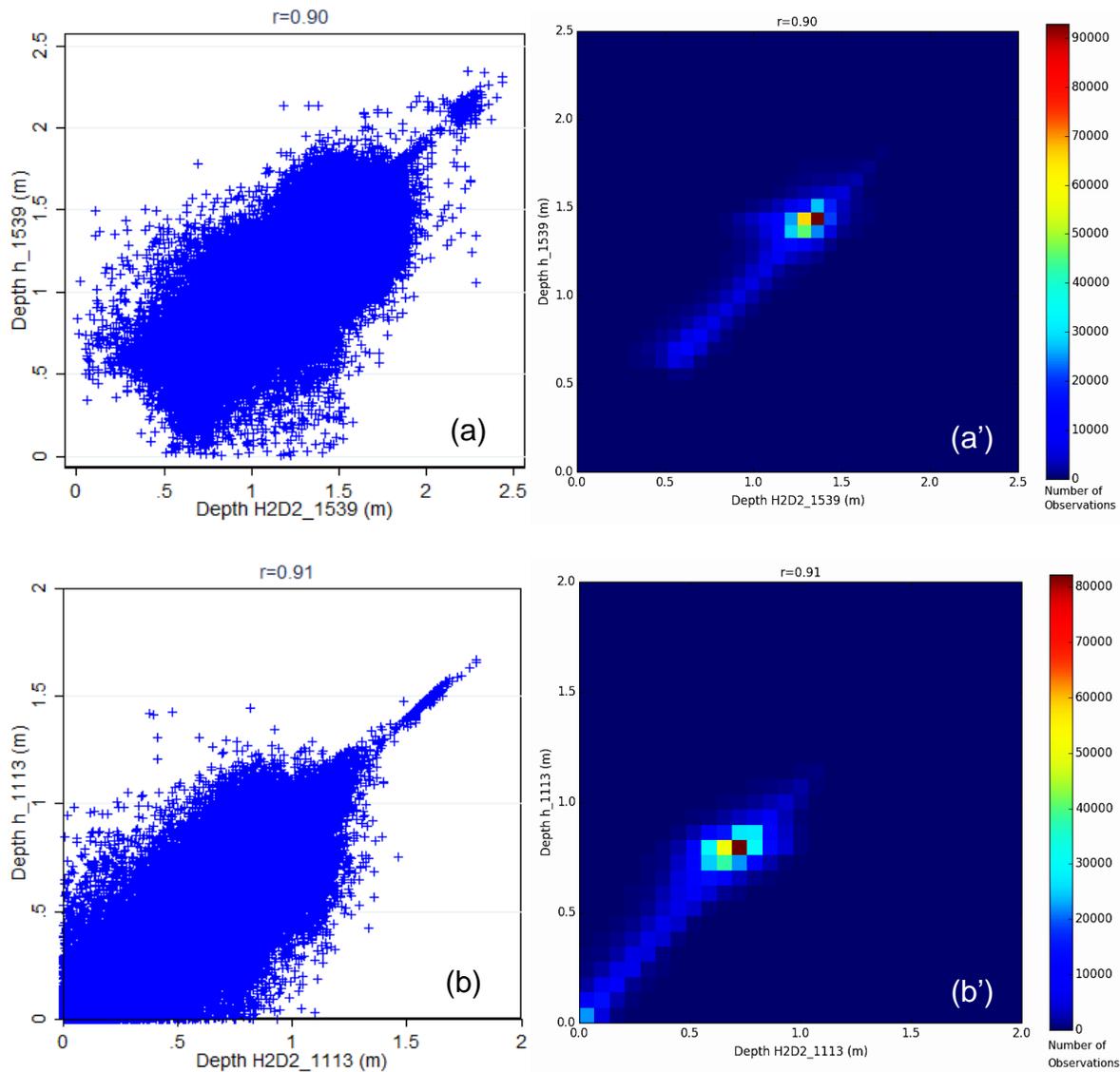


Figure 3-4 Statistical correlation between the simulated depths with those generated by the H2D2 model for the case study reach. (a) and (b) represent the linear regression scatterplot of the new model for 1539 m³/s and 1113 m³/s discharges, respectively, while (a') and (b') represent their corresponding density plot.

3.3 Damage model

The third module of the modelling chain is the damage model. It uses depth-damage curves, and has already been used in various studies in Quebec to estimate economic losses due to flood inundation (P Blin *et al.*, 2005).

The damage model uses four different depth-damage curves, which represent residences with or without a basement. These functions are derived from Bonnifait (2005) which are

mainly based on empirical data. The depth-damage functions are categorized based on the number of stories in the residential building and the presence or absence of a basement. Table 3-1 shows equations of these curves. The damage estimate for each residential building is estimated by the relation:

$$T_{xe} = f(h), \quad (3-3)$$

where T_{xe} is the damage ratio (going from zero to one) and h is the water depth in metres from the first floor. In addition, these curves use the floor level as the zero height point rather than the ground level. The functions with significant damage below the zero point were considered. The selection of these relative curves is dictated by the fact that relationships of this category almost never need updating, and thus, the percentages remain unchangeable with time (Appelbaum, 1985).

Table 3-1 Equations for the depth-damage curves used in the damage model.

Number of storeys	Basement	Damage (%)
One storey	With basement	$T_{xe} = 0.36 \exp(-0.04 \exp(-1.6h))$ si $h < -0.4$ $T_{xe} = \exp(-0.7 \exp(-1.1h))$ si $h \geq -0.4$
	Without basement	$T_{xe} = 0.08 \exp(1.3h)$ si $h < 0$ $T_{xe} = \exp(-2.4 \exp(-1.8h))$ si $h \geq 0$
Two storeys	With basement	$T_{xe} = 0.27 \exp(-0.04 \exp(-1.6h))$ si $h < -0.4$ $T_{xe} = 0.81 \exp(-0.7 \exp(-1.3h))$ si $-0.4 \leq h < 2.5$ $T_{xe} = \exp(-0.7 \exp(-2.1h(h - 2)))$ si $h \geq 2.5$
	Without basement	$T_{xe} = 0.27 \exp(-0.04 \exp(-1.6h))$ si $h < -0.4$ $T_{xe} = 0.81 \exp(-0.7 \exp(-1.3h))$ si $-0.4 \leq h < 2.5$ $T_{xe} = \exp(-0.7 \exp(-2.1h(h - 2)))$ si $h \geq 2.5$

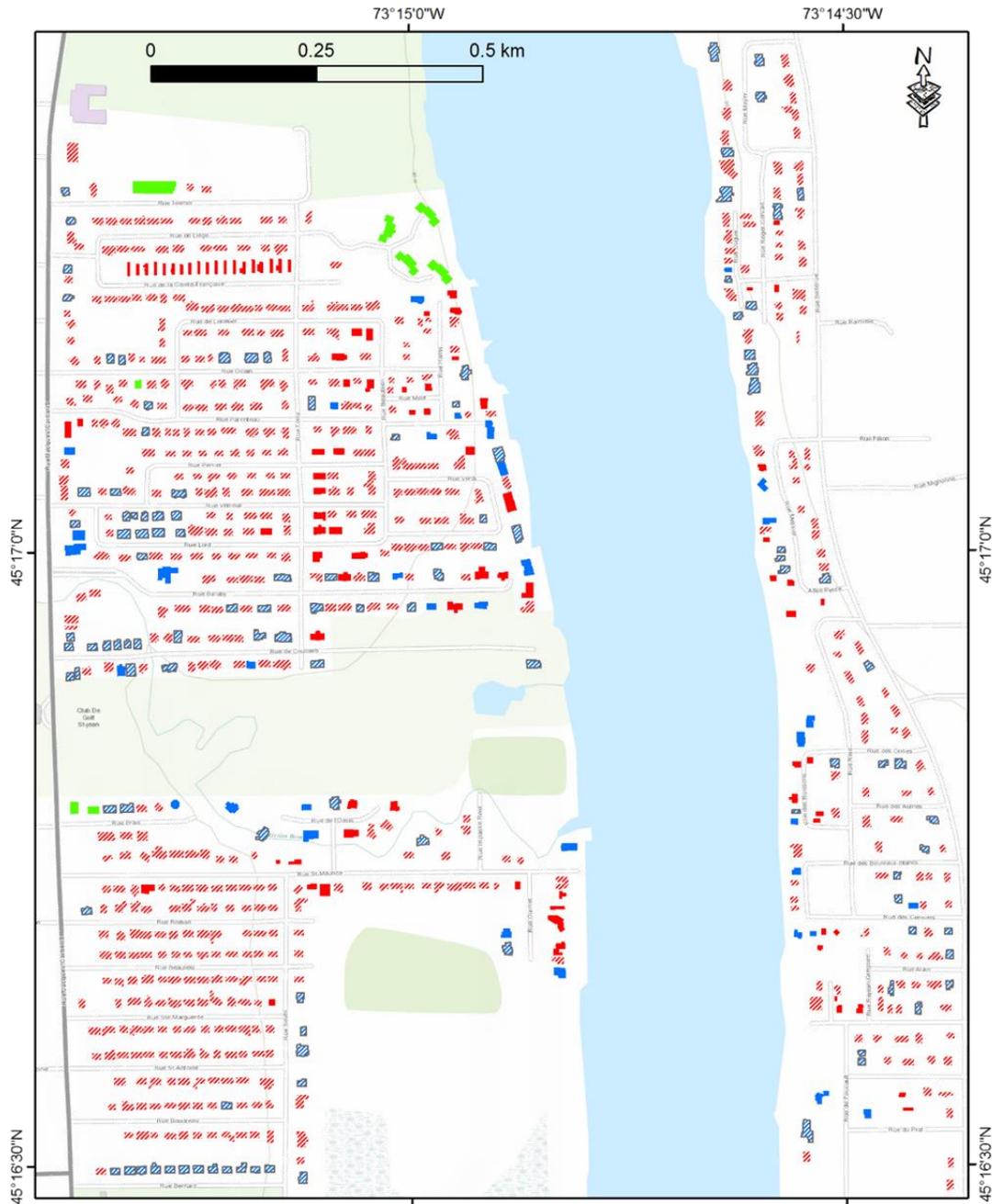
The damage estimation consists of the following steps:

- Building classification in the study area

Four building classes are selected in this study. The residential map (Figure 3-5) contains about 800 houses in the study area, including residential houses and houses with small businesses. They are based on two criteria: presence or absence of a basement and the number of storeys (Figure 3-5) :

- 1) One-storey with basement;
- 2) One-storey without basement;

- 3) Two-storey with basement;
- 4) Two-storey without basement.
 - Estimate the elevation of the first floor of each structure : +0.3 m for residences without basement, and -1.6 m for residences with basement. They are based on average measurements taken during the study of Bonnifait (2005). The submersion height takes into account the topography of the floodplain, the water stage distribution, the residential settlement mode and the elevation of the first floor of the building.
 - Estimate the value of each property in the study area using the 2015 property assessment roll for Saint-Jean-sur-Richelieu. The value of building contents is not considered in this study. The total asset value of residential buildings is the sum of all residential assets.
 - The depth-damage curves are combined with the resulting inundation depths at each building to determine damage ratios (relative function) for a given inundation scenario. Each ratio is then multiplied by the property value assigned to each building to derive the absolute damage. The total damage of a scenario amounts to the sum of the damages of all grid cells.



- Building Typology**
- 1 storey with basement
 - 1 storey without basement
 - 2 storey with basement
 - 2 storey without basement
 - 3 storey without basement

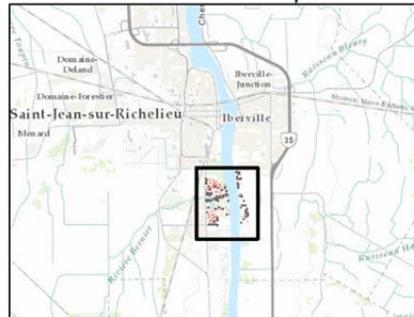


Figure 3-5 Residential building map for the study area.

4. RISK AND UNCERTAINTY ANALYSIS

4.1 Computing Expected Annual Damage (EAD)

In order to estimate the EAD of the study area, we applied the following steps:

1. Generate a discharge sample in the [0,1] interval by sampling the flood frequency at the 02OJ007 hydrometric station. The flood frequency represents the exceedance probability of the annual maximum discharge and refers to the corresponding annual maximum discharge.
2. Estimate the water depth corresponding to the discharge sample.
3. Convert depth to damage using a depth-damage function.
4. Repeat steps 1-3 1000 times using events covering a large range, from the lowest to the highest return periods. Within the 1000 model runs, a series of 1000 damage estimates are obtained. The average of these damage estimates is the expected annual damage.

Figure 3-6 shows the flowchart of a single Monte Carlo run of the model. The modules described above are linked in a GIS model.

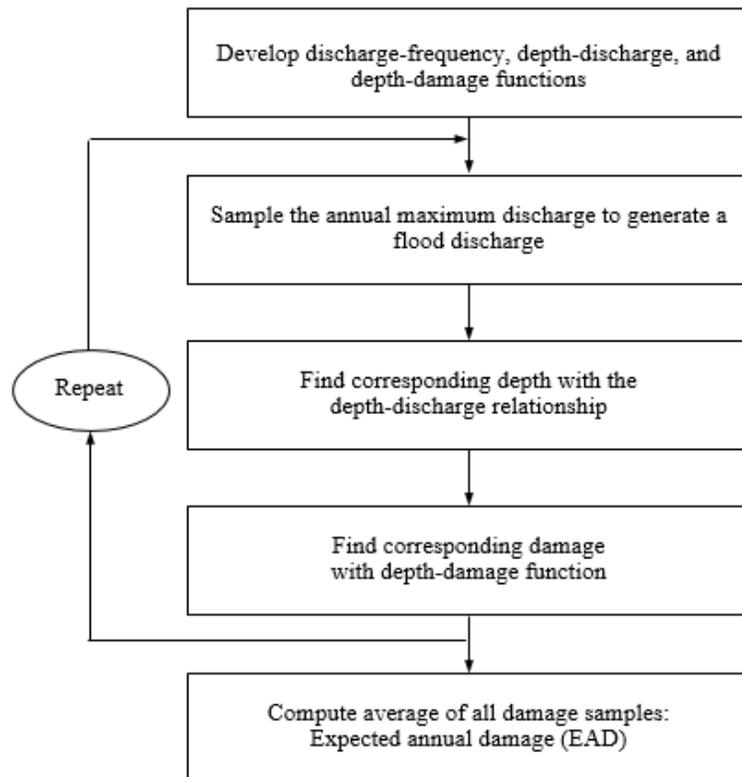


Figure 3-6 Flowchart of the calculation of expected annual damage computation via Monte Carlo simulation (Council, 2000).

4.2 Uncertainty in the flood damage estimation

This section provides a simple description of the uncertainty in the damage estimates using the point estimate method (PEM). While there are many uncertainties that influence the damage estimate in the modelling system. In this study, we only consider uncertainties caused by the discharge-frequency and the stage-discharge relationship.

4.2.1 Uncertainty in discharge-frequency

The uncertainty considered in this study arises from the sampling. Two river discharges were used in this study for damage estimates: one with a discharge 1113 m³/s and the other with a discharge of 1539 m³/s. The hydrologic uncertainty was determined by the standard deviation of the discharge value, assuming normal distribution (JR Stedinger et al., 1993) (Table 3-2).

Table 3-2 **Uncertainty of the two river discharge.**

Discharge Q (m ³ /s)	σ (m ³ /s)
1113	39
1539	77

4.2.2 Uncertainty in discharge-stage relation

The discharge-depth relation used in this study is expressed by the following equation :

$$H = a Q^B, \quad (3-4)$$

Using the general expression relating to the variances of functions, the differentiation of equation (3-4) yields to :

$$\sigma(H) = BH\left(\frac{\sigma(Q)}{Q}\right), \quad (3-5)$$

where $\sigma(H)$ is the error estimate for the translation of discharges into water depth. From equation (3-5), it can be seen that the water depth uncertainty $\sigma(H)$ is related to the hydrologic uncertainty, as expressed by $\sigma(Q)$.

4.2.3 Point Estimate Method

The Point Estimate Method (PEM) is a numerical procedure that approximates the moments of a function by evaluating it as a set of discrete points in the uncertain space

parameter and combines uncertainties of the random variables with proper weighting in order to calculate the mean and standard deviation of the output parameter. PEM can be considered as an application of the Gaussian quadrature procedures developed by Rosenblueth (1975). To assess the uncertainty propagation, the model's performance is evaluated through $(n + 1)^p$ simulations, where: p is the number of uncertain variables and n is number of nodes.

A weighting value, ρ , is used at each evaluation point to ensure that the moments of the input variables are recovered. Table 3-3 shows the coordinates along the abscissa and weights for the PEM based on the normal distribution of the weight function.

Table 3-3 Coordinates and weights for the standard normal distribution .

Number of nodes (n)	Coordinate x_i	Weights A_i
0	0	1
1	-1,1	$\frac{1}{2}, \frac{1}{2}$
2	$-\sqrt{3}, 0, \sqrt{3}$	$\frac{1}{6}, \frac{2}{3}, \frac{1}{6}$

Rosenblueth (1975) suggested that x can be estimated at more than two points. In this study, evaluation points are chosen at the mean $\pm\sqrt{3}$ standard deviation for each variable (n=2).

The moments of the model output are computed by the following equations (3-6) and (3-7):

$$\mu_G = \sum_{i=1}^{2N} \rho_i G(X_i), \tag{3-6}$$

$$\sigma_G = \sum_{i=1}^{2N} \rho_i (G(X_i))^2 - (\sum_{i=1}^{2N} \rho_i G(G_i))^2, \tag{3-7}$$

The general procedure to assess damage uncertainty estimates for each of the selected discharge values is outlined as follows (Figure 3-7):

- Randomization of the discharge at the Richelieu River based on standard deviation for each selected discharge (Table 3-2). The standard deviation represents the uncertainty component in the discharge-probability function.

- For each selected discharge, sample a set of three values by using the PEM method. Evaluation points are chosen at the mean $\pm\sqrt{3}$ standard deviation for each variable, assuming a normal distribution (Jery R Stedinger, 1983b).
- The number of samples per distribution is set according to the normal distribution weights (Table 3-3).
- Transformation of these three discharges into water depths using the depth-stage relationship, and superimposition of a random error representing the uncertainty from discharge-stage relation on the interpolated inundation depth. From the resulting set of water depth estimates, compute the uncertainty of the water depth (mean and standard deviation) by using equations (3-6) and (3-7) of the PEM method.
- Application of the adopted depth-damage curves to transform the inundation depths resulting from the previous step to the damage estimates. From the resulting set of damage estimates, the uncertainty for the selected discharge value at the study area is determined by the PEM.

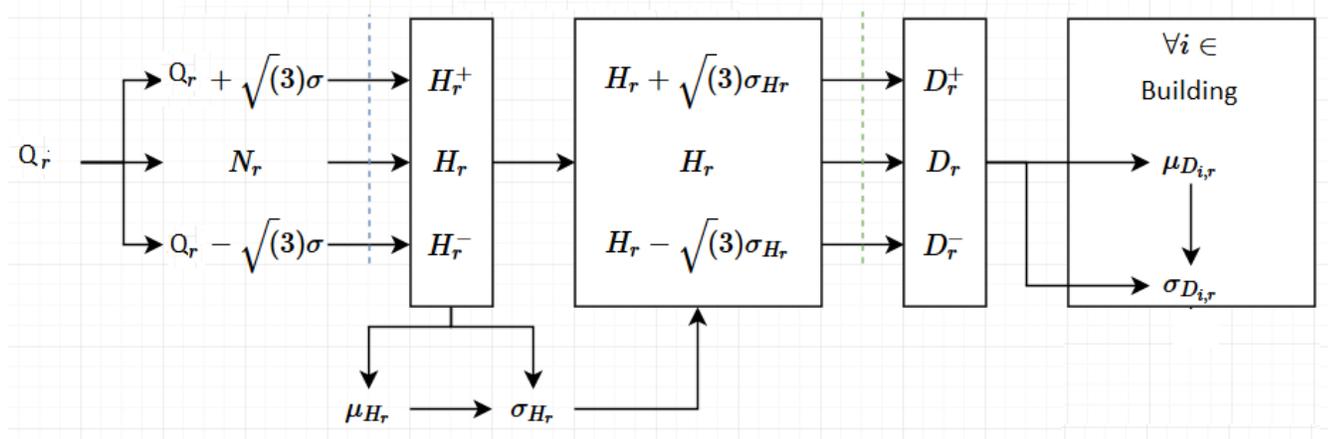


Figure 3-7 Basic principles of the point estimate method used to estimate the statistical moments of the damage output.

5. RESULTS AND DISCUSSION

5.1 Expected Annual Damage Calculations

Following the EAD calculations procedure outlined in section 4.1, the expected annual damage for the residential building of the study area is shown in Figure 3-8. The buildings are represented by polygons.

The mean annual damage ranges from zero to more than tens of thousands of dollars per building. These are based on 1000 simulated events with different exceedance probabilities. This number enables more accurate estimation of EAD. On the other hand, the total expected annual damage for all buildings in the study area, i.e., the sum of EAD of every building, is CAD \$2,452,616. The results revealed significant differences depending on the nature of the damage function used.

Despite the results, some issues remained, at the proposed methodology for assessing EAD of building. First, the computation of the EAD is clearly reflected for building types, where a very simple differentiation between building is made. On the other hand, the results of this study represent only direct damage to buildings and do not take into account all forms of damage (contents). Therefore, it is obvious that the actual rate of damage is significantly higher than the one shown on the map (Figure 3-8).

This method of mapping the EAD should not be considered the ultimate outcome, but as a demonstration of the feasibility of mapping the rate of damage under particular residential development conditions. Under certain assumptions, which include the set of curves to be used, maps can be useful in better planning and verifying the adequacy of restrictive construction practices.

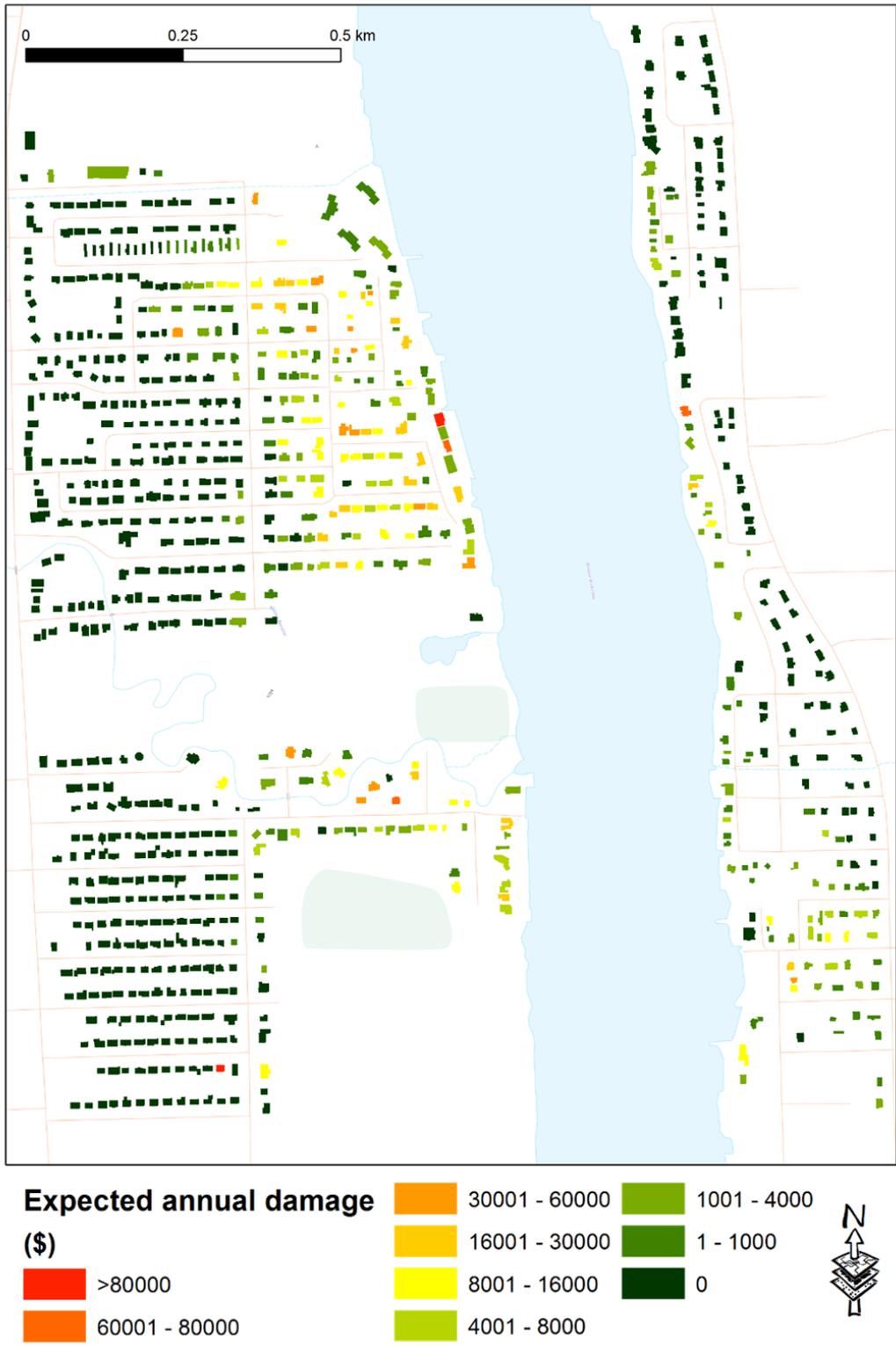


Figure 3-8 Flood risk map for the study area. Expected annual damage values are expressed in dollars (\$).

5.2 Uncertainty of flood damage estimate

The results of the calculated damage associated with flood events 1113 m³/s and 1539 m³/s and their uncertainty estimates are shown in Figure 3-9. Uncertainty in damage is estimated by the standard deviation (SD).

Estimated flood damages for residential building in both scenarios fluctuate from zero to more than hundreds of thousands of dollars per building. The total damage for a flood event is computed by summing the damages for all buildings in the study area. Therefore, for the flood event with 1539 m³/s, the total estimated damage is \$27,085,366 with a total standard deviation of \$333,505 (1,2 %). Meanwhile, for the flood event with a discharge of 1113 m³/s, the total estimated damage is \$1,925,612 with a total standard deviation of \$ 16,301 (0,8 %). The results in Table 3-4 show that there is significant increases in the number of flooded building and that the damage increases with discharge, hence meaning that the damage estimates are sensitive to discharge changes.

It can also be noted that the results obtained for the highest flood event shows greater damage estimates and uncertainty, compared to lower event. This fact can be explained by the high discharge uncertainty.

The discharge uncertainty considered here is not the only uncertainty in the damage model. According to the authors' experience, the uncertainty caused by damage functions can also have a significant contribution. The total damage presented in Figure 3-9 does not represent the real values for the case study area, since the selected depth-damage curves were not created for this specific study area. Indeed, they are "generic" stage-damage curves. Nonetheless, they represent typical houses found in the Province of Quebec.

Usually, the assessment of high discharge events and their consequences cannot be validated in the traditional sense, since risk assessments include events that have not been observed before. The traditional way of comparing observed and simulated data is only partially applicable. Therefore, uncertainty analyses are an alternative validation method.

Table 3-4 Modelling results combining buildings and two discharge combinations

Discharge (m³/s)	Number of flooded building	Total damage (\$)
1113	243	1,925,612
1539	323	27,085,366

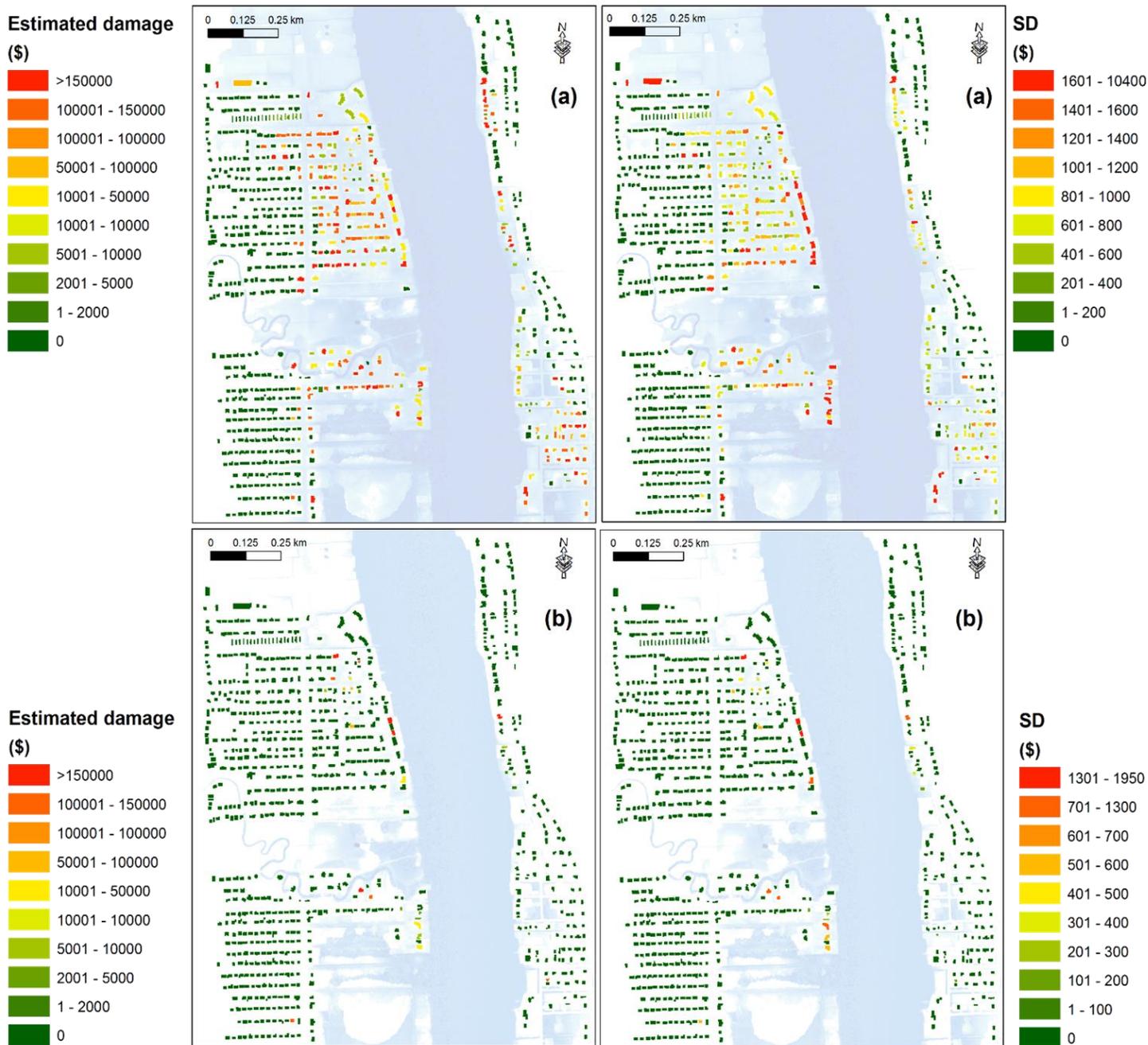


Figure 3-9 Estimated damage (left) and its uncertainty (SD) (right) in the study area. Example of two discharge case : 1539 m³/s (a) and 1113 m³/s (b).

6. CONCLUSION

In this study, a probabilistic method was tested to estimate the expected annual damage (EAD) to residential buildings, taking into account hydrologic modelling, hydraulic modelling and damage estimation. In order to compute the EAD, we selected an hydraulic model capable of rapidly simulating inundation depth, and dynamically coupled this to an existing damage model. Furthermore, a new method is used to quantify the uncertainty of the damage estimates of two particular cases, with discharges of 1113 m³/s and 1534 m³/s. The method was applied to a section of the Richelieu River in southern Quebec.

The total expected annual damage to residential buildings for the study area is approximately \$2,452,616. The economic damage associated with the 1539 m³/s flood event is estimated at \$27,000,000 with a total standard deviation \$333,505. Meanwhile, for the 1113 m³/s flood event, the total losses are estimated at \$1,925,000 with a total standard deviation of \$16,301. The uncertainty in the total damage for low event is relatively small, i.e 0.8 %.

The flood risk mapping method here presented provides an added value compared to existing methods. The resulting damage maps are easy to use. They are used to represent the spatial distribution of the damage results, which are valuable for a variety of management and planning decisions about land use.

Some points of this method are still subject to improvement. It should be noted that monetary values obtained are determined using depth damage curves. Based on the modelling results of this study, it is not possible to evaluate, if these depth-damage curves are accurate enough to be used for damage assessment. A validation study should be performed to reach a conclusion.

The study provides a tool mapping the expected annual damage, and quantifying the uncertainty of damage estimates. The estimate results can be used to improve investment decisions, and selecting flood risk adaptation options.

REFERENCES

- Apel H, Aronica G, Kreibich H & Thieken A (2009) Flood risk analyses—how detailed do we need to be? *Natural Hazards* 49(1):79-98.
- Apel H, Merz B & Thieken AH (2008) Quantification of uncertainties in flood risk assessments. *International Journal of River Basin Management* 6(2):149-162.
- Apel H, Thieken AH, Merz B & Blöschl G (2004) Flood risk assessment and associated uncertainty. *Natural Hazards and Earth System Science* 4(2):295-308.
- Appelbaum SJ (1985) Determination of urban flood damages. *Journal of Water Resources Planning and Management* 111(3):269-283.
- Arcement GJ & Schneider VR (1989) Guide for selecting Manning's roughness coefficients for natural channels and flood plains. (US Government Printing Office Washington, DC).
- Arnell NW (1986) Average annual damage by flood frequency zone. *Journal of Water Resources Planning and Management* 112(1):104-113.
- Blin P, Leclerc M, Secretan Y & Morse B (2005) Cartographie du risque unitaire d'endommagement (CRUE) par inondations pour les résidences unifamiliales du Québec. *Revue des sciences de l'eau/Journal of Water Science* 18(4):427-451.
- Bobée FB, Perrault V & Perron L (1999) Hyfran 1.0 (logiciel hydrologique: Chaire en hydrologie statistique CRNSG/Hydro-Québec). *INRS-Eau, Terre et Environnement, Université du Québec, Québec*.
- Bonnifait L (2005) *Développement de courbes submersion-dommages pour l'habitat résidentiel québécois*. (Université du Québec, Institut national de la recherche scientifique).
- Carrington CD & Bolger PM (1998) Uncertainty and risk assessment. *Human and Ecological Risk Assessment: An International Journal* 4(2):253-257.
- Casas A, Benito G, Thorndycraft V & Rico M (2006) The topographic data source of digital terrain models as a key element in the accuracy of hydraulic flood modelling. *Earth Surface Processes and Landforms* 31(4):444-456.
- Cesare M (1991) First-order analysis of open-channel flow. *Journal of Hydraulic Engineering* 117(2):242-247.
- Champoux PF, Bouchard A, Paul B, Jean-François C, Fortin N, Thérien J & Morin G (2015a) Création d'un modèle hydraulique 2D de la rivière Richelieu entre Rouses Point et Sorel (tâche 2-3).
- Dutta D, Herath S & Musiak K (2003) A mathematical model for flood loss estimation. *Journal of hydrology* 277(1):24-49.
- Egorova R, van Noortwijk JM & Holterman SR (2008) Uncertainty in flood damage estimation. *International Journal of River Basin Management* 6(2):139-148.

- Eilertsen RS & Hansen L (2008) Morphology of river bed scours on a delta plain revealed by interferometric sonar. *Geomorphology* 94(1):58-68.
- Gerl T, Kreibich H, Franco G, Marechal D & Schröter K (2016) A review of flood loss models as basis for harmonization and benchmarking. *PloS one* 11(7):e0159791.
- Gouldby B (2009) uncertainty and sensitivity analysis method for flood risk analysis. T24-08-01.
- Hall J, Tarantola S, Bates P & Horritt M (2005) Distributed sensitivity analysis of flood inundation model calibration. *Journal of Hydraulic Engineering* 131(2):117-126.
- Hall JW, Manning LJ & Hankin RK (2011) Bayesian calibration of a flood inundation model using spatial data. *Water Resources Research* 47(5).
- Merz B, Kreibich H, Schwarze R & Thieken A (2010) Review article" Assessment of economic flood damage". *Natural Hazards and Earth System Sciences* 10(8):1697.
- Merz B, Kreibich H, Thieken A & Schmidtke R (2004) Estimation uncertainty of direct monetary flood damage to buildings. *Natural Hazards and Earth System Science* 4(1):153-163.
- Merz B & Thieken AH (2005) Separating natural and epistemic uncertainty in flood frequency analysis. *Journal of Hydrology* 309(1):114-132.
- Meyer V, Haase D & Scheuer S (2009a) Flood risk assessment in European river basins—concept, methods, and challenges exemplified at the Mulde river. *Integrated Environmental Assessment and Management* 5(1):17-26.
- Morin J, Boudreau P, Secretan Y & Leclerc M (2000) Pristine lake Saint-Francois, St. Lawrence River: hydrodynamic simulation and cumulative impact. *Journal of Great Lakes Research* 26(4):384-401.
- Noack M & Yoeruek A (2008) Uncertainty in hydrodynamic-numerical modelling of flood areas. *Hydrologie und Wasserbewirtschaftung* 52(4):173-178.
- Norton J (2015) An introduction to sensitivity assessment of simulation models. *Environmental Modelling & Software* 69:166-174.
- Oakley JE & O'Hagan A (2004) Probabilistic sensitivity analysis of complex models: a Bayesian approach. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)* 66(3):751-769.
- Olsen AS, Zhou Q, Linde JJ & Arnbjerg-Nielsen K (2015) Comparing methods of calculating expected annual damage in urban pluvial flood risk assessments. *Water* 7(1):255-270.
- 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.
- Pappenberger F & Beven KJ (2006) Ignorance is bliss: Or seven reasons not to use uncertainty analysis. *Water resources research* 42(5).

- Pugachev VS (2014) *Probability theory and mathematical statistics for engineers*. Elsevier,
- Pukelsheim F (1994) The three sigma rule. *The American Statistician* 48(2):88-91.
- Québec Gd (2013) Rapport d'évènement: Inondations printanières Montérégie 2011. (Québec: Direction générale de la sécurité civile et de la sécurité incendie, Ministère de la sécurité publique).
- Riboust P & Brissette F (2015) Climate change impacts and uncertainties on spring flooding of Lake Champlain and the Richelieu River. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association* 51(3):776-793.
- Rosenblueth E (1975) Point estimates for probability moments. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 72(10):3812-3814.
- Safety P (2014) Public Safety Canada. 2014. The Canadian Disaster Database. <http://www.publicsafety.gc.ca/cnt/rsrscs/cndn-dsstr-dtbs/index-eng.aspx> (accessed March, 2014). *Canadian disaster database*.
- Saltelli, Chan K & Scott E (2000) Sensitivity analysis Wiley series in probability and statistics. *Wiley, New York*.
- Saltelli A & Bolado R (1998) An alternative way to compute Fourier amplitude sensitivity test (FAST). *Computational Statistics & Data Analysis* 26(4):445-460.
- Secretan (2013) H2D2 Software.).
- Shohan A & Slobodan S (2016) A methodology for spatial fuzzy reliability analysis.
- Smith D (1994) Flood damage estimation- A review of urban stage-damage curves and loss functions. *Water S. A.* 20(3):231-238.
- Stedinger J, Vogel R & Foufoula-Georgiou E (1993) Frequency analysis of extreme events, Chapter 18 in *Handbook of Hydrology*, edited by DR Maidment. (McGraw-Hill).
- Stedinger JR (1983b) Estimating a regional flood frequency distribution. *Water Resources Research* 19(2):503-510.
- Tanguy M, Chokmani K, Bernier M, Poulin J & Raymond S (2017) River flood mapping in urban areas combining Radarsat-2 data and flood return period data. *Remote Sensing of Environment* 198:442-459.
- Te Linde A, Bubeck P, Dekkers J, Moel Hd & Aerts J (2011) Future flood risk estimates along the river Rhine.
- Thieken A, Olschewski A, Kreibich H, Kobsch S & Merz B (2008) Development and evaluation of FLEMOps—a new Flood Loss Estimation MOdel for the private sector. *WIT Transactions on Ecology and the Environment* 118:315-324.
- van Gelder P, Devictor N & Marquès M (2008) Representation of statistical uncertainties in the estimation of extremes. *Journal of River Basin Management* 6:99-108.
- Ward PJ, De Moel H & Aerts J (2011) How are flood risk estimates affected by the choice of return-periods? *Natural Hazards and Earth System Sciences* 11(12):3181.

Wind H, Nierop T, Blois Cd & Kok Jd (1999) Analysis of flood damages from the 1993 and 1995 Meuse floods. *Water Resources Research* 35(11):3459-3465.

Zhou Q, Mikkelsen PS, Halsnæs K & Arnbjerg-Nielsen K (2012) Framework for economic pluvial flood risk assessment considering climate change effects and adaptation benefits. *Journal of Hydrology* 414:539-549.