



HAL
open science

Modèles spatialisés, incertitudes et analyse de sensibilité

N. Saint-Geours

► **To cite this version:**

N. Saint-Geours. Modèles spatialisés, incertitudes et analyse de sensibilité. Sciences de l'environnement. 2009. hal-02593243

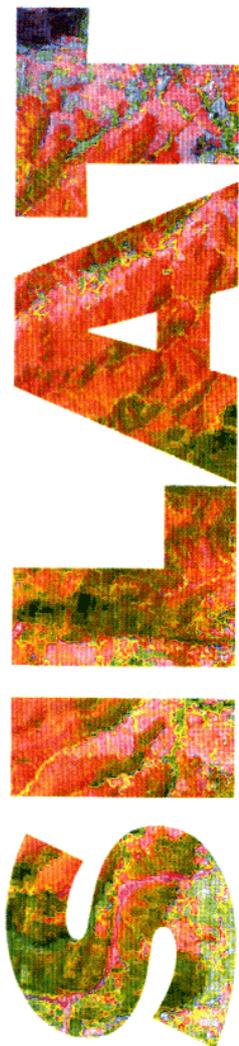
HAL Id: hal-02593243

<https://hal.inrae.fr/hal-02593243>

Submitted on 15 May 2020

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Modèles spatialisés, incertitudes et analyse de sensibilité

Nathalie SAINT-GEOURS

SYSTEMES
D'INFORMATIONS
LOCALISÉES
POUR
L'AMÉNAGEMENT
DES TERRITOIRES

Directeur du projet : Frédéric GRELOT (Cemagref – UMR G-EAU)
Tuteur SILAT : Jean-Stéphane BAILLY (AgroParisTech – UMR TETIS)
Rapporteurs : Jean-Christophe FABRE (INRA)
François COLIN (Montpellier Sup Agro)

Octobre 2009



Manaaki Whenua
Landcare Research



Mastère Spécialisé de la Conférence des Grandes écoles

Lettre de mission

Commanditaire :

Cemagref - UMR G-EAU
361, Avenue J-F Breton – BP 5095
34196 MONTPELLIER Cedex-05

Frédéric GRELOT
E-mail : frederic.grelot@cemagref.fr
Tél. 04 67 04 63 45

Structure d'accueil du 30.04.09 au 12.06.09 et du 12.10.09 au 30.10.09

Cemagref
Maison de la Télédétection
500, Avenue J-F Breton
34093 MONTPELLIER Cedex-05

Tuteur pour le Mastère SILAT :

Jean-Stéphane BAILLY
AgroParisTech

Maison de la Télédétection
500, Avenue J-F Breton - 34093 MONTPELLIER
E-mail : bailly@teledetection.fr
Tél. 04 99 61 21 39

Structure d'accueil du 15.06.09 au 09.10.09

Manaaki Whenua - Landcare Research
Gerald Street, Lincoln - NEW-ZEALAND

Linda LILBURNE – Informatique staff
E-mail : LilburneL@landcareresearch.co.nz
Tél. +64 3 321 9999

Sujet proposé : Analyse de sensibilité d'un outil d'évaluation du risque d'inondation

Contexte : les inondations extrêmes constituent le type le plus courant de catastrophes naturelles en France, et un ensemble de politiques publiques a été mis en place pour mieux gérer ce risque. L'outil « Analyse Coût-Bénéfice – Dommages évités » développé par le Cemagref est une des méthodes mobilisables pour évaluer économiquement les politiques de gestion du risque d'inondation. Cet outil s'appuie sur l'emboîtement de modules spatialisés complexes (modèles hydrologiques, hydrauliques, modèles d'occupation des sols, fonctions d'endommagement). Un des objectifs du Cemagref aujourd'hui est de pouvoir diagnostiquer la pertinence d'un tel outil, en vue de standardiser ce type de démarche. A cette fin, une analyse d'incertitude et de sensibilité de cet outil va être menée dans le cadre d'une thèse à partir de novembre 2009.

En préparation à ce travail, le Cemagref souhaite explorer certains aspects liés à l'analyse des incertitudes dans les modèles spatialisés pour l'aide à la décision.

Travail demandé : au travers de deux études de cas (outil d'évaluation du risque d'inondation et modèle de pollution des eaux souterraines), il est demandé :

- de dresser un état de l'art des méthodes d'analyse de sensibilité mobilisables pour étudier des modèles spatialisés
- de générer des réalisations aléatoires des données spatialisées utilisées dans chacune des études de cas (modèle numérique de terrain notamment)
- de réaliser une première analyse de sensibilité de l'outil « ACB -dommages évités » selon une méthode à proposer

Confidentialité : aucune clause restrictive

Avant-Propos

Le développement de modèles spatialisés complexes pour l'aide à la décision est aujourd'hui monnaie courante : ces modèles visent à synthétiser des données environnementales nombreuses et variées pour calculer des indicateurs qui puissent aider au pilotage de politiques publiques. Ces outils sont notamment utilisés pour l'aide à la décision dans la gestion des risques naturels. Pourtant, dans ce domaine, la majorité des modélisateurs s'accorde aujourd'hui à dire qu'un modèle ne peut être totalement validé ou considéré comme "juste" : le mieux qu'ils puissent faire est de montrer que ce modèle a été testé et corroboré de manière la plus complète possible. Dans ce cadre, des méthodes pour l'analyse d'incertitude et l'analyse de sensibilité de tels modèles ont été développées. L'application de ces méthodes devrait constituer une étape incontournable dans la construction d'outils utiles aux décideurs.

Le travail présenté ici a été commandité par le CEMAGREF (UMR G-EAU), en collaboration avec l'institut néo-zélandais Landcare Research. Ces deux organismes de recherche développent des outils d'évaluation des politiques de gestion des risques naturels. L'objectif principal de cette mission SILAT est de tester l'application de méthodes statistiques d'analyse d'incertitude et de sensibilité sur deux modèles spatialisés pour la gestion des risques naturels : un outil d'évaluation économique du risque d'inondation (Analyse Coût Bénéfice – Dommages Evités, développé par le CEMAGREF) et un modèle de contamination des eaux souterraines dues à la pollution agricole diffuse (AquiferSim, développé par Landcare Research).

Par souci de concision et de clarté, seule une de ces deux études de cas est présentée dans ce rapport : l'étude de l'outil "Analyse Coût Bénéfice – Dommages Evités", développé par le CEMAGREF. La démarche adoptée pour étudier le modèle AquiferSim est similaire et ne sera pas développée ici. Cette étude a donné lieu à un rapport en anglais à destination de l'équipe de Landcare Research.

Cette thèse professionnelle s'est déroulée du 30 avril au 30 octobre 2009. J'ai d'abord été accueillie à la Maison de la Télédétection à Montpellier (mai à juin) pour la première partie du projet. La suite de la mission s'est déroulée en Nouvelle-Zélande, où j'ai été accueillie par l'équipe de Landcare Research à Lincoln (juillet à octobre).

Table des matières

Lettre de mission.....	2
Avant-Propos.....	3
Table des matières.....	4
Introduction.....	5
1. Modèle ACBDE et analyse de sensibilité.....	6
1.1. ACBDE : un outil spatialisé pour l'évaluation économique du risque d'inondation	6
1.2. Analyse d'incertitude et de sensibilité : principes	9
2. Méthode choisie : approche de Sobol.....	10
2.1. Spécifier le problème	10
2.2. Quantifier et simuler les incertitudes	10
2.3. Propager les incertitudes : Monte-Carlo et réalisations multiples du modèle	14
2.4. Indices de sensibilité de Sobol et hiérarchisation	15
3. Résultats : vers une meilleure compréhension de l'outil ACBDE	15
3.1. Variabilité des indicateurs et indices de sensibilité	15
3.2. Taille de l'échantillon et convergence des indices	18
3.3. Remarques sur quelques variables d'entrée	18
4. Discussion.....	20
4.1. Intérêt de la démarche proposée	20
4.2. Limites et perspectives	21
4.3. Généralisation à d'autres contextes	21
Figures	22
Remerciements.....	30
Bibliographie.....	31
Index des figures et tableaux	34
Glossaire et notations.....	35
Annexes	36
ANNEXE A. Modèles d'incertitude pour le Modèle Numérique de Terrain	37
ANNEXE B. Modèle d'incertitude pour la carte des enjeux	40
ANNEXE C. Propagation des incertitudes – Monte-Carlo	43
ANNEXE D. Indices de sensibilité de Sobol	45
Résumé.....	48

Introduction

Le risque d'inondation est un problème complexe, face auquel la société exprime un besoin croissant de sécurité. Pour mieux prévenir et gérer ce risque, un ensemble de politiques publiques a été mis en place au cours des années passées: mesures de protection contre les aléas, mesures de réduction de la vulnérabilité des enjeux exposés, mesures de maîtrise de l'aménagement en zones inondables, mesures de gestion de crise (LEDOUX, 2006).

Aujourd'hui, un des enjeux essentiels pour la puissance publique est de se doter d'outils d'évaluation de ces différentes politiques (BOURNOT, 2008) : l'outil "Analyse Coût-Bénéfice - Dommages Evités", développé par le Cemagref (UMR G-EAU), est un de ces outils d'évaluation. Ce modèle spatialisé s'appuie sur l'emboîtement de modules qui traduisent la complexité du risque d'inondation (modèles hydrologique, hydraulique, modèles d'occupation des sols, fonctions d'endommagement). Un des objectifs du Cemagref est de pouvoir diagnostiquer la pertinence d'un tel outil, d'évaluer sa robustesse, en vue de pouvoir généraliser son utilisation.

Dans ce cadre, l'objet de cette mission SILAT, commanditée par le Cemagref, est de mener une analyse d'incertitude et de sensibilité de l'outil "Analyse Coût-Bénéfice - Dommages Evités" (ACBDE). Ce travail s'inscrit dans un projet de recherche de plus longue durée, qui sera mené dans le cadre d'une thèse à partir de novembre 2009. Il s'agit donc d'une étude préparatoire, essentiellement destinée à apporter aux personnes qui le développent une meilleure compréhension du modèle ACBDE.

La méthode d'analyse de sensibilité proposée est appliquée sur une étude de cas dans la basse vallée de l'Orb (Hérault), où l'outil ACBDE est actuellement mobilisé pour évaluer différentes options d'aménagement de protection contre les crues, suite à une demande du Conseil Général (GRELOT, 2008). La zone d'étude, d'une superficie de 100 km², englobe six communes aval du bassin versant, de Béziers jusqu'à la mer (fig 1). Ce secteur qui accueille plus de 15000 habitants est soumis au régime torrentiel méditerranéen et subit des crues fréquentes : c'est une zone d'enjeux majeurs à protéger dans le département de l'Hérault.

Le présent rapport s'articule en quatre parties : je commence par décrire brièvement l'outil "Analyse Coût-Bénéfice - Dommage Evités" et le principe d'une analyse de sensibilité, puis je précise en détails la méthodologie retenue (dite de Sobol), avant de présenter les résultats obtenus et de les discuter dans une dernière partie.



Figure 1. Localisation de la basse vallée de l'Orb

1. Modèle ACBDE et analyse de sensibilité

Avant de décrire en détail la démarche suivie pour réaliser une analyse de sensibilité du modèle *Analyse Coût-Bénéfice – Dommages évités (ACBDE)*, cette partie se propose de présenter rapidement cet outil ainsi que de définir plus précisément les notions d'*analyse d'incertitude* et d'*analyse de sensibilité*.

1.1. ACBDE : un outil spatialisé pour l'évaluation économique du risque d'inondation

1.1.1. Contexte et objectifs

L'outil ACBDE (Analyse Coût-Bénéfice - Dommages Evités), développé par le Cemagref (UMR G-EAU), est un outil d'évaluation des politiques de prévention des inondations (GRELOT, 2008). Il vise à éclairer la décision des gestionnaires publics confrontés au choix entre divers aménagements de réduction du risque d'inondation. Il permet de calculer deux indicateurs. Le premier indicateur décrit l'exposition d'un territoire au risque, en évaluant les dommages potentiels des inondations, qui sont estimés pour toute une famille d'événements de crues. La relation entre la fréquence d'un événement de crue et son intensité permet de pondérer les dommages par la probabilité d'occurrence de l'événement

associé. Le second indicateur, appelé VAN (valeur actualisée nette) permet de connaître l'efficacité d'un scénario de gestion des inondations, en mesurant le différentiel entre deux situations : la situation sans scénario (ou situation actuelle) et la situation avec scénario (ou situation future). La VAN est calculée par une **analyse coût-bénéfice** où les bénéfices sont mesurés par les dommages évités.

1.1.2. Description du modèle

Le calcul des dommages pour une crue s'effectue par croisement d'informations concernant l'aléa, l'occupation du sol et la vulnérabilité des enjeux exposés au risque, telles que les habitations, cultures, activités économiques... (fig 2):

- **aléa** : il est caractérisé par des hauteurs de submersion sur la zone d'étude (rasters d'altitudes d'eau provenant d'un modèle hydraulique 2D à casiers, croisés avec un Modèle Numérique de Terrain)
- **occupation du sol** : décrit la localisation, la taille et les caractéristiques des enjeux exposés aux crues (couche vecteur provenant de Corine Land Cover et d'enquêtes terrain)
- **vulnérabilité** : pour chaque type d'enjeu et chaque hauteur de submersion, des courbes de dommages traduisent l'évènement physique (la crue) en un dommage monétaire.

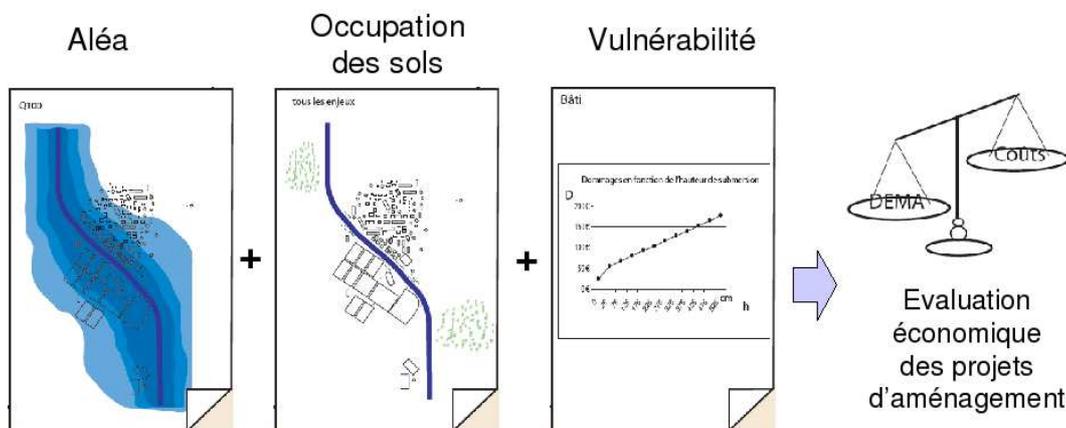


Figure 2. Principe de l'outil Analyse Coût-Bénéfice – Dommages Evités

Les dommages totaux sont évalués pour quatre crues : crues décennale, trentennale, quintennale et crue extrême (fréquence nulle). La somme pondérée de ces dommages en fonction de la fréquence des crues (définies par leurs périodes de retour T) correspond aux **dommages moyens annualisés (DMA)** (fig 3). La démarche effectuée pour la situation sans scénario de protection peut être répliquée pour la situation avec scénario, ce qui permet de calculer les **dommages évités moyens annualisés (DEMA)**, indicateurs des bénéfices apportés par le projet d'aménagement (fig 3):

$$DMA = \int_{T=T_d}^{\infty} \frac{D(T)}{T} dT \quad \text{et} \quad DEMA = DMA_{actuel} - DMA_{futur}$$

où $D(T)$ est le dommage total associé à l'événement de période de retour T et T_d est la période de retour de la première crue qui crée des dommages (crue débordante).

Enfin, la **valeur actualisée nette (VAN)**, qui compare les coûts du projet aux dommages qu'il permet d'éviter, permet de juger si le projet est efficient du point de vue de la collectivité, ou pas. Les coûts du projet comprennent des coûts d'investissement initiaux (C_I) et les coûts annuels de fonctionnement et d'entretien de l'ouvrage (C_E). Le projet est évalué sur un horizon temporel N :

$$VAN = -C_I + \tau(N) \cdot (DEMA - C_E)$$

où $\tau(N)$ est un facteur qui rend compte de la **préférence pour le présent** des gestionnaires.

1.1.3. Variables d'entrée

Avant de soumettre l'outil ACBDE à une analyse de sensibilité, il a fallu définir le **périmètre exact du modèle** que l'on souhaitait analyser. Pour ce faire, une première phase de mon travail a consisté à 'mettre à plat' l'outil ACBDE existant. Le code (langage R) a été repris, la qualité des données d'entrée a été contrôlée et améliorée dans la mesure du possible. Un arbre de traitement a été réalisé afin d'avoir une vision d'ensemble du fonctionnement du modèle et des possibles sources d'incertitudes dans l'ensemble de la chaîne (fig 6). L'outil ACBDE ainsi finalisé nécessite neuf variables d'entrée (l'ensemble des couches SIG m'a été fourni dès le début de la mission SILAT) (tab 1).

Domaine	Variables d'entrée	Description	Source
Hydrologie	Périodes de retour	Période de retour de chaque crue (années)	Construit à partir de chroniques de débit
Aléa	Altitudes d'eau	Deux rasters par crue simulée : sans scénario de protection, avec scénario. Résolution 5 m.	Couplage d'un modèle hydrologique et d'un modèle hydraulique 2D à casiers
	MNT	Modèle Numérique de Terrain. Raster. Résolution 5m	Stéréophotogrammétrie
Enjeux	Couche 'Enjeux'	Couche vectorielle à 4 champs : type et sous-type de l'enjeu, surface, seuil de protection	Construite à partir de Corine Land Cover et d'enquêtes terrain.
Dommages	Tables d'endommagement	Tables des coûts surfaciques (€/m ²) pour chaque sous-type d'enjeu et chaque hauteur de submersion	Construites à partir de données sur des inondations passées (littérature).
	C_{∞}	Coefficient multiplicatif utilisé pour évaluer les dommages dus à une crue extrême.	Dire d'expert
Coûts	C_I	Coût d'investissement du projet de protection (M€)	Gestionnaires du projet
	T_E	Taux d'entretien de l'ouvrage de protection (%)	Dire d'expert ; $C_E = T_E \times C_I$
Actualisation	N	Horizon temporel d'évaluation du projet (années)	Recommandations du CGP

Tableau 1. Variables d'entrée du modèle ACBDE

1.2. Analyse d'incertitude et de sensibilité : principes

Les démarches d'« *analyse d'incertitude* » et d'« *analyse de sensibilité* » sont proches mais distinctes. Elles recouvrent un ensemble de méthodes mathématiques qui permettent d'étudier, de quantifier et d'analyser comment réagissent les sorties d'un modèle à des incertitudes sur ses variables d'entrée (SALTELLI, 2007). L'*analyse d'incertitude* se concentre sur la propagation des incertitudes à travers le modèle, et vise à quantifier l'incertitude résultante qui existe sur le résultat du modèle. Elle permet typiquement d'associer un intervalle de confiance aux résultats fournis par un modèle. L'*analyse de sensibilité* va plus loin : elle cherche à mesurer l'influence de l'incertitude de chacune des variables d'entrée sur la précision du résultat du modèle. Elle permet de hiérarchiser les variables d'entrée en fonction de leur influence sur la variabilité de la sortie du modèle. L'analyse de sensibilité vise ainsi à identifier les facteurs d'entrée critiques, ceux qui conditionnent la décision finale du gestionnaire, et sur lesquels il faut porter toute son attention. Elle permet d'orienter les efforts de recherche futurs vers une meilleure connaissance de tel ou tel facteur d'entrée du modèle, et précise la qualité des données nécessaire en entrée du modèle pour atteindre la précision voulue en sortie.

Dans notre cas, l'objectif est de parvenir à une **meilleure compréhension** de l'impact des incertitudes sur le modèle ACBDE, et de pouvoir **classer les différentes variables d'entrée** selon leur influence, afin d'**orienter l'effort de recherche** futur vers les sources d'incertitude qui conditionnent le plus la précision des indicateurs fournis aux décideurs.

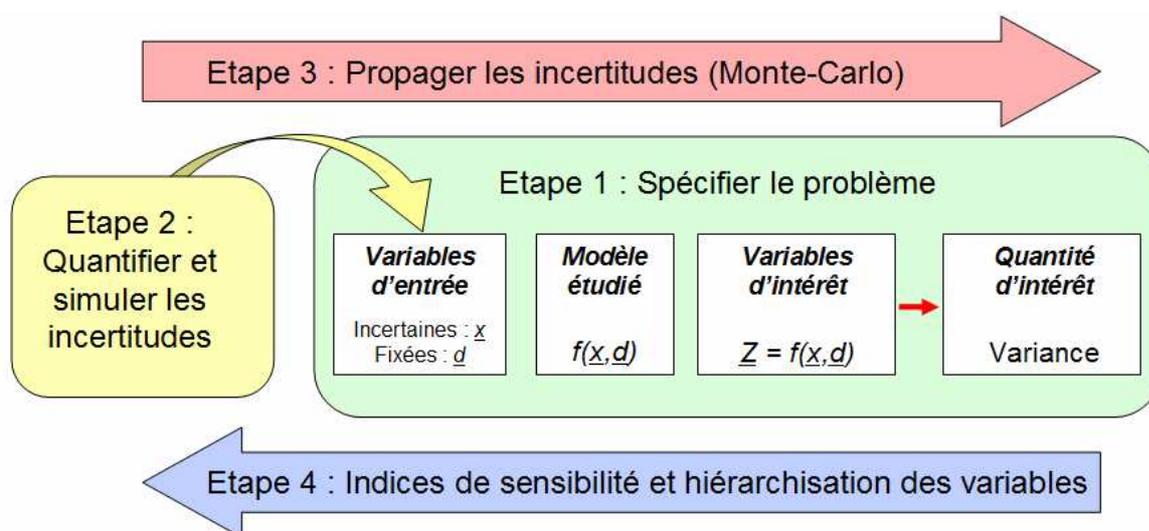


Figure 4. Déroulement d'une analyse de sensibilité

2. Méthode choisie : approche de Sobol

Les méthodes mobilisables pour effectuer l'analyse de sensibilité d'un modèle sont nombreuses, elles dépendent de l'objectif de l'étude, de la nature du modèle, de sa complexité, du temps disponible pour l'analyse, etc. (voir point bibliographique en annexe). Cette partie 2 présente en détail l'analyse de sensibilité « *de Sobol* » (SOBOL, 2001), qui a été choisie pour analyser le modèle ACBDE.

Cette approche a été retenue car c'est l'une des rares techniques permettant de prendre en compte des variables d'entrée spatialisées (LILBURNE, 2006), et car elle fournit des résultats plus complets que d'autres méthodes plus 'rudimentaires' telles que les techniques locales dites "One-at-a-time". Elle s'articule en quatre phases (fig 4), qui sont développées dans les paragraphes qui suivent.

2.1. Spécifier le problème

La première étape de l'analyse de sensibilité demande à fixer les **variables d'intérêt** que l'on veut étudier. Trois sorties du modèle ACBDE ont été considérées : les **DMA** (sans scénario de protection), les **DEMA**, et la **VAN**. L'analyse de sensibilité de chacune de ces variables d'intérêt apporte, on le verra, un éclairage différent sur le fonctionnement de l'outil ACBDE.

Il faut ensuite choisir une **quantité d'intérêt** qui nous permettra de discuter la variabilité des sorties du modèle ACBDE : dans le cas de l'approche de Sobol, c'est la **variance** qui est utilisée.

2.2. Quantifier et simuler les incertitudes

Une fois le cadre de l'analyse de sensibilité correctement défini dans la première phase, vient l'étape d'identification, de quantification et de simulation des incertitudes qui peuvent influencer sur les sorties de l'outil ACBDE. Le choix a été fait d'opter pour un cadre probabiliste classique : toutes les natures d'incertitude (manque de connaissance, de données, erreurs de mesure, variabilité naturelle de certaines caractéristiques, incertitude de modèle, etc...) ont été décrites de la même manière, par des distributions de probabilité, ou par un modèle géostatistique pour les variables d'entrée spatialisées (Modèle Numérique de Terrain, carte des enjeux). Les paramètres de ces modèles d'incertitude ont eux été considérés certains (pas d'incertitude du second ordre). Cette description statistique a ensuite permis de générer des simulations aléatoires représentant autant de 'possibles' pour chacune des variables d'entrée de l'outil ACBDE. (tab 2).

Variable	Nature de l'incertitude	Description de l'incertitude et simulations
Périodes de retour	Manque de connaissance	Distribution uniforme entre T_{\min} et T_{\max} . Périodes de retour des différentes crues corrélées.
Altitudes d'eau	<i>Incertitudes non prises en compte par manque d'information</i>	
MNT	Erreurs de mesure Erreurs d'interpolation	Modélisation et simulation géostatistique
Enjeux	Erreurs de photo-interprétation	Matrice de confusion
	Variabilité des caractéristiques au sein d'une population	Description probabiliste de la distribution de chaque caractéristique (seuil, correctif de surface)
Tables d'endommagement	Manque de connaissance	Pour chaque sous-type d'enjeu, correctif global tiré dans une distribution uniforme dans [-10% ; +10%]
C_{∞}	Incertitude de modèle	Distribution triangulaire symétrique dans [1 ; 3]
C_I	Manque de connaissance	Distribution triangulaire symétrique dans [25.6 ; 28.4]
T_E	Manque de connaissance	Distribution triangulaire symétrique dans [0.03 ; 0.07]
N	Incertitude de modèle	Distribution triangulaire symétrique dans [30 ; 90]

Tableau 2. Quantification et simulation des incertitudes

Les paragraphes suivants précisent la description de l'incertitude qui a été adoptée pour chaque facteur d'entrée, ainsi que la méthode de simulation qui a été retenue.

2.2.1. Variables scalaires : cadre probabiliste classique

Pour quantifier l'incertitude liée au manque de connaissance et l'incertitude de modèle qui pèse sur les variables d'entrée scalaires du modèle ACBDE (C_{∞} , C_I , T_E , N), une simple description probabiliste a été adoptée. Chaque variable scalaire a été caractérisée par une distribution triangulaire, centrée sur sa valeur initiale (tab. 2). Une distribution normale aurait pu sembler plus naturelle en l'absence d'informations complémentaires, mais a pour défaut de ne pas être bornée. L'influence de la forme de distribution choisie est discutée en 3.3.1.

2.2.2. Périodes de retour des crues

La connaissance des périodes de retour des différentes crues simulées est une des variables d'entrée nécessaire au modèle ACBDE. Ces périodes de retour ne peuvent pas être traitées comme de simples variables scalaires dans l'analyse de sensibilité, car elles sont dépendantes les unes des autres (APEL,

2004). A partir de chronique de débit sur 30 ans, des bornes minimales et maximales ont été calculées pour la période de retour de chaque crue (tab 3).

Crue	T_{min} (années)	T_{max} (années)
Première crue dommageable	3	7
Décennale	9	11
Trentennale	26	34
Quintennale	42	58
Centennale	81	119
Extrême	∞	∞

Tableau 3. Bornes des périodes de retour

En première approche, de manière simplificatrice, les périodes de retour pour les différentes crues sont considérées parfaitement corrélées (fig 5). Pour chaque tirage de la table des périodes, une variable scalaire ν , valable pour l'ensemble des crues, est tirée dans une distribution uniforme dans [0 ; 1]. Chaque période de retour T_i est alors fixée pour ce tirage à :

$$T_i = \nu \cdot T_{i\min} + (1 - \nu) \cdot T_{i\max}$$

2.2.3. Rasters des altitudes d'eau

Les rasters des altitudes d'eau donnent sur l'ensemble de la zone d'étude, à une résolution de 5m, les altitudes de submersion pour différentes crues et différents scénarios de protection. Ces rasters, issus d'un modèle hydraulique 2D à casiers, ont été fournis par le bureau d'étude EGIS-EAU. Etant donné le peu d'information dont nous disposons pour l'instant sur les modèles hydrologique et hydraulique utilisés en amont, le choix a été fait de ne pas prendre en compte l'incertitude liée aux altitudes d'eau dans cette analyse de sensibilité. C'est une des limites importantes de l'étude présentée ici.

2.2.4. Modèle Numérique de Terrain

Le modèle numérique de terrain utilisé dans cette étude a été fourni par le bureau d'étude EGIS EAU. D'une résolution horizontale de 5m, il a été créé par stéréophotogrammétrie. Un jeu de 10000 points de référence répartis sur la zone d'étude a ensuite permis d'interpoler les altitudes en tout point de la zone. Cette interpolation génère des erreurs, et la valeur de l'altitude au centre de chaque pixel est donc incertaine. Pour décrire et simuler cette incertitude (due à l'interpolation), une approche géostatistique a été choisie : la Simulation Directe Séquentielle (SOARES, 2001), présentée en détails en annexe A.

Un total de dix simulations du Modèle Numérique de Terrain a été généré selon cette méthode (fig 7). Elles ont été créées à l'aide du logiciel libre SGeMS, dédié aux calculs géostatistiques.

2.2.5. Carte des enjeux exposés aux inondations

La couche vectorielle décrivant les enjeux exposés au risque d'inondation comprend plusieurs champs : type et sous-type de l'enjeu, seuil, surface. Chacun de ces champs a été considéré comme incertain.

Type et sous-type de l'enjeu : chaque enjeu appartient à une catégorie (bâti / culture / activité économique / camping) déclinée en plusieurs sous-types. Le processus de construction de la carte d'occupation du sol étant entaché d'erreurs (de photo-interprétation, de classification), des confusions sont possibles entre ces différents types et sous-types. Une matrice de confusion ad-hoc (à dire d'expert) a été construite pour décrire les probabilités de confusion entre ces différents sous-types. Cette matrice de confusion a ensuite été utilisée pour générer 100 réalisations aléatoires de la couche d'enjeu, selon une méthode de Monte-Carlo (FISHER, 1991) (voir en annexe B).

Seuil : le seuil est la hauteur (en cm) de l'éventuel élément (batardeau, premier plancher surélevé, etc.) qui protège l'enjeu face aux inondations. Cinq grandes zones ont été identifiées sur l'aire d'étude. Pour chacune de ces zones, la répartition des seuils a été décrite par une loi de probabilité spécifique (annexe B), bâtie à partir d'un échantillonnage sur le terrain. Le seuil de chaque enjeu a ensuite été tiré aléatoirement dans cette distribution.

Surface : la surface de chaque enjeu (bâtiment, parcelle de culture, etc.) est considérée comme incertaine. Pour chaque enjeu, un correctif de surface a donc été tiré aléatoirement dans une loi de probabilité propre à chaque type d'enjeu (annexe B).

A partir de la description statistique de l'incertitude sur chacun des champs, 100 cartes d'enjeu différentes ont pu être simulées (fig 8).

2.2.6. Tables d'endommagement

Les tables d'endommagement décrivent, pour un sous-type d'enjeu donné et pour une hauteur de submersion donnée, le coût surfacique des dommages dus à une inondation (en €/m²). Ces tables sont issues de données collectées lors d'inondations passées, sur d'autres zones d'étude (TORTEROTOT, 1993). Pour décrire l'incertitude (biais lié au manque de données, (MOEL, 2009)) qui existe sur ces

valeurs d'endommagement, des variations de -10% à +10% y ont été appliquées de manière aléatoire. Un coefficient multiplicatif est tiré aléatoirement dans une loi uniforme dans [0.9 ; 1.1] de manière indépendante pour chaque sous-type d'enjeu, et appliqué aux valeurs d'endommagement pour tous les enjeux de ce sous-type.

2.3. Propager les incertitudes : Monte-Carlo et réalisations multiples du modèle

La phase 2 a permis de décrire l'incertitude existant sur chacune des variables d'entrée du modèle ACBDE. L'étape suivante de l'analyse de sensibilité est de **propager ces incertitudes** à travers le modèle : celui-ci est évalué de nombreuses fois en faisant varier ses différentes variables d'entrée par un échantillonnage de type Monte-Carlo (HELTON, 2006). L'objectif de ces multiples évaluations du modèle est de couvrir au mieux l'espace des possibles, c'est-à-dire d'explorer un maximum de valeurs ou de réalisations possibles pour les différentes variables d'entrée, ainsi qu'un maximum de combinaisons différentes entre ces valeurs.

L'approche qui a été choisie, dite 'de Sobol', s'appuie sur deux échantillons quasi-aléatoires (ou $LP-\tau$) tirés dans l'espace des variables d'entrée. Ces deux échantillons sont ensuite combinés et permutés un certain nombre de fois, et le modèle évalué pour chacun des jeux de variables d'entrée obtenu (voir annexe C). A l'issue de cette phase, on dispose, pour chaque ligne de l'échantillon des variables d'entrée, des valeurs des différentes sorties du modèle ACBDE : DMA, DEMA et VAN. L'ensemble de cette démarche (tirages des échantillons, permutations, évaluations multiples du modèle) a été codée en Python.

La taille L choisie pour les échantillons est primordiale : plus l'échantillon est petit ($L \ll 1000$), moins les résultats de l'analyse de sensibilité sont robustes et reproductibles. Plus l'échantillon est grand ($L \gg 1000$), plus le nombre d'évaluation du modèle est important, et donc coûteux en temps (une évaluation du modèle ACBDE prend environ 1 seconde sur un poste de travail de performance moyenne). Pour réduire ce caractère chronophage, l'ensemble du code d'analyse de sensibilité a été doté d'une architecture en parallèle (module Parallel Python) qui permet de tirer parti de postes de travail multi-core ou de clusters. Une taille $L = 4096$ a été retenue pour cette analyse, soit un total de 73728 évaluations du modèle ACBDE (du fait des multiples permutations réalisées à partir de l'échantillon de base).

2.4. Indices de sensibilité de Sobol et hiérarchisation

La dernière étape de l'analyse de sensibilité consiste à analyser les multiples sorties du modèle, obtenues lors de la propagation des incertitudes. L'approche de Sobol propose de calculer pour chaque facteur d'entrée deux indices de sensibilité, appelés **indices de Sobol**. Ces indices évaluent comment le caractère incertain de chaque variable d'entrée influe sur la variabilité de la sortie du modèle. Les indices dits *de premier ordre* traduisent l'influence de chaque variable prise de manière isolée. Les indices dits *totaux* traduisent l'influence de chaque variable et des interactions qu'elle a avec les autres variables. Le calcul de ces indices est fondé sur la décomposition de la variance de la sortie d'intérêt (DEMA, DEMA ou VAN) en variances conditionnelles (voir annexe D).

La connaissance de ces indices de Sobol permet ensuite de hiérarchiser les différentes variables d'entrée du modèle, d'identifier les plus influentes, d'écartier celles qui n'ont que peu d'effet sur le résultat du modèle. Ces indices permettent aussi d'identifier l'influence des interactions entre variables.

3. Résultats : vers une meilleure compréhension de l'outil ACBDE

La démarche d'analyse de sensibilité de Sobol présentée en partie 2 a été appliquée au modèle ACBDE. Cette partie commence par présenter les résultats obtenus, puis examine quelques limites et points importants de cette analyse.

3.1. Variabilité des indicateurs et indices de sensibilité

Une première analyse de sensibilité a été réalisée avec un échantillon de taille $L = 4096$. La propagation des incertitudes permet d'établir des distributions empiriques (tab 4) pour chacune des sorties d'intérêt (DMA actuels, DEMA, VAN).

	DMA actuels (M€)	DEMA (M€)	VAN (M€)
Moyenne	34,2	5,0	50,1
Ecart-type	6,0	0,7	20,7
Min	22,8	3,5	-7,5
Max	54,0	7,4	134,7

Tableau 4. Variabilité des sorties d'intérêt de l'outil ACBDE sur l'ensemble des simulations

Les indices de sensibilité ont été calculés pour trois sorties du modèle ACBDE : les DMA actuels, les DEMA et la VAN. (tab 5 et fig 9, 10 et 11)

	DMA actuels		DEMA		VAN	
	Indices de Sobol		Indices de Sobol		Indices de Sobol	
	1 ^{er} ordre	Total	1 ^{er} ordre	Total	1 ^{er} ordre	Total
Périodes	89,9%	90,2%	85,7%	85,9%	59,6%	60,3%
MNT	3,8%	4,0%	1,1%	2,4%	0,7%	1,7%
Enjeux	0,1%	0,4%	2,2%	3,3%	1,4%	2,3%
Endommagement	4,2%	4,4%	9,5%	9,9%	6,8%	6,8%
C_∞	1,2%	1,2%	0,3%	0%	0,02%	0%
C_I	0,1%	0%	0,3%	0%	7,7%	7,8%
T_E	0,1%	0%	0,3%	0%	9,1%	9,2%
N	0,1%	0%	0,3%	0%	13,1%	13,6%
Total	99,5%	100,2%	99,7%	101,5%	98,4%	101,7%

Tableau 5. Indices de sensibilité pour trois sorties du modèle ACBDE : DMA actuels, DEMA et VAN

3.1.1. Rôle de chaque variable d'entrée

L'examen des valeurs des indices de sensibilité peut être effectué pour chaque variable d'entrée du modèle :

Périodes de retour : Cette variable a les plus forts indices de sensibilité, de premier ordre et totaux, pour les trois sorties d'intérêt étudiées (DMA, DEMA, VAN). L'incertitude sur ces périodes de retour apparaît donc comme **la cause principale de la variabilité des résultats du modèle ACBDE**. Pour obtenir des résultats du modèle ACBDE plus certains, il faut donc travailler à connaître avec plus de précision les valeurs des périodes de retour des différentes crues modélisées. Il est à noter cependant que la manière dont l'incertitude sur les périodes de retour a été décrite peut 'gonfler' artificiellement l'influence de cette variable (cf 3.3.2).

MNT : le rôle de cette variable est différent pour chaque sortie d'intérêt. Elle apparaît être la troisième variable plus influente (avec des indices de sensibilité tout de même très faibles) sur la valeur des DMA : les DMA représentent les dommages moyens annualisés pour une situation sans aménagement de protection. La valeur de ces DMA est très directement liée aux hauteurs de submersion sur la zone, c'est pourquoi la variable MNT apparaît en troisième position. Au contraire, cette même variable MNT

n'apparaît qu'en avant-dernière position pour les indices de sensibilité de la VAN (Valeur Actualisée Nette). Ceci peut s'expliquer par le fait que la VAN s'appuie sur le différentiel entre deux situations (dommages sans aménagement de protection, dommages avec aménagement). L'incertitude qui existe sur le Modèle Numérique de Terrain a un effet similaire sur ces deux situations, et son effet s'« annule » donc lors du calcul de la VAN. Il est à noter que pour cette analyse, seules les incertitudes liées à l'interpolation à partir des points de mesure a été considérée : l'influence des incertitudes sur le MNT a donc probablement été sous-estimée (cf 3.3.3).

Enjeux : la variable 'Enjeux' présente des indices de sensibilité très faibles pour chacune des trois sorties d'intérêt (DMA, DEMA et VAN). L'incertitude qui pèse sur la carte des enjeux (telle qu'elle a été décrite pour cette étude) **n'influe donc que de manière négligeable sur la variabilité des résultats du modèle**. Cette variable pourrait donc être considérée comme 'certaine' et écartée des prochaines analyses de sensibilité du modèle ACBDE. Cependant, il pourrait aussi être utile d'améliorer la description de l'incertitude à partir de contrôles sur le terrain, afin de s'assurer que l'influence de cette variable n'a pas été sous-évaluée ici.

Endommagement : la variable 'Endommagement' désigne l'ensemble des tables d'endommagement. L'incertitude qui pèse sur ces tables d'endommagement apparaît comme étant la **deuxième cause de variabilité des DMA et des DEMA**. Son influence est plus faible sur la variabilité de la VAN, qui combine un nombre plus important de facteurs.

C_{∞} : l'incertitude qui pèse sur le coefficient C_{∞} (qui permet d'évaluer les dommages dus à une crue extrême) n'a un effet non nul, quoique très faible, que sur la variabilité des DMA (Dommages Moyens Annualisés). L'effet de ce coefficient s'annule lors de la différence entre les dommages sans aménagement de protection et les dommages avec aménagement de protection : c'est pourquoi il n'a ici aucune influence sur la variabilité des deux sorties DEMA et VAN. **Il pourrait être considéré comme fixé dans les prochaines analyses** (voir 3.3.4 cependant).

C_I , T_E , N : ces trois paramètres (coûts d'investissement, coûts d'entretien et horizon temporel de l'aménagement de protection) n'interviennent que dans le calcul de la VAN. L'incertitude qui existe sur ces paramètres a un **effet important sur la variabilité de la VAN** : ils expliquent respectivement 9%, 7% et 13% de sa variance.

3.1.2. Interactions entre variables d'entrée

La somme de l'ensemble des indices de sensibilité de premier ordre donne un aperçu du rôle des interactions entre variables d'entrée dans la variabilité des résultats du modèle ACBDE. Ici, pour chacune des trois sorties étudiées (DMA, DEMA, VAN), la somme des indices de premier ordre est supérieure à 98% : ceci signifie que **moins de 2% de la variabilité des sorties du modèle ACBDE est expliquée par des interactions entre des variables d'entrée incertaines.**

3.2. Taille de l'échantillon et convergence des indices

Afin de s'assurer de la robustesse des résultats précédents, la même analyse a été répétée plusieurs fois, avec des tailles d'échantillon L différentes. Les indices de sensibilité convergent de manière rapide vers une valeur stable (fig 12). Avec une taille $L = 4096$, les intervalles de confiance à 90% (calculés par bootstrap) ont une largeur de l'ordre de 0.05 (valeur absolue) pour toutes les variables d'entrée. Cette précision est suffisante pour tirer des conclusions fermes et hiérarchiser les facteurs d'incertitude.

3.3. Remarques sur quelques variables d'entrée

3.3.1. Forme de la distribution des variables d'entrée scalaires

L'incertitude sur les variables N , C_E et C_I a été décrite par des lois de probabilité triangulaires. Pour étudier les conséquences de ce choix arbitraire, une seconde analyse de sensibilité a été réalisée avec des lois de probabilité uniformes (de même minimum et maximum que les lois triangulaires). Les résultats (fig 13) montrent que la forme de ces lois de probabilité n'a qu'une influence minimale sur la valeur des indices de Sobol et ne remet pas en cause les conclusions faites sur l'influence de chacune des variables d'entrée.

3.3.2. Périodes de retour corrélées / non corrélées

Le choix a été fait pour cette première analyse de considérer que les incertitudes sur les périodes de retour des différentes crues simulées sont parfaitement corrélées. Cette hypothèse forte tend à 'gonfler' l'importance de ces périodes de retour dans l'analyse de sensibilité. Pour rendre compte de cet effet, une analyse supplémentaire a été menée, où chaque période de retour a été tirée indépendamment des autres, dans une distribution uniforme entre sa borne minimale et sa borne maximale (fig 5).

Les résultats (fig 14) montrent que les indices de sensibilité de la variable Périodes sont plus faibles lorsque les périodes de retour sont considérées indépendantes les unes des autres. Cependant, même

dans ce cas, l'incertitude sur les périodes de retour reste la cause principale de la variabilité des sorties du modèle ACBDE, et les conclusions faites avec des périodes de retour corrélées restent valables.

3.3.3. Un second jeu de simulations du Modèle Numérique de Terrain

La description géostatistique qui a été faite de l'incertitude pesant sur le MNT ne prend en compte qu'un seul type d'erreur : les erreurs d'interpolation aux points non mesurés. Ce faisant, elle néglige d'autres sources d'incertitude et sous-estime donc probablement les indices de sensibilité de la variable MNT. Pour étudier ce point, un second jeu de simulations du MNT a été généré par une autre approche géostatistique, qui permet de prendre en compte un type d'incertitude supplémentaire : les erreurs de mesure aux points de référence. Le détail de cette seconde méthode de simulation (CASTRIGNANO, 2006) est précisé en annexe 1, elle s'appuie sur une campagne de contrôle effectuée sur le terrain le 20 mai 2009 à l'aide d'un GPS différentiel.

Les résultats (fig 15) de l'analyse de sensibilité obtenus pour ce nouveau jeu de simulations du MNT montrent qu'effectivement, la variable MNT présente des indices de sensibilité sensiblement supérieurs avec cette méthode de simulation. Cependant la hiérarchisation des variables d'entrée reste globalement la même et les conclusions générales tirées en 3.1 restent donc valables.

3.3.4. C_{∞} différencié entre situation actuelle et future

Le coefficient C_{∞} est utilisé pour évaluer les dommages dus à une crue extrême (période de retour infinie), qui sont évalués en multipliant par ce coefficient les dommages dus à la crue centennale. Dans l'analyse de sensibilité proposée, le même coefficient C_{∞} est utilisé pour évaluer les dommages extrêmes pour la situation actuelle (sans aménagement de protection) et pour la situation future (avec aménagement de protection). Cependant, rien ne garantit que ce coefficient soit le même dans les deux cas. Il est même envisageable qu'une crue extrême puisse avoir des effets plus négatifs en présence d'un aménagement de protection que sans aménagement de protection.

Pour étudier ce point, une analyse de sensibilité a été menée en distinguant deux coefficients $C_{\infty \text{ actuel}}$ et $C_{\infty \text{ futur}}$, qui ont été tirés de manière indépendante dans la même loi triangulaire que C_{∞} . Les résultats (fig 16) montrent que dans cette configuration, l'incertitude qui pèse sur ces coefficients $C_{\infty \text{ actuel}}$ et $C_{\infty \text{ futur}}$ a une **influence majeure sur la variabilité des trois sorties d'intérêt** du modèle ACBDE. Or ces coefficients arbitraires ne pourront jamais être connus avec exactitude. En conséquence, des efforts devront être déployés dans le futur pour avoir une meilleure compréhension du rôle de ces deux coefficients, et le modèle ACBDE devrait éventuellement être modifié pour réduire leur influence.

4. Discussion

4.1. Intérêt de la démarche proposée

L'analyse de sensibilité menée sur l'outil « Analyse Coût-Bénéfice – Dommages Evités » s'inscrit dans une phase amont de développement et d'amélioration du modèle. L'intérêt de cette démarche est d'abord d'apporter au modélisateur un éclairage nouveau sur son modèle. Les conclusions suivantes peuvent être tirées de cette étude :

- **variabilité des indicateurs** : les indicateurs calculés par l'outil ACBDE présentent une variabilité non négligeable, due aux multiples incertitudes qui pèsent sur les variables d'entrée (tab. 4). Cette information brute présente pour l'instant peu d'intérêt : pour en tirer pleinement parti, un seuil ou critère de décision devrait être fixé, en concertation avec les utilisateurs finaux de l'outil ACBDE, pour définir leur exigence sur la précision des résultats fournis par l'outil. Ce critère pourrait par exemple prendre la forme suivante : « *l'outil ACBDE permet d'affirmer avec 90% de confiance que le projet A est plus efficace économiquement que le projet B* ». L'analyse d'incertitude et de sensibilité aurait alors pour but de montrer que l'outil ACBDE se conforme à ces exigences de robustesse, et permettrait idéalement de définir la qualité nécessaire sur les différentes données d'entrée pour obtenir la précision voulue sur les différents indicateurs.

- **voies d'amélioration** : l'incertitude qui pèse sur les périodes de retour des crues explique la plus grande part de la variabilité des indicateurs fournis par le modèle ACBDE. Pour diminuer le caractère incertain de ces indicateurs, il est donc nécessaire d'améliorer la connaissance des ces périodes de retour, par la constitution et l'analyse de chroniques de débit. Au contraire, il ne semble pour l'instant pas nécessaire d'améliorer la précision du MNT ou de la cartographie des enjeux, car elles influent peu sur la précision des différents indicateurs.

- **crues extrêmes** : l'évaluation des dommages pour les crues extrêmes apparaît comme un point sensible de l'outil ACBDE (point 3.3.4). Or, le manque de connaissance sur ces événements rares peut difficilement être réduit, du fait notamment du manque de données historiques. Une réflexion doit donc être menée sur le poids donné à ces événements extrêmes dans les différents indicateurs proposés, pour éventuellement proposer des moyens de diminuer leur rôle.

4.2. Limites et perspectives

Au-delà de ces premiers résultats, la méthodologie proposée présente des limites, dont certaines pourront être dépassées à l'avenir. Un premier écueil est la difficulté rencontrée pour bâtir des modèles d'incertitude réalistes et pertinents pour les différentes variables d'entrée de l'outil ACBDE. Paradoxalement, décrire avec plus d'exactitude l'erreur et l'incertitude nécessite de collecter plus de données et d'améliorer sa connaissance de l'objet représenté. On peut cependant noter que les modèles grossiers utilisés ici apportent des conclusions utiles, qui semblent en première approche peu sensibles aux modèles d'incertitudes choisis (cf 3.3). Une seconde limite de la méthode proposée est qu'elle nécessite d'identifier des sorties d'intérêt scalaires, univariées. Traiter des modèles plus complexes, qui proposent par exemple des indicateurs distribués spatialement, pose des problèmes méthodologiques non résolus pour l'instant.

Plusieurs pistes se dessinent pour approfondir cette étude préliminaire au cours des mois qui viennent. Une première urgence est de caractériser l'incertitude des sorties du modèle hydraulique 2D à casiers utilisés en amont de l'outil ACBDE, et d'intégrer ces données à une prochaine analyse de sensibilité. Un travail de collecte de données permettant d'affiner les modèles d'incertitudes pour chacune des variables d'entrée peut aussi être mené. Enfin il sera intéressant d'étudier l'incertitude non pas de l'indicateur permettant de discuter de l'efficacité d'un seul projet de protection, mais plutôt d'étudier l'incertitude qui peut exister sur la comparaison entre deux projets de protection, pour répondre à la question suivante : « *en tenant compte des multiples sources d'incertitude présentes, l'outil ACBDE permet-il tout de même de trancher avec confiance entre deux projets d'aménagement ?* ».

4.3. Généralisation à d'autres contextes

La démarche d'analyse de sensibilité de Sobol présentée ici peut facilement être généralisée à une large palette de modèles spatialisés, quelque soit leur thématique (risques naturels, aménagement, environnement, etc..). La principale contrainte limitant l'application de cette méthodologie est le temps de calcul, qui doit être inférieur à une minute pour une réalisation du modèle. Une telle démarche peut à la fois servir un objectif amont de développement et d'amélioration du modèle étudié (évaluation de la robustesse, identification des variables les plus influentes, spécification de la qualité des données d'entrée, réduction de la variance, etc...), ou bien des objectifs situés plus en aval dans la vie du modèle : validation des résultats et respect de normes ou d'exigences posées par les utilisateurs sur la précision des indicateurs fournis.

Figures

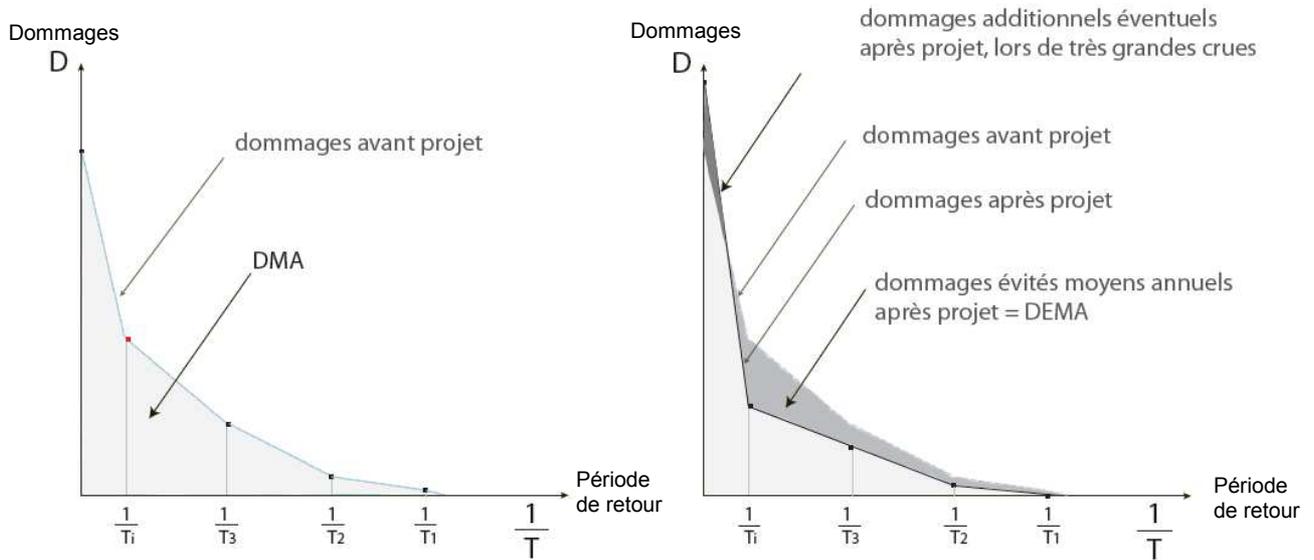


Figure 3. Dommages Moyens Annualisés (DMA) et Dommages Évités Moyens Annualisés (DEMA)

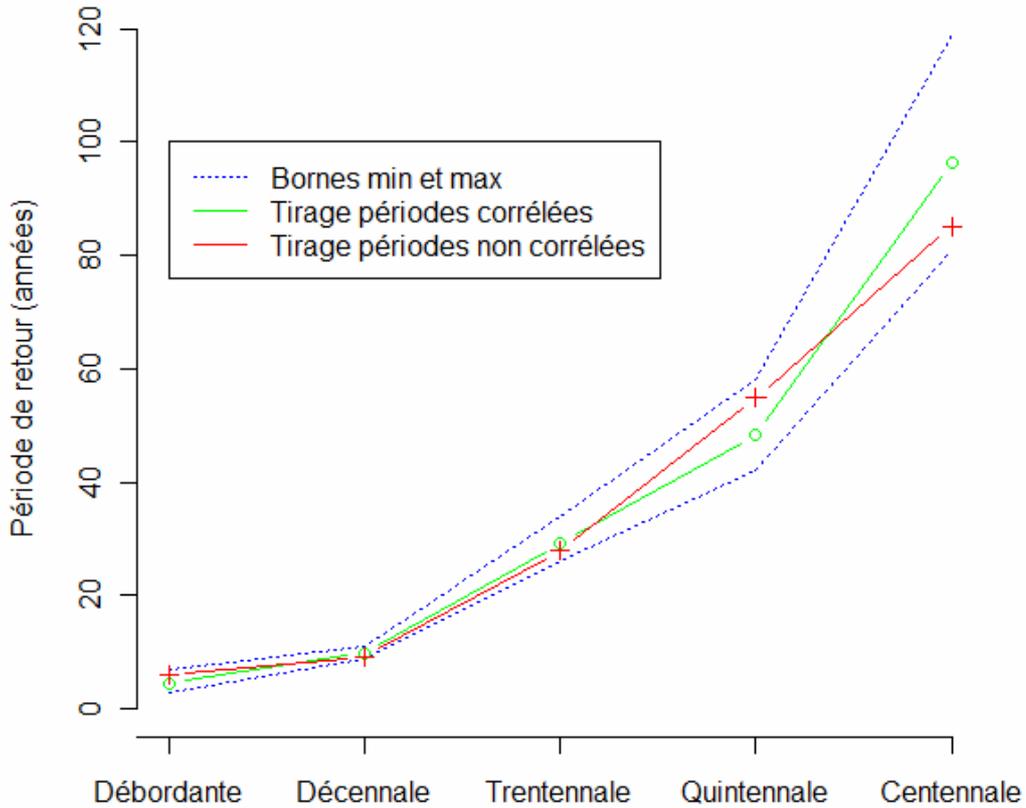
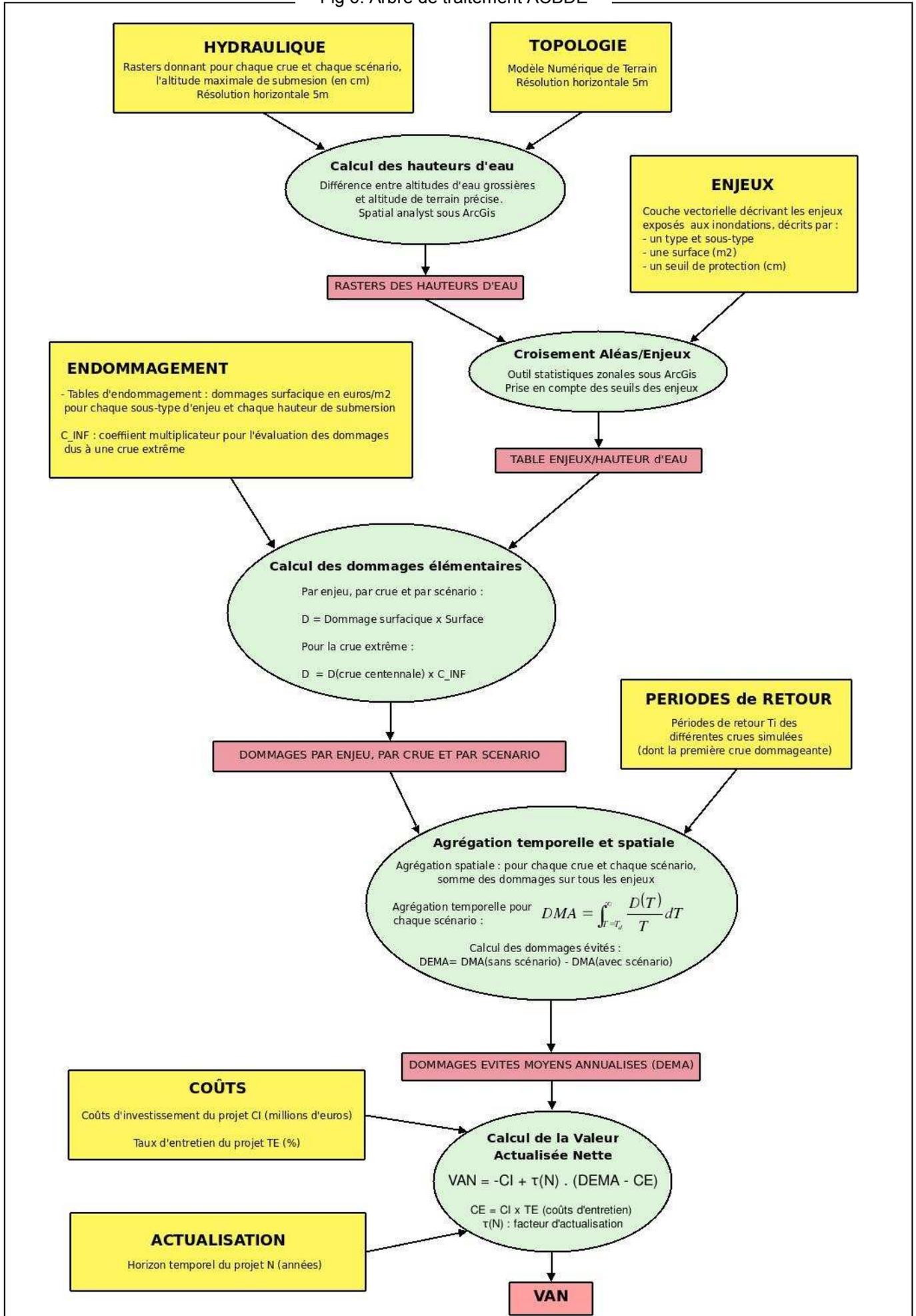


Figure 5. Tirage des périodes de retour des différentes crues

Fig 6. Arbre de traitement ACBDE



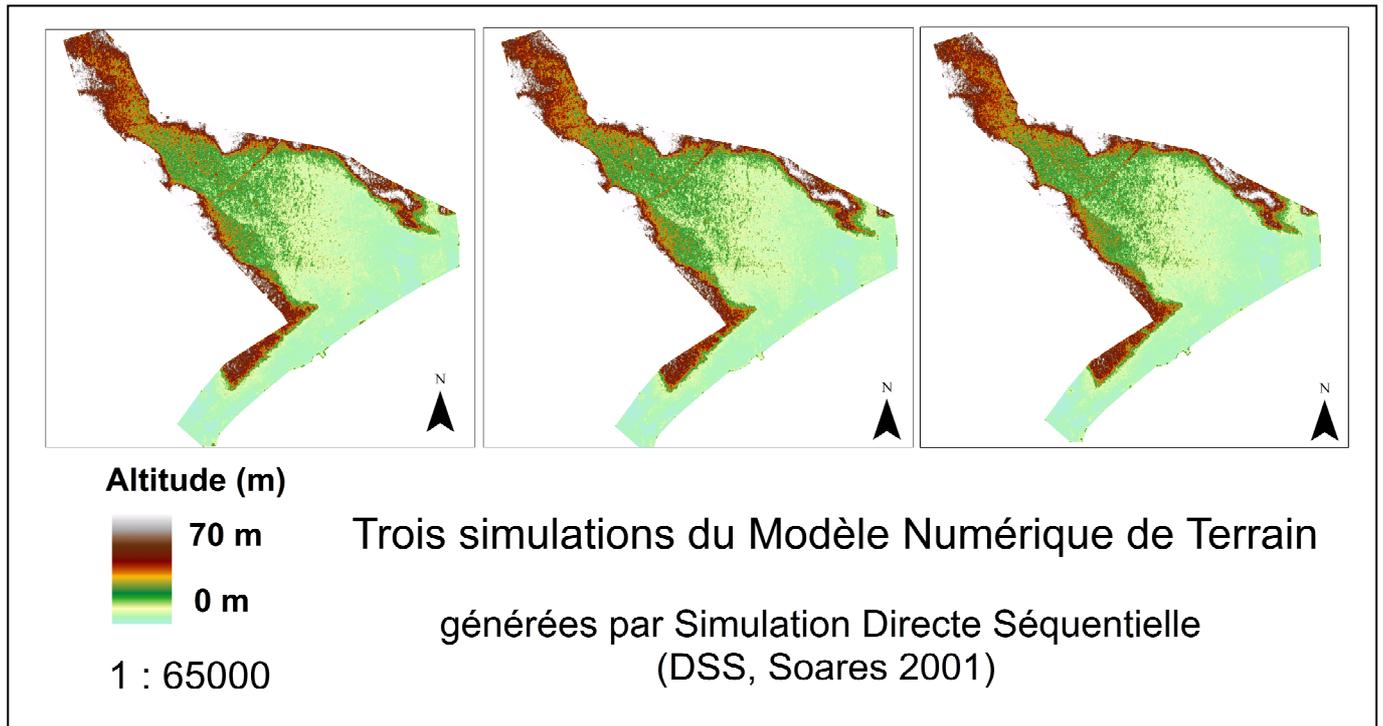


Fig 7. Trois simulations du Modèle Numérique de Terrain

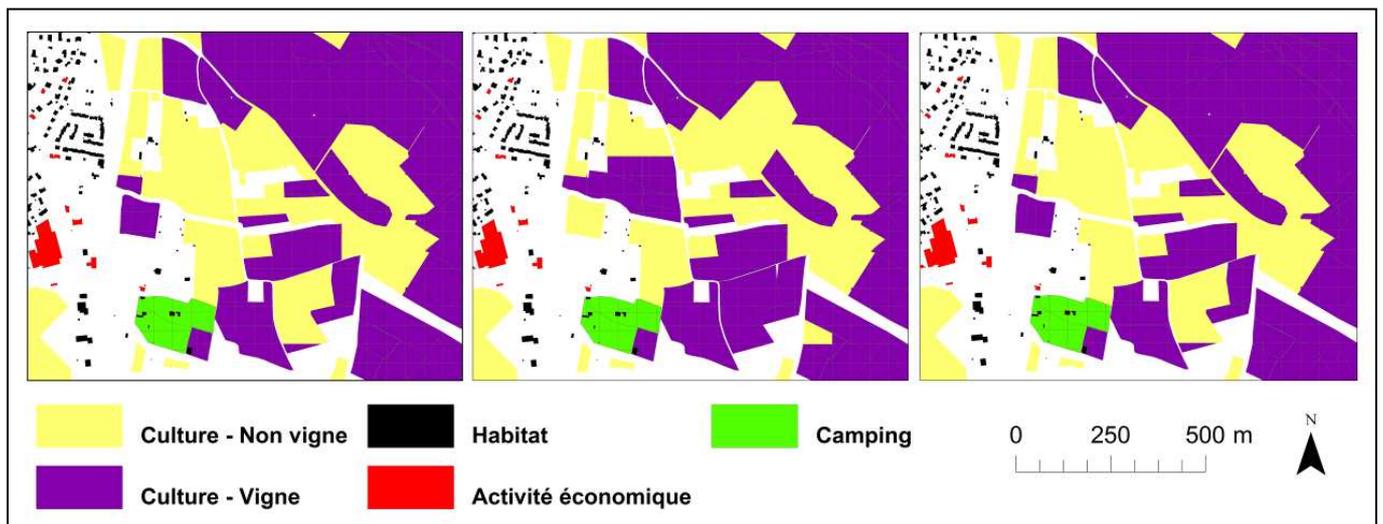


Fig 8. Trois simulations de la carte des enjeux (agrandissement d'une petite zone)

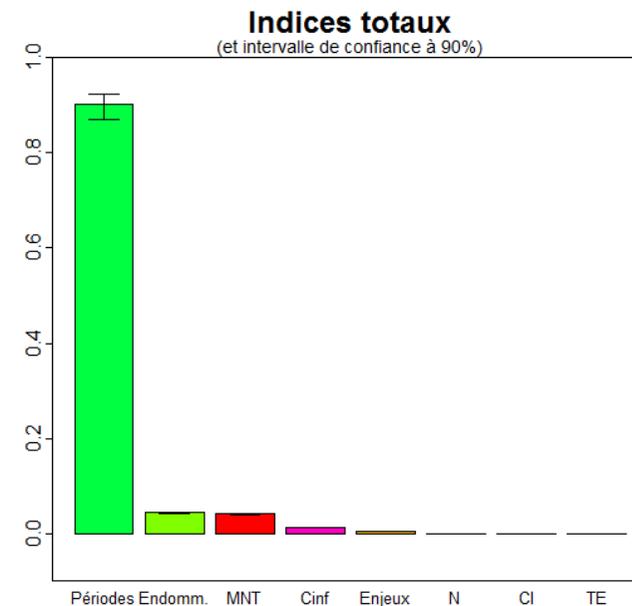
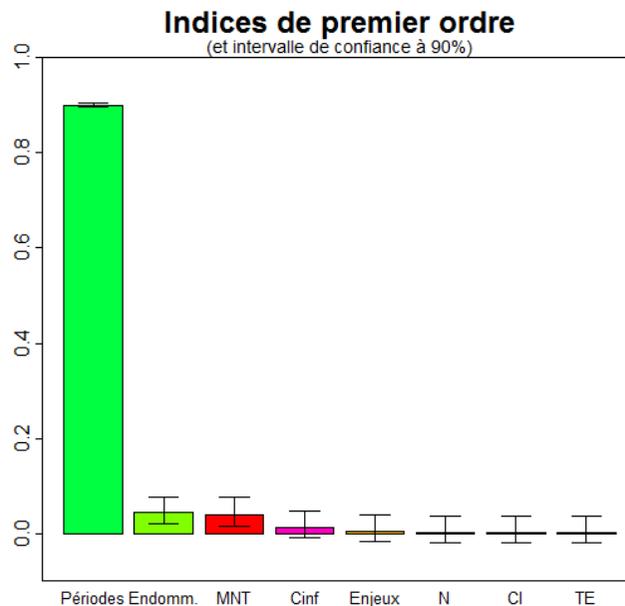
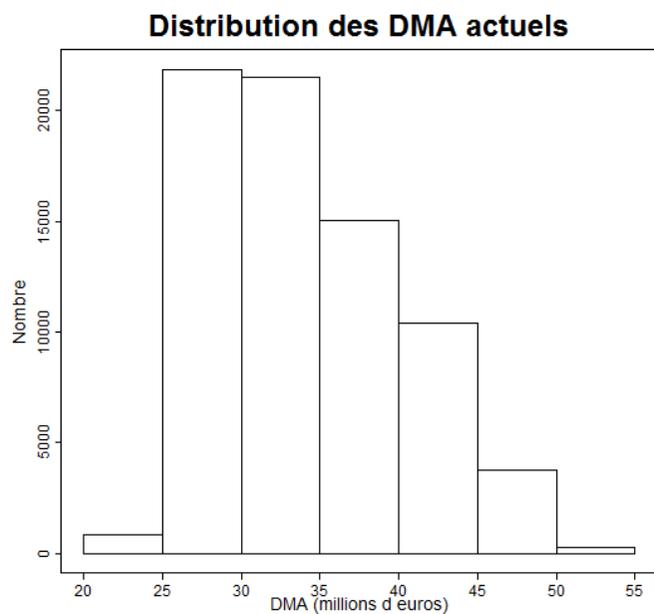


Figure 9. Indices de sensibilité pour la sortie d'intérêt DMA actuels

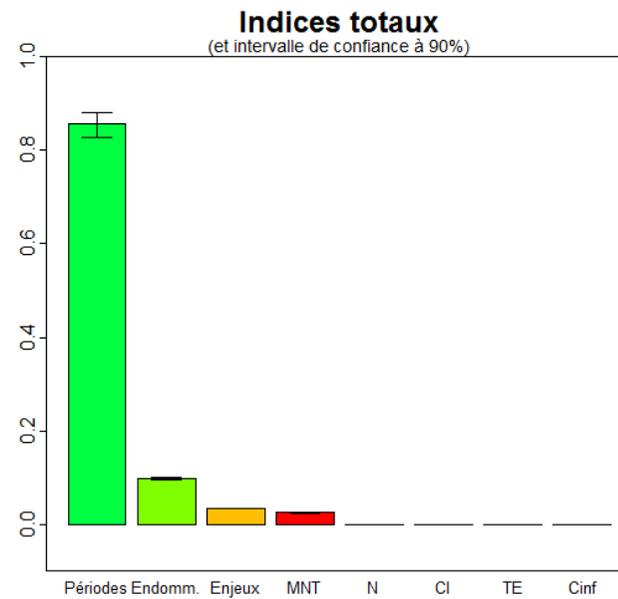
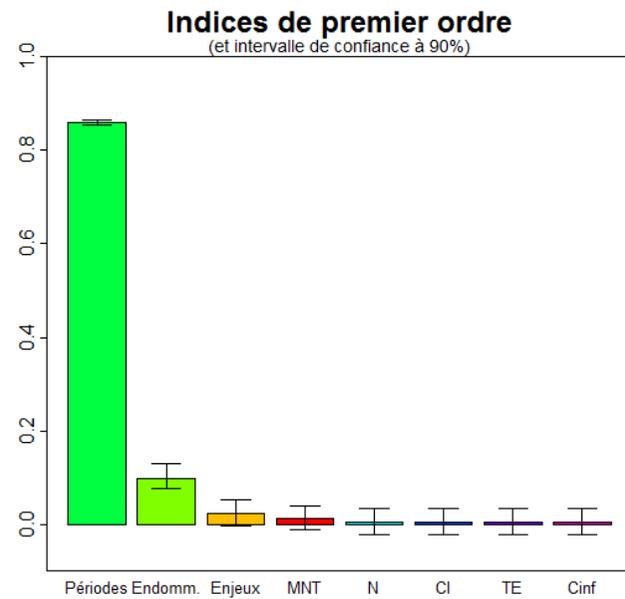
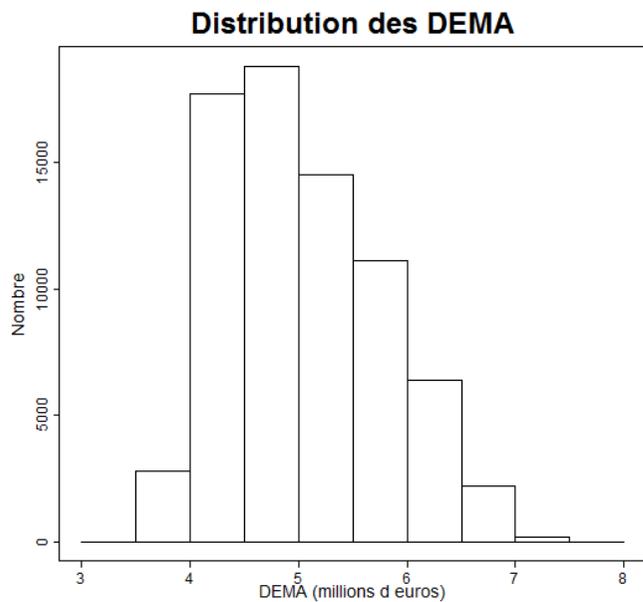


Figure 10. Indices de sensibilité pour la sortie d'intérêt DEMA

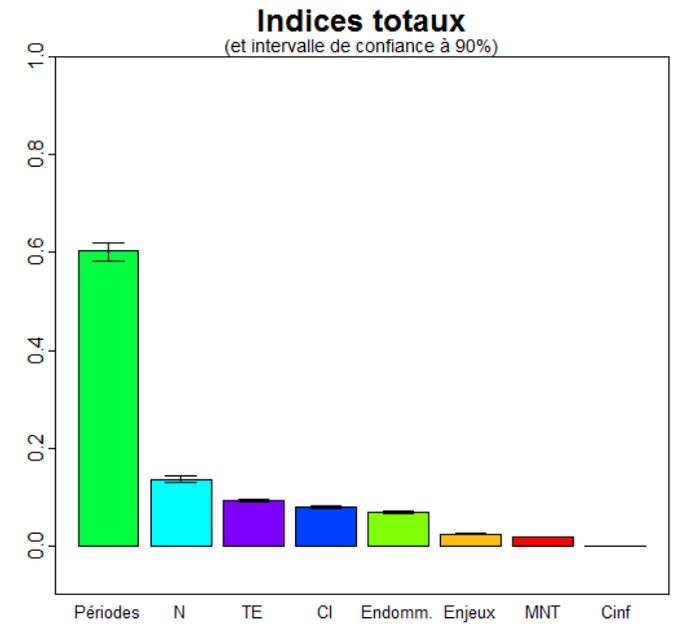
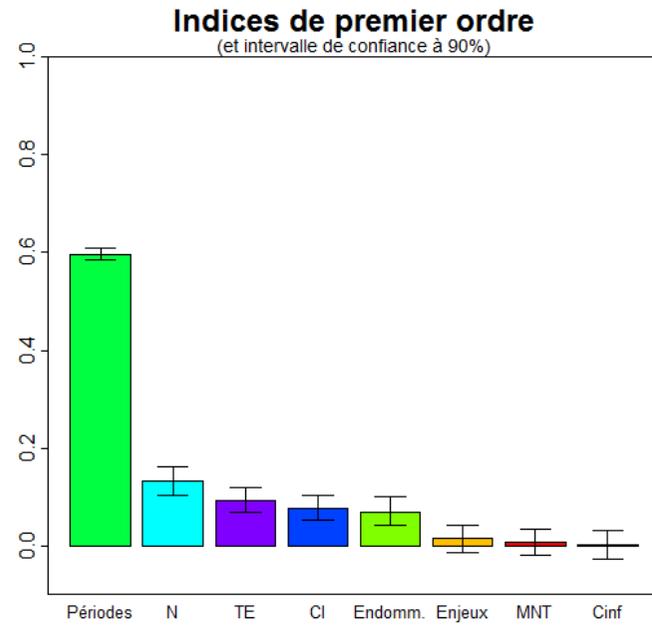
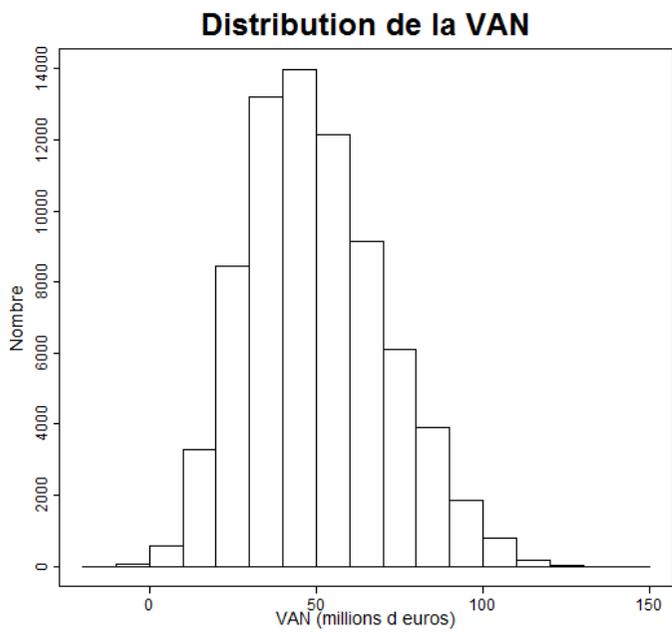


Figure 11. Indices de sensibilité pour la sortie d'intérêt VAN

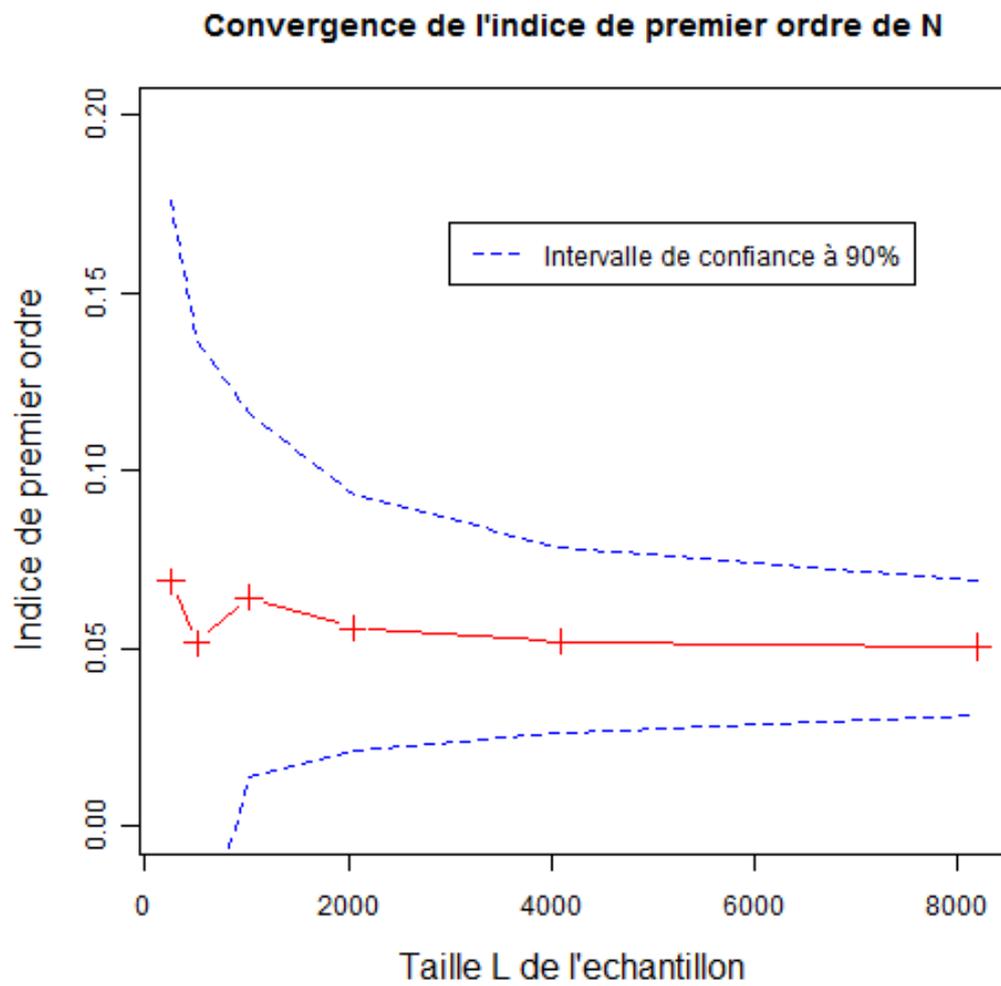


Figure 12. Convergence de l'indice de sensibilité de premier ordre de la variable N

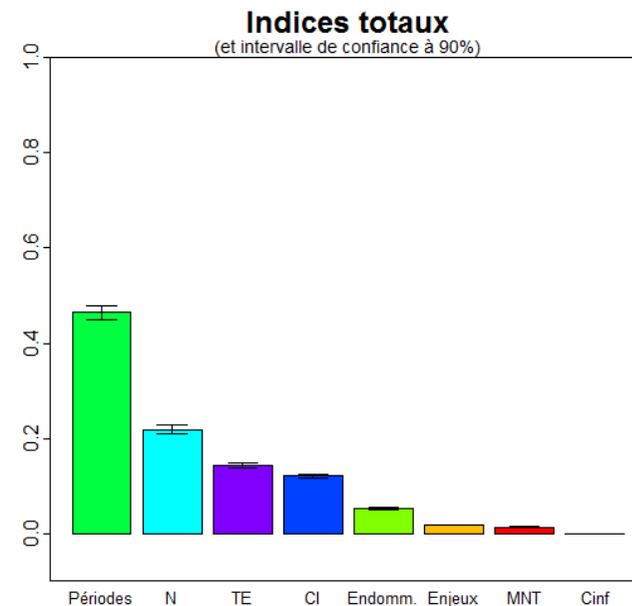
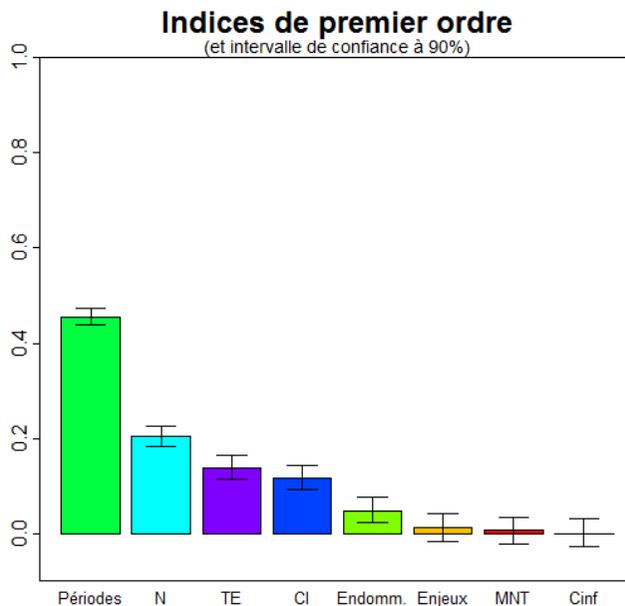
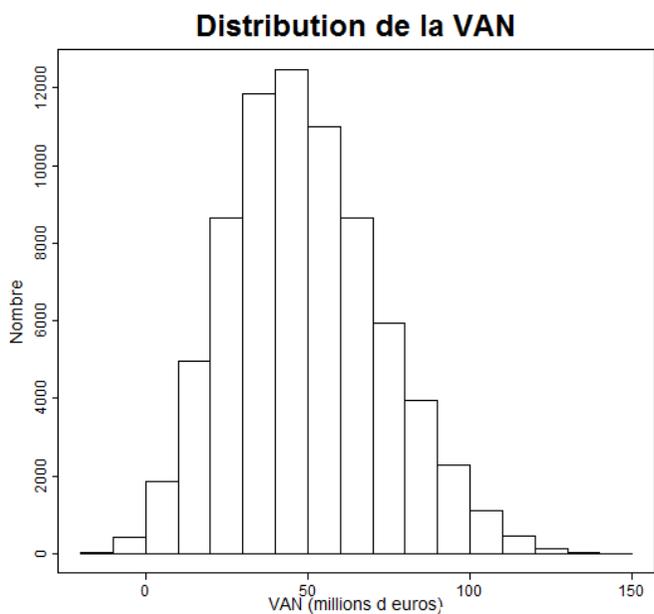


Figure 13. Indices de sensibilité pour la VAN – Distributions scalaires uniformes

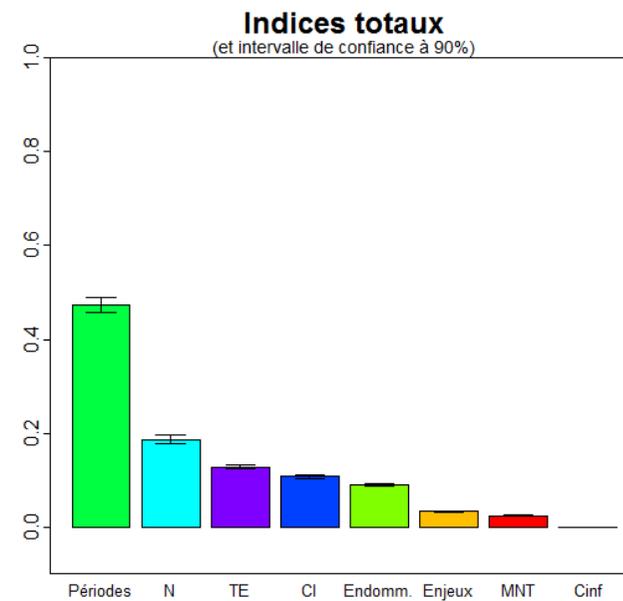
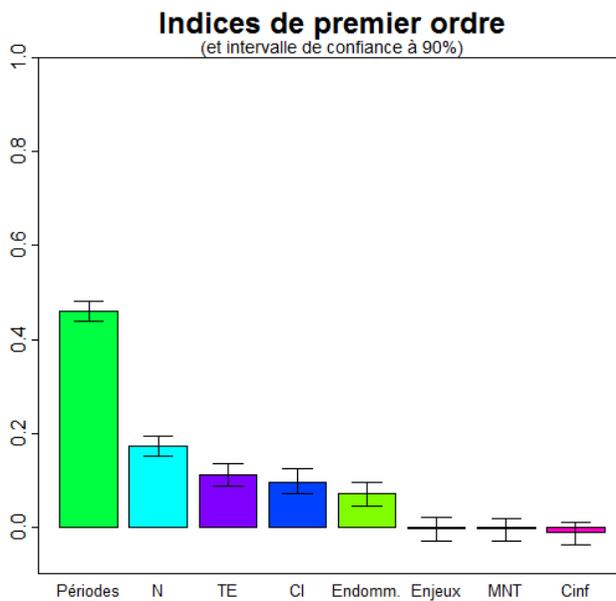
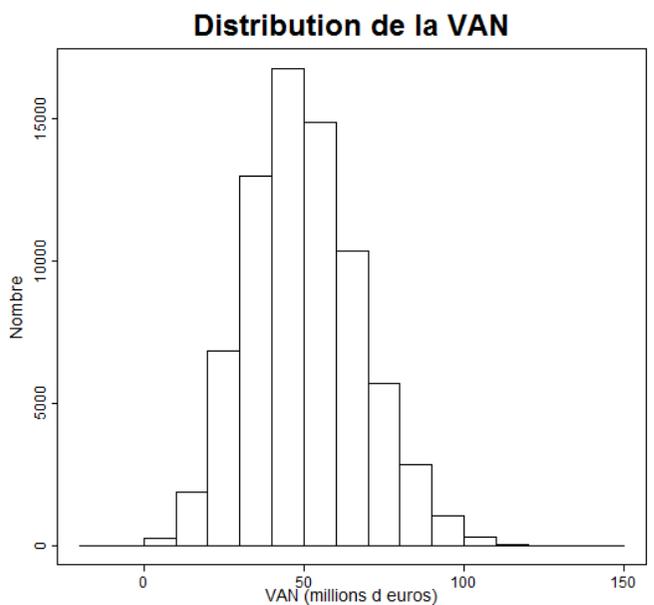


Figure 14. Indices de sensibilité pour la VAN – Périodes de retour indépendantes

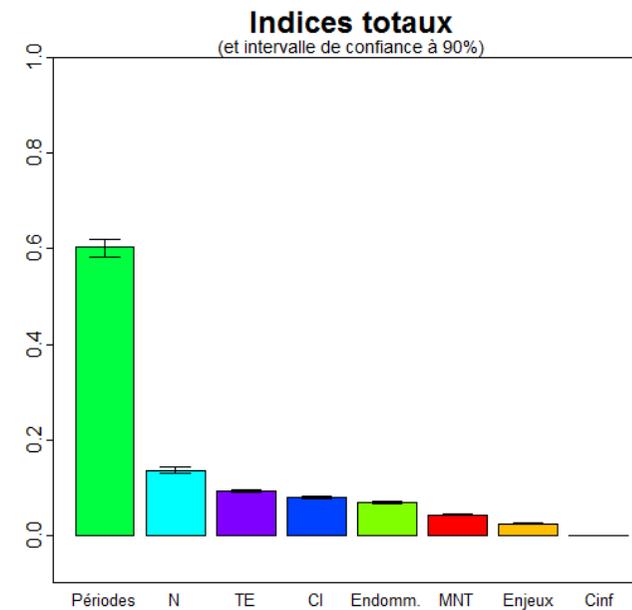
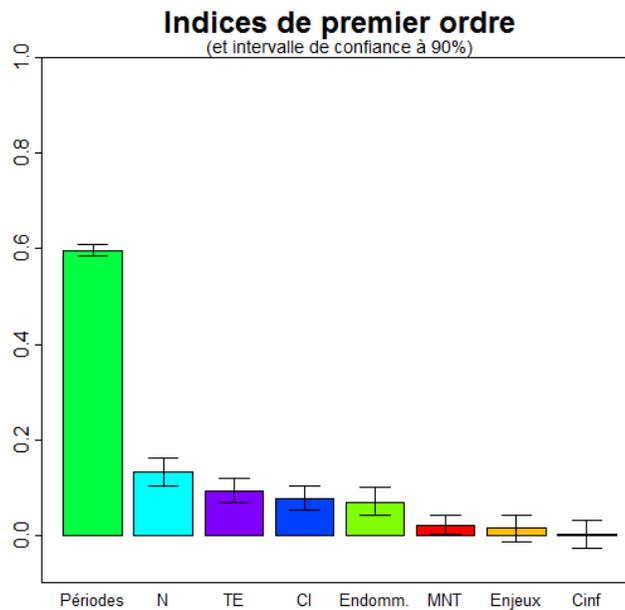
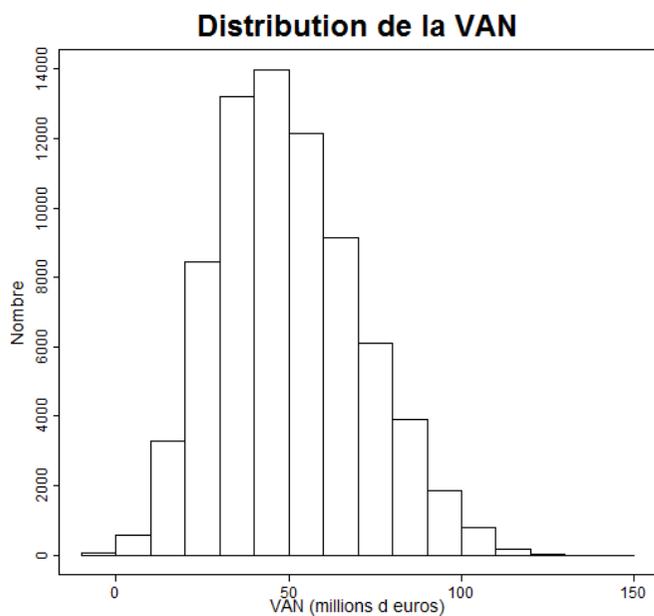


Figure 15. Indices de sensibilité pour la VAN – Second jeu de simulations du MNT

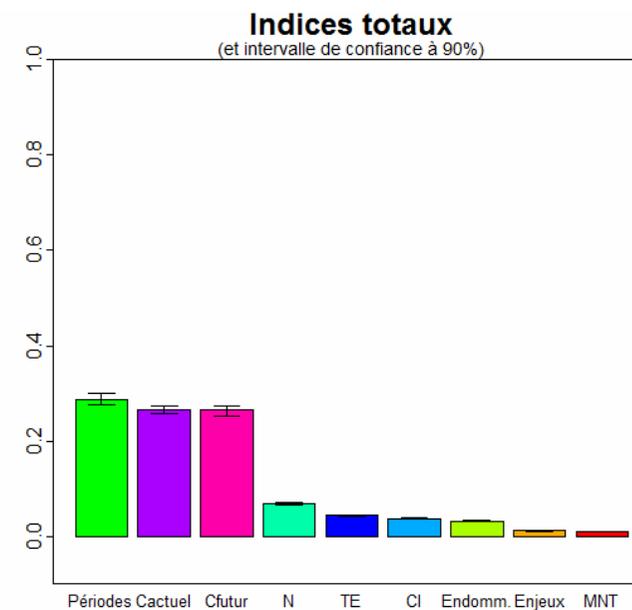
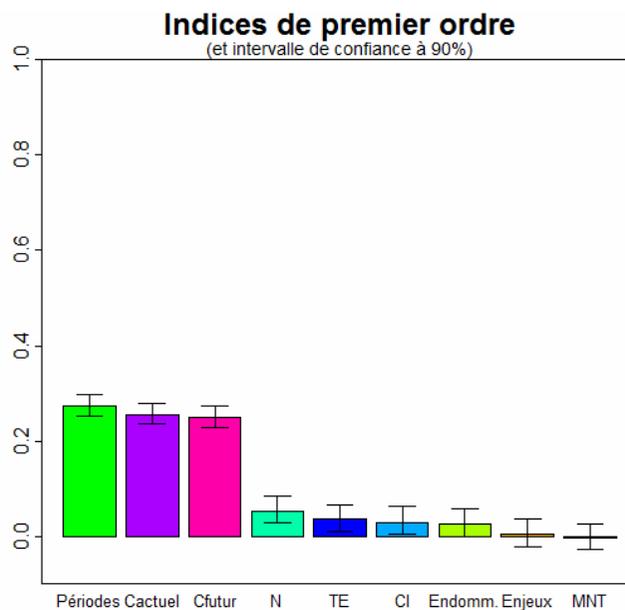
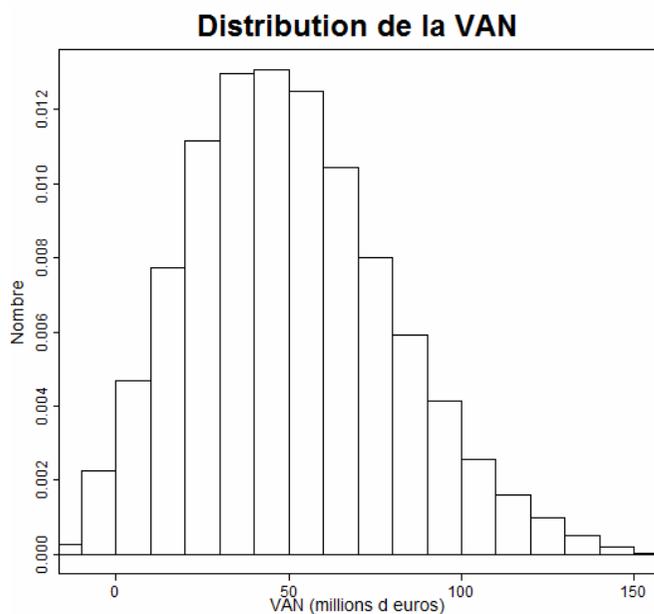


Figure 16. Indices de sensibilité pour la VAN – C_{∞} actuel et C_{∞} futur distincts

Remerciements

Merci d'abord à ceux qui ont encadré directement ce projet, Jean-Stéphane Bailly et Frédéric Grelot, pour leur soutien constant et leurs conseils avisés.

Merci également à Pierre Bazile, Brigitte Clairret et Françoise Boissier, qui ont grandement facilité l'organisation de mon départ en Nouvelle-Zélande.

Remerciements chaleureux à toute l'équipe du Landcare Research, pour son accueil et pour tout ce que j'ai pu apprendre à leurs côtés sur la culture néo-zélandaise, au cours des nombreuses pauses thé et repas qui ponctuaient les journées de travail.

Merci tout particulièrement à Linda Lilburne pour son accueil, sa disponibilité et toute l'aide qu'elle m'a apportée durant mon séjour à Lincoln.

Merci enfin à mes camarades SILAT pour l'année passée à leurs côtés, riche en découvertes et confrontations d'expériences et d'univers variés...

Bibliographie

APEL H., MERZ B. – 2004 - Flood risk assessment and associated uncertainty. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 2004, tome 4, fascicule 2, p 295-308

BOURNOT A. – 2008 - Evaluation de la pertinence des mesures de gestion du risque d'inondation. Manuel des pratiques existantes. Rapport d'étude CEPRI, 184p.

CASTRIGNANO A. – 2006 - Accuracy assessment of digital elevation model using stochastic simulation. 7th International Symposium on Spatial Accuracy Assessment in Natural Resources and Environmental Sciences, 2006

CHILES J.P. – 1999 - Geostatistics: Modeling Spatial Uncertainty. Chapitre 7 : Conditional Simulations. Editions Wiley, New York, 695p

CROSETTO M., TARENTOLA S. – 2001 - Uncertainty and sensitivity analysis: tools for GIS-based model implementation. *International Journal of Geographical Information Science*, 2001, volume 15, p 415-437

DELGADO J. – 2004 - Sensitivity Analysis in Multicriteria Spatial Decision-Making: A Review. *Human and Ecological Risk Assessment*, 2004, volume 10, p 1173-1187

DELGADO J. – 2006 - Local error evaluation in DEM using direct sequential simulation (DSS) methodology. 7th International Symposium on Spatial Accuracy Assessment in Natural Resources and Environmental Sciences

FISHER P. – 1991- Modelling soil map-unit inclusions by Monte-Carlo simulation. *International Journal of Geographical Information Systems*, 1991, volume 5, fascicule 2, p 193-208

FISHER P., COMBER A., WADSWORTH R. – 2005 - Nature de l'incertitude pour les données spatiales. dans *Qualité de l'information géographique*. Editions Lavoisier, Paris, p 49-62

GRELOT F., ERDLENBRUCH K., GILBERT E., LESCOULIERS C. – 2008 - Une analyse coût-bénéfice spatialisée de la protection contre des inondations. Application de la méthode

des dommages évités à la basse vallée de l'Orb. Ingénieries Eau-Agriculture-Territoires, 2008, tome 53, p 3-20

HELTON J.C., DAVIS F.J. – 2006 - Sampling-based methods for uncertainty and sensitivity analysis. Multimedia Environmental Models, 2006, tome 32, fascicule 2, p135-154

LEDOUX B. – 2006 - La gestion du risque inondation. Paris, Ed. Lavoisier, 300p.

LILBURNE L., GATELLI D., TARENTOLA S. – 2006 - Sensitivity analysis on spatial models : a new approach. International Symposium on Spatial Accuracy Assessment in Natural Resources and Environmental Sciences, 2006.

MOEL H., AERTS J.C. – 2009 - Quantifying and attributing uncertainty in flood damage estimates. EGU General Assembly 2009, Geophysical Research Abstracts, volume 11

MOONEY – 1997 - Monte Carlo Simulation. Sage University Paper series on Quantitative Applications in the Social Sciences, volume 07-116

REFSGAARD J.C.- Uncertainty in the environmental modelling process : A framework and guidance. Environmental Modelling and Software, 2007, tome 22, p 1543-1556

SALTELLI A., RATTO M., ANDRES T., CAMPOLONGO F., CARIBONI J., GATELLI D., SAISANA M., TARENTOLA S. - 2007 - Global Sensitivity Analysis. The primer. Editions Wiley, New York, 350p

SOARES A. - 2001 - Direct Sequential Simulation and Cosimulation. Mathematical Geology, 2001, volume 33, fascicule 8, p 911 - 926

SOBOL I.M.- 2001 - Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models and their Monte Carlo estimates. Mathematics and Computers in Simulation, volume 55, p 271–280

TORTEROTOT J-P. – 1993 - Le coût des dommages dus aux inondations : Estimation et analyse des incertitudes. Volume 1, 308p. Thèse de doctorat, spécialité Sciences et Techniques de l'Environnement, École Nationale des Ponts et Chaussées, Paris

Directive cadre Inondations : directive 2007/60/CE du Parlement européen et du Conseil du 23 octobre 2007 relative à l'évaluation et à la gestion des risques d'inondation

- Sites internet :

Portail de la prévention des risques majeurs, <http://www.prim.net> – consulté le 10/10/09

Analyse de sensibilité au Centre de Recherche Commun de la Commission Européenne, <http://sensitivity-analysis.jrc.ec.europa.eu/> - consulté le 10/10/09

SGeMS – <http://sgems/sourceforge.net> - consulté le 10/10/09

Index des figures et tableaux

Tableau 1 :	Variables d'entrée du modèle ACBDE	8
Tableau 2 :	Quantification et simulation des incertitudes	11
Tableau 3 :	Bornes des périodes de retour	12
Tableau 4 :	Variabilité des sorties d'intérêt de l'outil ACBDE sur l'ensemble des simulations	15
Tableau 5 :	Indices de sensibilité pour trois sorties du modèle	16
Tableau 6 :	Paramètres pour la Simulation Séquentielle Directe du MNT	38
Tableau 7 :	Paramètres pour la Simulation Gaussienne Séquentielle du champ d'erreur Δ	39
Tableau 8 :	Matrice de confusion pour le type « culture »	40
Tableau 9 :	Matrice de confusion pour le type « bâti »	40
Tableau 10 :	Correctifs de surface des enjeux	41
Tableau 11 :	Distribution des seuils pour les enjeux de type « bâti » et « activité économique »	42
Figure 1 :	Localisation de la basse vallée de l'Orb	6
Figure 2 :	Principe de l'outil Analyse Coût-Bénéfice – Dommages Evités	7
Figure 3 :	Dommages Moyens Annualisés et Dommages Evités Moyens Annualisés	22
Figure 4 :	Déroulement d'une analyse de sensibilité	9
Figure 5 :	Tirage des périodes de retour des différentes crues	22
Figure 6 :	Structure du modèle ACBDE	23
Figure 7 :	Trois simulations du Modèle Numérique de Terrain	24
Figure 8 :	Trois simulations de la carte des enjeux	24
Figure 9 :	Indices de sensibilité pour la sortie d'intérêt DMA actuels	25
Figure 10 :	Indices de sensibilité pour la sortie d'intérêt DEMA	25
Figure 11 :	Indices de sensibilité pour la sortie d'intérêt VAN	26
Figure 12 :	Convergence de l'indice de sensibilité de premier ordre de la variable N	27
Figure 13 :	Indices de sensibilité pour la VAN – Distributions scalaires uniformes	28
Figure 14 :	Indices de sensibilité pour la VAN – Périodes de retour indépendantes	28
Figure 15 :	Indices de sensibilité pour la VAN – Second jeu de simulations du MNT	29
Figure 16 :	Indices de sensibilité pour la VAN – C_{∞} actuel et C_{∞} futur distincts	29
Figure 17 :	Simulation du champ d'erreur conditionnellement aux points de validation	39
Figure 18 :	Permutations des échantillons pour la $i^{\text{ème}}$ variable d'entrée	43
Figure 19 :	Echantillonnage des huit variables d'entrée du modèle ACBDE – $L = 56$	44

Glossaire et notations

ACB	Analyse Coût-Bénéfice
ACBDE	Outil « Analyse Coût-Bénéfice – Dommages Evités »
DEMA	Dommages Evités Moyens Annualisés
DMA	Dommages Moyens Annualisés
VAN	Valeur Actualisée Nette
MNT	Modèle Numérique de Terrain
CGP	Commissariat Général au Plan
DSS	Direct Sequential Simulation
GPS	Global Positioning System
N	Horizon temporel du projet (années)
T	Période de retour d'un événement de crue (années)
C_E	Coût d'entretien de l'aménagement de protection (M€)
C_I	Coût d'investissement initial de l'aménagement de protection (M€)
T_E	Taux d'entretien de l'aménagement de protection (%) : $C_E = T_E \times C_I$
C_∞	Coefficient multiplicatif utilisé pour évaluer les dommages dus à une crue extrême.
τ	Facteur d'actualisation qui rend compte de la préférence pour le présent des gestionnaires

Annexes

A. Modèles d'incertitude pour le MNT

B. Modèle d'incertitude pour la carte des enjeux

C. Propagation des incertitudes – Monte-Carlo

D. Indices de sensibilité de Sobol

ANNEXE A. Modèles d'incertitude pour le Modèle Numérique de Terrain

Le modèle numérique de terrain utilisé dans cette étude a été fourni par le bureau d'étude EGIS EAU. D'une résolution de 5m, il a été créé par stéréophotogrammétrie. Un jeu de 10000 points de référence ainsi construits, répartis sur la zone d'étude, a ensuite permis d'interpoler les altitudes en tout point de la zone. Ce MNT est sujet à plusieurs sources d'incertitude : incertitudes liées au procédé de stéréophotogrammétrie, incertitudes liées à l'interpolation. Deux méthodes de simulation géostatistique distinctes ont été mobilisées pour générer des réalisations aléatoires du Modèle Numérique de Terrain, qui puissent rendre compte de ces différentes incertitudes. Ces deux méthodes ont été mises en œuvre grâce au logiciel libre SGeMS.

- **Simulation séquentielle directe à partir des points de référence du MNT**

Le MNT fourni par EGIS-EAU a été construit par interpolation à partir d'un jeu de 10000 points de référence répartis sur la zone d'étude, construits par stéréophotogrammétrie. Cette interpolation génère des erreurs, et la valeur de l'altitude au centre de chaque pixel est donc incertaine. Pour décrire et simuler cette incertitude due à l'interpolation, une approche géostatistique a été choisie : la Simulation Séquentielle Directe (SOARES, 2001). Cette méthode permet de générer des simulations aléatoires du MNT qui respectent les conditions suivantes :

- reproduction des valeurs de référence aux points de référence
- reproduction de la distribution empirique de l'altitude observée sur les points de référence
- reproduction (en moyenne sur l'ensemble des simulations) de la structure spatiale observée sur les points de référence (modèle de variogramme construit à partir des points de référence)

Les paramètres suivants ont été utilisés pour mettre en œuvre l'algorithme de Simulation Séquentielle Directe sur le logiciel SGeMS (tab 6) :

Paramètre	Commentaires
Type de krigeage	Krigeage ordinaire
Nombre maximal de points utilisés pour le krigeage	12
Distribution	Respect de l'histogramme empirique Pas d'extrapolation en queue de distribution
Variogramme	Modèle de variogramme exponentiel calé sur le variogramme empirique du MNT, avec deux directions privilégiées (le long de l'Orb (135°) et perpendiculairement à l'Orb (45°)).

Tableau 6. Paramètres pour la Simulation Séquentielle Directe du MNT

Un total de 10 simulations du Modèle Numérique de Terrain a été généré selon cette méthode (fig 7).

- **Simulation gaussienne séquentielle d'un champ d'erreur à partir de points de validation**

La méthode décrite au point précédent ne rend compte que de l'incertitude due à l'interpolation à partir des points de référence. Les altitudes de ces points de référence sont considérées connues avec exactitude. Pour lever cette hypothèse, une seconde méthode a été mise en œuvre. Elle s'est appuyée sur une campagne terrain réalisée le 20 mai 2009, qui a permis de relever des altitudes à une précision centimétrique sur un jeu de 500 points de contrôle, répartis sur différentes zones de l'aire d'étude (zone urbaine, zone de coteaux, zone de culture), à l'aide d'un GPS différentiel. L'erreur Δ entre l'altitude donnée par le MNT et l'altitude relevée par GPS a été calculée pour chacun de ces 500 points de contrôle. A partir de ces données, un variogramme empirique a été construit, qui permet de rendre compte de la structure spatiale du champ d'erreur Δ . Un modèle de variogramme exponentiel a ensuite été calé sur ce variogramme empirique. Enfin, un algorithme de Simulation Gaussienne Séquentielle a permis de générer des réalisations aléatoires de champ d'erreur qui respectent les conditions suivantes :

- reproduction des valeurs de l'erreur Δ aux 500 points de validation
- reproduction de la distribution empirique de l'erreur Δ observée sur les points de validation
- reproduction (en moyenne sur l'ensemble des simulations) du modèle de variogramme du champ d'erreur Δ

Les paramètres suivants ont été utilisés pour mettre en œuvre l'algorithme de Simulation Gaussienne Séquentielle sur le logiciel SGeMS (tab 7) :

Paramètre	Commentaires
Distribution	Respect de l'histogramme empirique Pas d'extrapolation en queue de distribution
Variogramme	Modèle de variogramme exponentiel : - pépite = 0,02 - portée = 500m - portée effective = 1,5 km

Tableau 7. Paramètres pour la Simulation Gaussienne Séquentielle du champ d'erreur Δ

Un total de dix champs d'erreur réalistes a été généré en suivant cette méthode (fig 17). Ces champs d'erreur simulés ont été ajoutés au Modèle Numérique de Terrain initial, pour obtenir un jeu de dix simulations de Modèle Numérique de Terrain. Ces simulations rendent compte à la fois de l'incertitude due à l'interpolation à partir des points de référence et de l'incertitude qui existe sur la valeur de l'altitude aux points de référence.

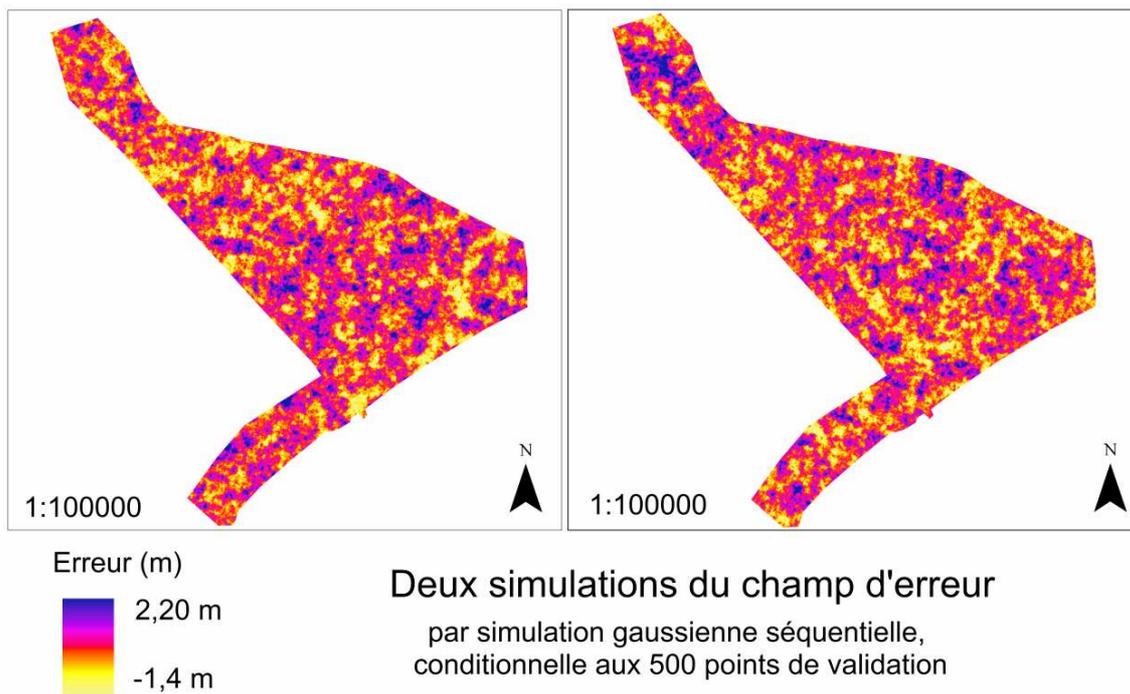


Figure 17. Simulation du champ d'erreur conditionnellement aux points de validation

ANNEXE B. Modèle d'incertitude pour la carte des enjeux

La carte des enjeux exposés aux inondations est une couche vectorielle construite à partir de la carte d'occupation des sols Corine Land Cover et d'enquêtes terrain. Chaque enjeu est décrit par quatre champs (outre son identifiant) :

- **type** de l'enjeu (bâti / activité économique / culture / camping)
- **sous-type** de l'enjeu :
 - bâti : sous-types C, D ou L selon la structure et la taille du bâtiment
 - activités économiques : sous-types T211 à T999 selon la catégorie d'activité économique
 - culture : sous-types « vigne » ou « non vigne »
 - camping : nom du camping
- **surface** de l'enjeu (m²) : calculée sous ArcGis à partir du polygone d'emprise de l'enjeu
- **seuil** de protection de l'enjeu (cm)

L'incertitude pesant sur chacun de ces champs est à la fois intrinsèque à la variable représentée (variabilité « naturelle » d'une caractéristique au sein de la population des enjeux) et épistémologique (manque de connaissance et de données pour décrire la caractéristique avec exactitude). Une description statistique a été adoptée pour décrire l'incertitude sur chaque caractéristique.

- **Incertitude sur le type et le sous-type des enjeux**

La description du type (bâti / activité économique / culture / camping) de chaque enjeu a été considérée comme certaine. En revanche, l'incertitude sur l'exactitude des sous-types (due essentiellement à des erreurs de mesure, photo-interprétation, classification...) a été décrite à l'aide d'une **matrice de confusion** pour deux catégories d'enjeu : **les cultures et le bâti**. Ces matrices (tab 8 et 9) précisent les probabilités de confusion entre les différents sous-types. Faute de données de validation disponibles, ces matrices de confusion ont été construites à dire d'expert, à partir de valeurs communément acceptées pour des données d'occupation du sol similaires.

	Vigne	Non vigne
Vigne	80%	20%
Non vigne	20%	80%

Tab 8 . Matrice de confusion pour le type « culture »

	C	L	D
C	90%	5%	5%
L	5%	90%	5%
D	5%	5%	90%

Tab 9 . Matrice de confusion pour le type « bâti »

A partir de ces matrices de confusions, des réalisations aléatoires de la carte des enjeux ont pu être générées par une procédure de Monte-Carlo (FISHER, 1991). Sur un grand nombre de réalisations, chaque enjeu respecte la distribution de sous-types donnée par la matrice de confusion. Par exemple, un polygone identifié comme « Culture – Non vigne » sur la carte d’enjeu initiale gardera son sous-type « Non vigne » pour environ 80% des simulations de la carte d’enjeu, et verra son sous-type changer vers « Vigne » pour environ 20% des simulations. De plus, sur une simulation unique de la carte des enjeux, les probabilités de confusion sont à peu près respectées sur l’ensemble de la population des enjeux (environ 80% des enjeux de sous-type « Non vigne » restent inchangés tandis que 20% changent vers un sous-type « Vigne »).

Cette description de l’incertitude sur les sous-types des enjeux reste cependant limitée : elle ne décrit aucune structure spatiale des confusions et ne prend pas en compte la surface des polygones confondus.

- **Incertitude sur la surface des enjeux**

La surface des enjeux exposés aux inondations est calculée sous ArcGis : c’est la surface des polygones représentant ces enjeux dans la couche SIG vectorielle. Pour les structures bâties, la surface nécessaire à l’estimation des dommages dus à une crue est la surface intérieure du bâtiment, qui ne tient pas compte de l’épaisseur des murs. Hors la surface estimée sous SIG est une surface totale, épaisseur des murs comprise. De plus, pour les activités économiques, la surface effectivement dédiée à l’activité commerciale au sein d’un bâtiment est généralement bien plus faible que la surface totale du bâtiment. Pour rendre compte de ces deux éléments, un correctif multiplicatif de surface, compris entre 0 et 1, est tiré dans une loi de probabilité propre à chaque type d’enjeu (tab 10), pour chacune des simulations de la carte des enjeux.

Type d’enjeu	Loi de probabilité du correctif de surface
Bâti	Uniforme dans [0.75 ; 0.85]
Activité	Uniforme[0.75 ; 0.85] x Uniforme[0.4 ; 0.6]
Culture	Fixe : 1
Camping	Fixe : 1

Tableau 10. Correctifs de surface des enjeux

- **Incertitude sur le seuil de protection des enjeux de type « bâti » et « activité économique »**

Le seuil est la hauteur (cm) de l'éventuel élément (batardeau, premier plancher surélevé) qui protège l'enjeu face aux inondations. Cinq grandes zones de bâti ont été identifiées sur l'aire d'étude. Pour chacune de ces zones, la répartition des seuils a été décrite par un histogramme empirique (tab 11), bâti à partir d'un échantillonnage sur le terrain. Pour chacune des simulations de la carte des enjeux, le seuil s de chaque enjeu (de type bâti ou activité économique) est tiré aléatoirement dans cette distribution empirique, selon la zone à laquelle appartient l'enjeu considéré.

Zone	P(0<s <10cm)	P(10<s<30 cm)	P(30<s<50cm)	P(50<s<70cm)	P(70<s<100cm)
0	0	0.1	0.2	0.4	0.3
1	0.9	0.1	0	0	0
2	0	0.8	0.2	0	0
3	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2
4	0	0.1	0	0.7	0.2

Tableau 11. Distribution des seuils pour les enjeux de type « bâti » et « activité économique »

- **Incertitude sur le seuil de protection des enjeux de type « culture » et « camping »**

De même que des éléments de protection peuvent être placés pour protéger des inondations des enjeux de type « bâti » ou « activité économique », la notion de seuil s'applique aussi aux enjeux de type « culture » ou « camping ». Dans ce cas, le seuil (mesuré en cm) décrit soit un élément de protection (surélévation d'une zone du camping, fossé de protection...) ou bien un élément aggravant (zone localement plus basse, etc...), qui vient modifier (positivement ou négativement) la hauteur de submersion d'un enjeu lors d'une inondation. Les données sur ces seuils, qui sont des éléments locaux et ponctuels, sont peu nombreuses. En conséquence, ils ont été considérés incertains et modélisés par une loi de probabilité uniforme, dans [-20cm ; 20cm] pour les enjeux de type « culture » et dans [-30cm ; 30cm] pour les enjeux de type « camping ». Ces valeurs sont issues d'observations empiriques faites sur le terrain.

ANNEXE C. Propagation des incertitudes – Monte-Carlo

L'analyse de sensibilité de Sobol s'appuie sur deux échantillons quasi-aléatoires (ou $LP-\tau$) tirés dans l'espace des variables d'entrée. Ces deux échantillons sont ensuite combinés et permutés un certain nombre de fois, et le modèle évalué pour chacun des jeux de variables d'entrée obtenu.

Plus précisément, la procédure à suivre pour générer l'échantillon complet pour l'analyse de sensibilité de Sobol est la suivante (pour un nombre de variables d'entrée k) :

- choisir un entier L (taille de base de l'échantillonnage)
- générer deux matrices A et B de dimension $L \times k$ par un échantillonnage quasi-aléatoire dans l'espace des k variables d'entrée. Chaque ligne de A ou de B est un jeu de variables qui peut être utilisé en entrée du modèle étudié. La $i^{\text{ème}}$ colonne de A ou de B est un échantillon de valeurs possibles pour la $i^{\text{ème}}$ variable d'entrée, tiré dans sa distribution de probabilité.
- pour i allant de 1 à k , opérer une permutation pour la variable d'entrée i (fig 18) :
 - créer une matrice D_i , identique à la matrice A , sauf dans sa $i^{\text{ème}}$ colonne qui est celle de B
 - créer une matrice C_i , identique à la matrice B , sauf dans sa $i^{\text{ème}}$ colonne qui est celle de A

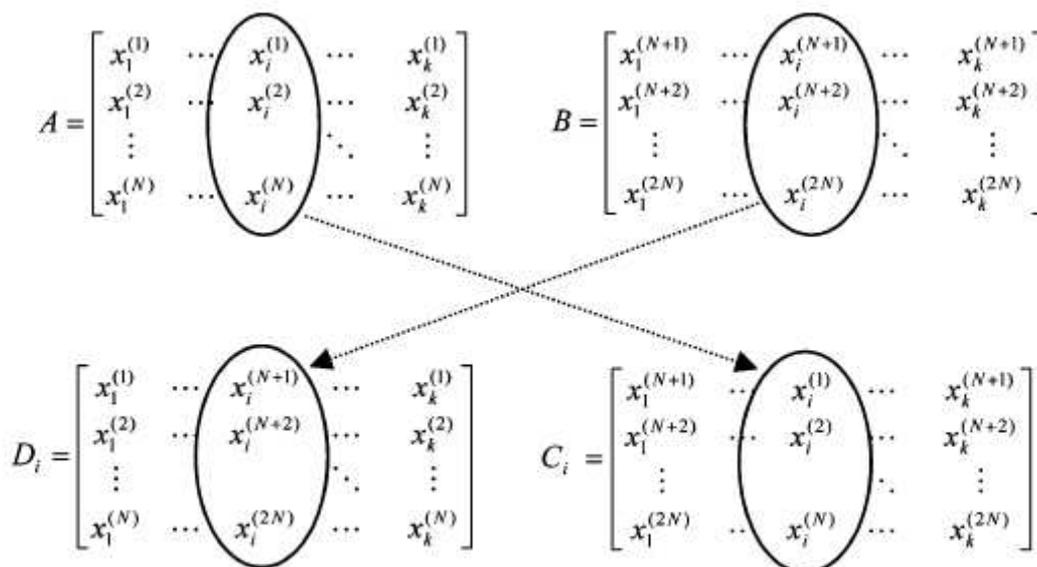


Figure 18. Permutations des échantillons pour la $i^{\text{ème}}$ variable d'entrée

L'ensemble des matrices A , B et de toutes les matrices C_i et D_i constitue l'échantillonnage total pour l'analyse de sensibilité de Sobol. Il est de taille $2 \times L \times (k + 1)$. Pour propager les incertitudes à travers le modèle, celui-ci doit ensuite être évalué pour chacune des lignes de l'échantillon, c'est-à-dire pour

chacun des jeux de variables d'entrée obtenu. Les valeurs des sorties du modèle pour chaque ligne de l'échantillon permettront ensuite de calculer les indices de sensibilité de Sobol pour chacune des variables d'entrée.

La figure 19 présente un exemple d'un tel échantillonnage sur le modèle ACBDE ($L = 56$ et $k = 8$).

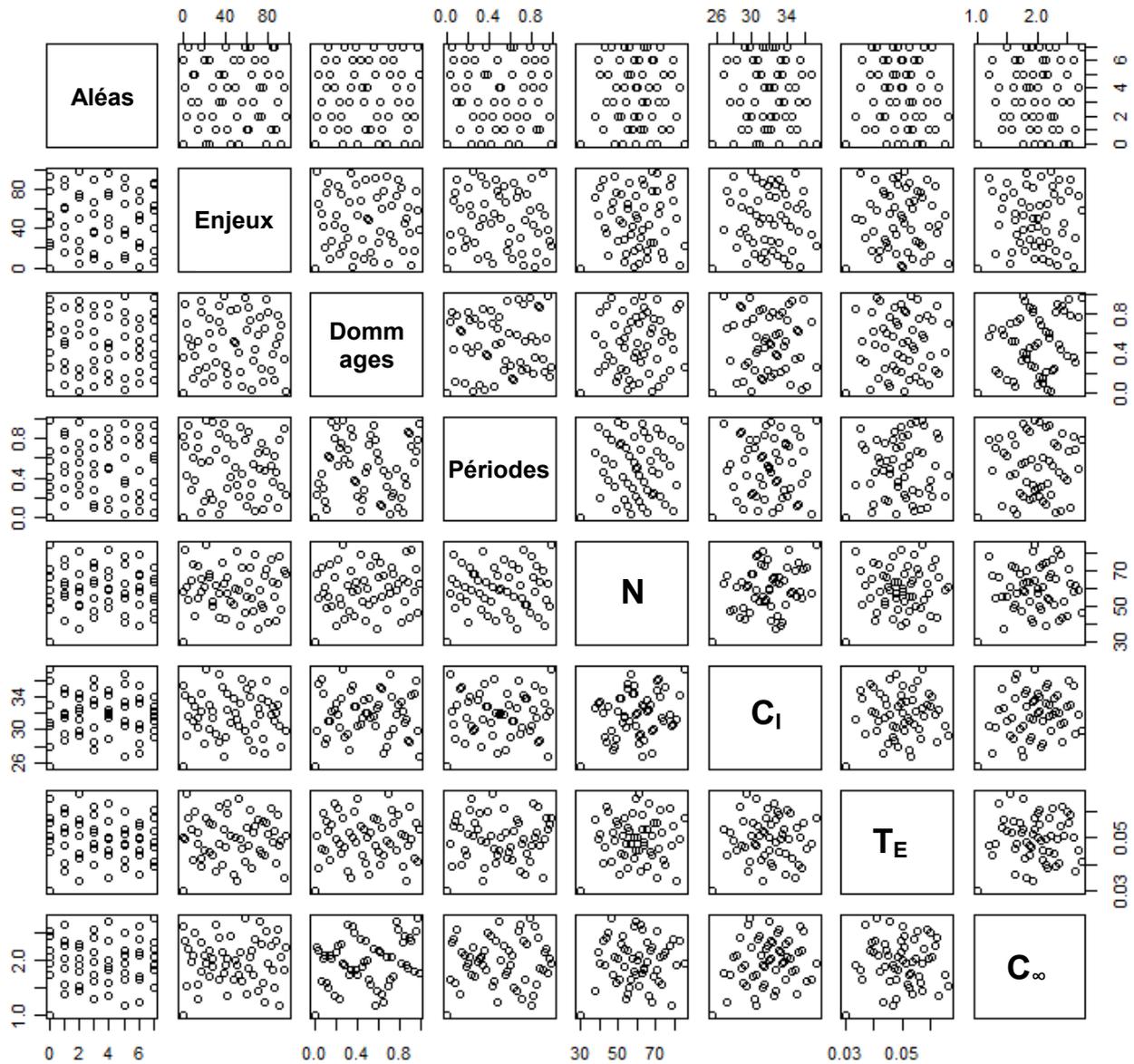


Figure 19. Echantillonnage des huit variables d'entrée du modèle ACBDE – $L = 56$

ANNEXE D. Indices de sensibilité de Sobol

L'approche de Sobol propose de calculer pour chaque facteur d'entrée deux indices de sensibilité, appelés **indices de Sobol**. Ces indices évaluent comment le caractère incertain de chaque variable d'entrée influe sur la variabilité de la sortie du modèle. Les indices dits *de premier ordre* traduisent l'influence de chaque variable prise de manière isolée. Les indices dits *totaux* traduisent l'influence de chaque variable et des interactions qu'elle a avec les autres variables. Le calcul de ces indices est fondé sur la décomposition de la variance de la sortie d'intérêt en variances conditionnelles.

L'indice S_i du premier ordre pour la variable X_i est compris entre 0 et 1, il est donné par :

$$S_i = \frac{V_i}{V} = \frac{V_{X_i}(E_{X_{-i}}(Y|X_i))}{V}$$

où :

- Y est la variable d'intérêt (sortie du modèle)
- $E_{X_{-i}}(Y|X_i)$ est l'espérance conditionnelle obtenue lorsque X_i est considérée fixe
- V est l'espérance globale de la sortie d'intérêt

L'indice total S_{Ti} pour la variable X_i est donné par :

$$S_{Ti} = 1 - \frac{V_{-i}}{V} = 1 - \frac{V_{X_{-i}}(E_{X_i}(Y|X_{-i}))}{V}$$

où :

- Y est la variable d'intérêt (sortie du modèle)
- $Y|X_{-i}$ est la variable aléatoire égale à « Y connaissant toutes les variables autres que X_i »
- $E_{X_i}(Y|X_{-i})$ est l'espérance conditionnelle obtenue lorsque toutes les variables autres que X_i sont considérées fixes.

Les indices de sensibilité de Sobol présentent plusieurs propriétés :

- la somme des indices de premier ordre est toujours inférieure ou égale à 1. La différence $1 - \sum_i S_i$ représente le poids de l'interaction entre facteurs d'entrée dans la variabilité de la sortie du modèle.

- les indices totaux sont supérieurs ou égaux aux indices de premier ordre. La différence $S_{Ti} - S_i$ indique le poids des interactions entre la variable étudiée X_i et les autres variables.

Grâce aux valeurs des sorties du modèle, obtenues pour chaque ligne de l'échantillon tiré dans l'espace des variables d'entrée, les indices S_i et S_{Ti} peuvent être estimés pour chaque variable X_i (mais pas calculés de manière exacte).

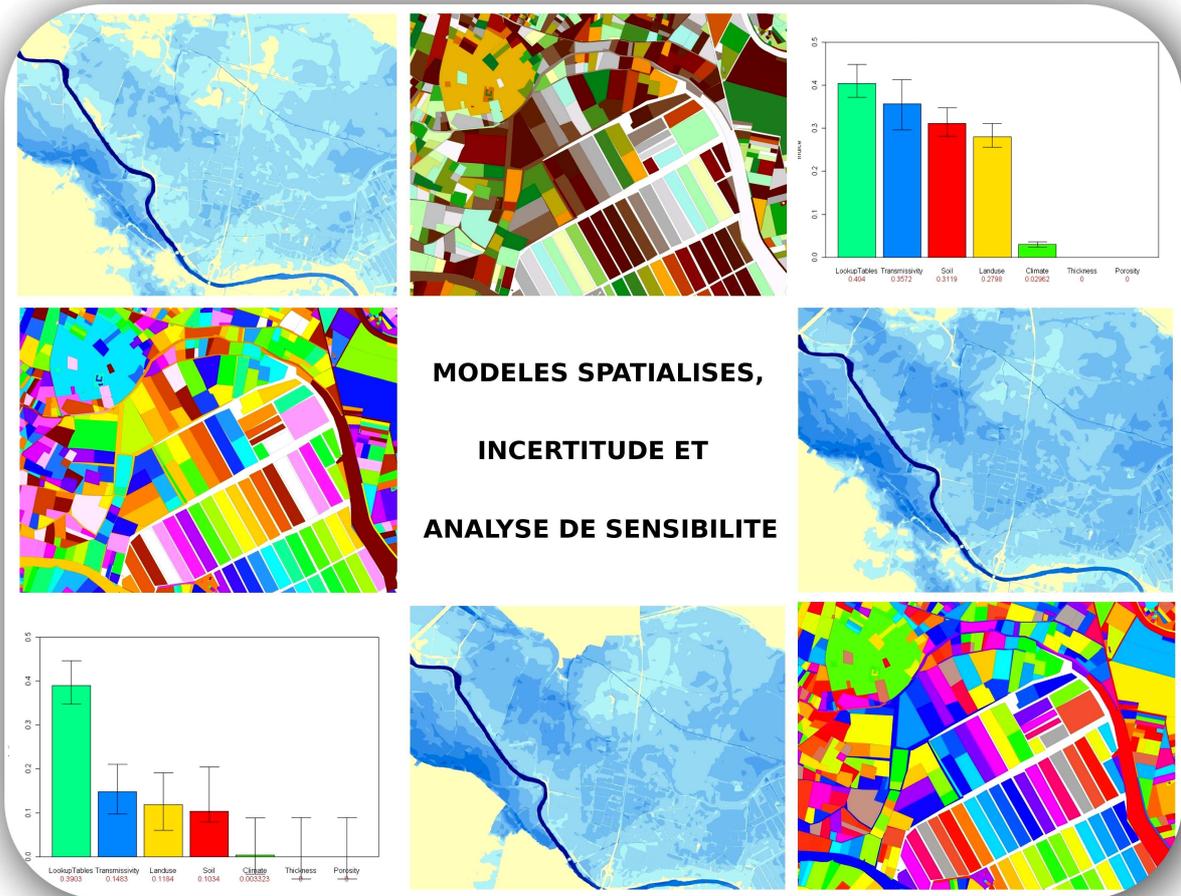
Une estimation de l'indice de premier ordre S_i est donnée par la moyenne des huit estimateurs suivants :

$$\begin{aligned} \hat{S}_i^I &= \frac{y_A \cdot y_C - y_A \cdot y_B}{y_A \cdot y_A - y_A \cdot y_B} & \hat{S}_i^{II} &= \frac{y_A \cdot y_C - y_A \cdot y_B}{y_B \cdot y_B - y_A \cdot y_B} \\ \hat{S}_i^{III} &= \frac{y_A \cdot y_C - y_C \cdot y_D}{y_C \cdot y_C - y_C \cdot y_D} & \hat{S}_i^{IV} &= \frac{y_A \cdot y_C - y_C \cdot y_D}{y_D \cdot y_D - y_C \cdot y_D} \\ \hat{S}_i^V &= \frac{y_B \cdot y_D - y_A \cdot y_B}{y_A \cdot y_A - y_A \cdot y_B} & \hat{S}_i^{VI} &= \frac{y_B \cdot y_D - y_A \cdot y_B}{y_B \cdot y_B - y_A \cdot y_B} \\ \hat{S}_i^{VII} &= \frac{y_B \cdot y_D - y_C \cdot y_D}{y_C \cdot y_C - y_C \cdot y_D} & \hat{S}_i^{VIII} &= \frac{y_B \cdot y_D - y_C \cdot y_D}{y_D \cdot y_D - y_C \cdot y_D} \end{aligned}$$

où y_A, y_B, y_C et y_D représentent le vecteur de dimension $L \times 1$ des valeurs de la sortie d'intérêt obtenues pour l'échantillon correspondant respectivement à la matrice A, B, C et D (voir annexe C).

Une estimation de l'indice total S_{Ti} est donnée par la moyenne des quatre estimateurs suivants :

$$\begin{aligned} \hat{S}_{Ti}^I &= \frac{y_A \cdot y_A - y_A \cdot y_D}{y_A \cdot y_A - L \times \left(\frac{1}{L} \sum y_A \right)^2} & \hat{S}_{Ti}^{II} &= \frac{y_D \cdot y_D - y_A \cdot y_D}{y_D \cdot y_D - L \times \left(\frac{1}{L} \sum y_D \right)^2} \\ \hat{S}_{Ti}^{III} &= \frac{y_B \cdot y_B - y_B \cdot y_C}{y_B \cdot y_B - L \times \left(\frac{1}{L} \sum y_B \right)^2} & \hat{S}_{Ti}^{IV} &= \frac{y_C \cdot y_C - y_B \cdot y_C}{y_C \cdot y_C - L \times \left(\frac{1}{L} \sum y_C \right)^2} \end{aligned}$$



Résumé

L'analyse des incertitudes qui pèsent sur les entrées et les sorties d'un modèle environnemental est une étape incontournable dans la construction d'outils utiles aux décideurs, notamment dans le domaine de la gestion des risques naturels. L'objet de cette thèse professionnelle SILAT, commanditée par le CEMAGREF (UMR G-EAU), est de contribuer à une meilleure prise en compte des incertitudes dans le modèle « Analyse Coût Bénéfice – Dommages Evités » (ACBDE), outil spatialisé qui permet d'évaluer économiquement des projets de protection contre le risque d'inondation. Une analyse de sensibilité globale (méthode de Sobol), prenant en compte les incertitudes pesant sur les variables d'entrée spatialisées (Modèle Numérique de Terrain et carte des enjeux), a été appliquée à l'outil ACBDE. Le caractère incertain de chaque facteur d'entrée a été décrit par une distribution de probabilité ou par des simulations géostatistiques. Ces incertitudes ont ensuite été propagées à travers le modèle par une procédure stochastique de type Monte-Carlo. Enfin, des indices de sensibilité (indices de Sobol) ont été calculés pour chaque facteur d'entrée du modèle. Cette démarche a permis d'évaluer la robustesse des résultats fournis par l'outil ACBDE, ainsi que d'identifier les variables d'entrée dont le caractère incertain influence le plus la variabilité des sorties du modèle.

Abstract

Complex spatial models are developed to support decision making processes in various field of environmental management. These models use environmental data that is spatially distributed and is always partly uncertain. Sensitivity and uncertainty analysis techniques should be used to assess the impact of the propagation of uncertainties in these models. Sensitivity analysis techniques aim at examining the extent of output variation of a model when parameters are systematically varied over a range of interest. Here, spatial Sobol sensitivity analysis has been applied to CBA – AD (“Cost Benefit Analysis – Avoided Damages”), a tool for flood risk assesment. Based on spatially distributed models, this tool is used to assess the economic efficiency of projects for flood risk mitigation. All sources of uncertainty in the models have been described through probabilistic distributions or through geostatistical simulations. These uncertainties were then propagated through the model with a stochastic Monte-Carlo process. Finally, Sobol' sensitivity indices were computed for each uncertain model inputs. They allowed the robustness of model predictions to be checked, and the most influential model inputs to be identified.

Mots-clés

Modèles spatialisés; Incertitude; Analyse de sensibilité; Sobol; Monte-Carlo; Inondation; Risque