



Surfaces de réponse sous incertitude normative: Ambiguité et agrégation dans une analyse ascendante de vulnérabilité des systèmes hydriques

Thèse

Thibaut Lachaut

Doctorat en génie des eaux
Philosophiæ doctor (Ph. D.)

Québec, Canada

Surfaces de réponse sous incertitude normative
Ambiguïté et agrégation dans une analyse ascendante de
vulnérabilité des systèmes hydriques

Thèse

Thibaut Lachaut

Sous la direction de:

Amaury Tilmant, directeur de recherche

Résumé

L'incertitude profonde pesant sur l'évolution future des systèmes hydriques représente un défi considérable pour leur modélisation et planification. En réponse à ce défi, plusieurs approches, qualifiées d'ascendantes, proposent une inversion de paradigme, en employant une démarche d'aide à la décision robuste plutôt que prédictive. Parmi ces approches, la surface de réponse est un outil fréquent permettant de comparer des décisions alternatives sous forte incertitude. Cette méthode consiste à modéliser la performance d'un système hydrique pour un grand nombre de conditions possibles, échantillonées en fonction d'un nombre limité de variables, nommées stresseurs, afin d'identifier deux ensembles : l'espace des conditions acceptables et l'espace des conditions inacceptables, selon que la performance simulée du système y satisfait ou non un seuil d'acceptabilité.

Pour comparer différentes options envisagées, ce type de méthode nécessite cependant de dé-partager, dans l'espace des conditions possibles, les régions acceptables ou inacceptables en traçant un front net et unique. Les recommandations de l'analyse sont donc soumises à une incertitude normative pesant sur ce front d'acceptabilité : comment définir une performance acceptable ? Acceptable pour qui ? La présente thèse de doctorat intègre l'effet de cette incertitude normative sur une surface de réponse à travers deux axes : ambiguïté et équité. L'ambiguïté est une incertitude normative sur la capacité des acteurs d'un système hydrique à fournir un seuil précis. L'équité porte sur les conséquences des choix d'agrégation des acteurs entre lesquels la performance du système peut varier considérablement.

L'ambiguïté du seuil est traduite en logique floue et intégrée à l'incertitude hydroclimatique propre à la surface de réponse. Une méthodologie est proposée pour combiner deux incertitudes de nature très différente, la stochasticité de la surface de réponse et l'ambiguïté de son évaluation, à travers une régression logistique agrégée et une mesure de possibilité. La méthode est illustrée à travers une modélisation du système de réservoirs du Haut Saint-François (Québec méridional, Canada), sous l'angle de la protection face aux inondations. L'équité est analysée en paramétrant des méthodes d'agrégation selon différentes priorités et appliquées à un grand nombre d'usagers. Cela permet d'identifier quels niveaux d'agrégation conduisent à recommander une politique ou une autre. Un modèle multi-agent du système hydrique Jordanién est utilisé pour simuler l'approvisionnement inégal en eau potable des ménages et l'effet

de différentes politiques de développement d'infrastructures ou de restructuration de l'approvisionnement.

Les résultats montrent comment ces incertitudes normatives peuvent modifier la recommandation d'une analyse de vulnérabilité et comment intégrer ces incertitudes à la surface de réponse. Dans le cas du système du Haut Saint-François, les surfaces de réponse illustrent comment les niveaux de possibilité sont modifiés par le seuil flou et sa fonction d'appartenance, affectant potentiellement la recommandation. Dans le cas Jordanien, le choix d'agrégation modifie fortement la surface de réponse, parfois plus que les politiques augmentant les ressources disponibles. Les résultats montrent aussi les effets non-linéaires que divers types de distribution statistique de l'approvisionnement en eau peuvent avoir sur les surfaces de réponse. Les niveaux d'agrégation menant à différentes préférences sont identifiables, permettant d'établir une relation entre les options disponibles, choix social et incertitude profonde afin d'expliquer les arbitrages et favoriser la délibération. En proposant des outils pour intégrer ces incertitudes normatives aux approches ascendantes d'analyse des systèmes hydriques, ce travail ouvre également des pistes de recherche futures telles que la combinaison de ces deux approches par agrégation de seuils flous, ou leur inclusion au sein de cadres plus vastes d'analyse de vulnérabilité hydrique.

Table des matières

Résumé	ii
Table des matières	iv
Liste des tableaux	vi
Liste des figures	vii
Remerciements	ix
Avant-propos	x
Introduction	1
Bibliographie	4
1 Revue de littérature	6
1.1 Incertitude profonde et méthodes ascendantes	6
1.2 La surface de réponse	7
1.3 Intégration de l'incertitude à la surface de réponse	8
1.4 Seuils ambigus, choix d'agrégation	9
Bibliographie	11
2 Méthodologie	17
2.1 Surface de réponse et incertitude normative	17
2.2 Ambiguïté du seuil d'acceptabilité	23
2.3 Agrégation et équité	27
Bibliographie	32
3 Article : "Possibilistic response surfaces : incorporating fuzzy thresholds into bottom-up flood vulnerability analysis"	34
Résumé	34
Abstract	35
3.1 Introduction	35
3.2 Methods	38
3.3 Application	45
3.4 Results	49
3.5 Discussion	54
3.6 Conclusions	56
References	57

4 Article : "Aggregation and representativeness in bottom-up vulnerability assessment : the case of Jordanian households' water supply"	65
Résumé	65
Abstract	66
4.1 Introduction	67
4.2 Methodology	69
4.3 Application	74
4.4 Results	81
4.5 Discussion	91
References	95
5 Discussion	101
5.1 Apports de la recherche	101
5.2 Limites de la démarche	103
5.3 Réflexions et pistes de recherche	105
Bibliographie	106
Conclusion	108
A Modélisation HEC-ResSim de l'opération des réservoirs du Haut Saint-François	109
B Jordan Water Model : Formulation du module WAJ	114
B.1 Présentation	114
B.2 Algorithme d'allocation	115
B.3 Ajustement face à l'épuisement des eaux souterraines	119
C Article 2, matériel supplémentaire	122
C.1 Policy design	122
C.2 Additional results	125

Liste des tableaux

4.1	Définition des politiques simulées	80
4.2	Classement des préférences par intervalles de quantiles	86
4.3	Classement des préférences par intervalles de p (moyenne généralisée)	89
C.1	Coefficients de corrélation régionaux entre revenu et indice de robustesse	127
C.2	Analyse de sensibilité sur θ , intervalles de préférence, quantiles	130
C.3	Analyse de sensibilité sur θ , intervalles de préférence, moyenne généralisée	131

Liste des figures

2.1	Surface de réponse générique	19
2.2	Incertitudes de la surface de réponse	20
2.3	Effet de pentes de performance différentes selon le type d'incertitude	22
2.4	Représentation d'un ensemble flou	24
2.5	Échantillonnage des coupes- α	27
2.6	Surface de réponse pour différents niveaux d'agrégation	29
2.7	Niveaux d'agrégation et préférence	32
3.1	Surface de réponse générique (article 1)	39
3.2	Représentation d'un ensemble flou (article 1)	41
3.3	Seuil flou et pentes de performance différentes	43
3.4	Echantillonnage des coupes- α (article 1)	45
3.5	Système hydrique du Haut Saint-François	46
3.6	Surface de réponse : fiabilité face aux inondations	50
3.7	Acceptabilité des points échantillonnés	51
3.8	Régression logistique et projections GCM	52
3.9	Régressions logistiques comparées	53
4.1	Surface de réponse générique (article 2)	69
4.2	Surface de réponse pour différents niveaux d'agrégation (article 2)	71
4.3	Intervalles d'agrégation et classement par préférence (article 2)	74
4.4	Système hydrique Jordanien et modèle multi-agent	75
4.5	Surface de réponse moyenne	81
4.6	Surfaces de réponse par quantiles	83
4.7	Fonction de répartition de l'indice RI	85
4.8	Analyse par revenu	86
4.9	Surfaces de réponse par moyenne généralisée	88
4.10	Indice RI et paramètre de moyenne généralisée	89
4.11	Fonctions de répartition de la consommation d'eau potable	90
A.1	Diagramme de flux des règles conditionnelles de gestion du lac Saint-François .	110
A.2	Diagramme de flux des règles conditionnelles de gestion du lac Aylmer	111
A.3	Schéma explicatif du calcul du volume excédentaire	112
A.4	Niveau du lac Aylmer en fonction du volume excédentaire anticipé au lac Saint-François	113
B.1	Illustrations graphiques des problèmes de minimisation quadratique.	117
C.1	Carte des gouvernorats, Jordanie	125

C.2 Distribution du RI par décile de revenu	126
C.3 Distribution du RI par gouvernorat	128
C.4 Coefficient de Gini de l'usage de l'eau sur la surface de réponse	132

Remerciements

Tout d'abord, je souhaite remercier mon directeur de recherche Amaury Tilmant pour son suivi, ses conseils et sa grande disponibilité tout au long de ce doctorat. Merci aussi à Elmira Hassanzadeh, François Anctil, et Geneviève Pelletier pour avoir accepté de constituer mon jury de thèse. Mes remerciements vont également aux collègues du Jordan Water Project pour ce travail collectif qui a ouvert les possibilités exploitées dans ce doctorat ; en particulier Jim Yoon et Christian Klassert pour leurs apports comme co-auteurs, et Samer Talozi pour l'aide apportée en Jordanie aux côtés de Yazzan Haddad et Marwan Shamekh. Merci également à Jean-Philippe Marceau, Alexandre Mercille et Xavier Faucher pour leur apport à la modélisation du Haut Saint-François, ainsi qu'aux équipes du Centre d'Expertise Hydrique du Québec et du Ministère de l'Eau de Jordanie pour leur disponibilité. Je remercie le Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada, le Forum Belmont et le Ministère de l'Environnement et de la Lutte contre les changements climatiques du Québec, pour le soutien financier apporté à ce travail de recherche.

Enfin, toutes mes pensées et ma reconnaissance vont à mes proches – ma camarade, ma famille, les belles amitiés nouées au Québec ou maintenues en Europe – dont le soutien, l'encouragement et l'affection ont été essentiels à la conclusion de cette entreprise.

Avant-propos

La présente thèse de doctorat fait état des travaux de recherche réalisés entre Septembre 2013 et Janvier 2022 au Département de génie civil et génie des eaux de l'Université Laval, sous la direction du professeur Amaury Tilmant. Ce travail a également fait partie d'un projet international Belmont Forum / G8, "*Integrated Analysis of Freshwater Resources Sustainability in Jordan*" ou *Jordan Water Project*; ainsi que d'un projet pour le Centre d'Expertise Hydrique du Québec, "Étude visant l'adaptation de la gestion des barrages du système hydrique du Haut-Saint-François à l'impact des changements climatiques dans le cadre du Plan d'action 2013–2020 sur les changements climatiques (PACC 2020 ; Fonds vert)".

Ce travail de recherche est ici présenté sous la forme d'une thèse avec insertion d'articles. Après une introduction générale amenant la question de recherche de la thèse, ce document inclut une revue de littérature sur les méthodes ascendantes, un chapitre méthodologique couvrant l'aspect théorique des travaux de recherche, puis introduit les deux articles en premier auteur (en Anglais) réalisés dans le cadre du doctorat :

- **Article 1, publié :** Lachaut, T. and Tilmant, A. : Possibilistic response surfaces : incorporating fuzzy thresholds into bottom-up flood vulnerability analysis, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 25, 6421–6435, <https://doi.org/10.5194/hess-25-6421-2021>, 2021.
- **Article 2, soumis :** Lachaut, T., Yoon, J., Klassert, K., and Tilmant, A. : Aggregation in bottom-up vulnerability assessment and equity implications : the case of Jordanian households' water supply, 2022.

(Contributions : conception de la recherche par TL et AT, développement des modules par JY, CK et TL, simulations, analyse de données et écriture par TL, révisions et améliorations du texte par JY, CK et AT.)

S'ensuit un chapitre de discussion couvrant les deux articles et les questions ouvertes qu'ils amènent, puis une conclusion générale.

Le choix est fait pour cette thèse de mettre l'accent sur le raisonnement conceptuel et les choix de simulation plutôt que sur le travail de modélisation en tant que tel. Les annexes contiennent des éléments de ce travail de modélisation propre à chaque cas d'étude, peu couvert dans les

articles d'orientation plus théorique, ainsi que les contributions à d'autres publications. L'annexe A apporte quelques éléments de modélisation HEC-ResSim de l'opération des barrages du Haut Saint-François, Québec méridional. Le rapport sus-cité, produit en partenariat avec le CEHQ, couvre plus en détail le développement du modèle lui-même. L'annexe B décrit le travail de conceptualisation du module Python d'allocation gouvernementale contribuant au Jordan Water Project, coopération internationale ayant développé un modèle intégré du système hydrique jordanien. L'annexe C reprend la section d'information supplémentaire de l'article 2. Le modèle intégré est présenté plus en détail dans la publication en auteur secondaire 1 (Yoon et al., 2021) et utilisé dans l'article 2 de cette thèse.

Les publications en auteur secondaire au titre de ce travail de doctorat sont indiquées ci-dessous. Les contributions comme co-auteur incluent : le développement Python d'un module d'allocation des ressources en eau simulant les choix gouvernementaux et le système d'acheminement inter-régional, s'insérant dans l'architecture d'ensemble du modèle ; la collecte de données et rapports auprès des autorités Jordaniennes ; les révision et suggestions apportées aux manuscrits.

- **Article supplémentaire 1, publié** : Yoon, J., Klassert, C., Selby, P., Lachaut, T., Knox, S., Avisse, N., Harou, J., Tilmant, A., Klauer, B., Mustafa, D., Sigel, K., Talozi, S., Gawel, E., Medellín-Azuara, J., Bataineh, B., Zhang, H., and Gorelick, S. M. : A coupled human–natural system analysis of freshwater security under climate and population change, Proceedings of the National Academy of Sciences, 118, <https://doi.org/10.1073/pnas.2020431118>, publisher : National Academy of Sciences Section : Physical Sciences, 2021.
- **Article supplémentaire 2, soumis** : Klassert, C., Yoon, J., Sigel, K., Klauer, B., Talozi, S., Lachaut, T., Selby, P., Knox, S., Avisse, N., Tilmant, A., Harou, J., Mustafa, D., Medellín-Azuara, J., Bataineh, B., Zhang, Gawel, E., Gorelick, S. M. : Unexpected growth of an illegal water market, 2022.

Finalement, certains aspects de cette recherche ont été présentés lors des conférences suivantes :

- **Présentation orale** : Lachaut, T. : Crises de l'eau en Jordanie : vers une analyse multi-agent. Institut Eau Développement Société, Québec, Colloque 2016.
- **Présentation orale** : Lachaut, T, Yoon, J., Klassert, C., Talozi, S., Mustafa, D., Knox, S., Selby, Haddad, Y., Gorelick, S. M. and Tilmant, A : A Bottom-up Vulnerability Analysis of Water Systems with Decentralized Decision Making and Demographic Shifts—the Case of Jordan. American Geophysical Union, San Francisco, Fall Meeting 2016, abstract H33Q-03

Introduction

L'incertitude est un enjeu omniprésent au sein des sociétés humaines. La réduction de l'incertitude liée aux phénomènes naturels, et des risques associés, est un moteur central de développement dès l'apparition des premières civilisations. L'agriculture et la poterie permettent de réduire l'incertitude pesant sur la disponibilité de nourriture, que ce soit à échelle spatiale en ne dépendant plus des déplacements du gibier, ou temporelle en assurant la conservation des aliments à travers l'année. Cette prévisibilité face aux aléas naturels donne une marge de manœuvre nouvelle, permettant d'investir dans des projets plus ambitieux. Les révolutions scientifique puis industrielle accélèrent ce processus de contrôle sur l'incertitude liée aux phénomènes naturels ou leurs conséquences.

Cependant, à mesure que s'accroît la capacité humaine à contrôler son environnement, de nouvelles formes d'incertitudes croissent, sous l'effet direct des innovations technologiques, leur utilisation économique et les externalités qu'elle génèrent. En 1986, le sociologue Ulrich Beck décrit un phénomène structurant les sociétés industrielles génératrices de nouveaux risques, sous le concept de "Société du Risque" (Beck, U., 1986). Chez Beck, la perception des risques s'appliquait surtout aux accidents technologiques, notamment polluants. L'accident de Tchernobyl survient la même année. Depuis, d'autres incertitudes d'origine anthropique deviennent de plus en plus centrales : le réchauffement climatique et la destruction de la biodiversité sont autant d'externalités des systèmes économiques humains tendant à rendre le futur plus imprévisible, augmentant les risques climatiques, alimentaires, sanitaires, etc. Ainsi se noue sur la fin du II^e millénaire une tension entre réduction de l'incertitude naturelle grâce à un certain développement technologique et économique, et augmentation de l'incertitude de par la portée planétaire de cette transformation. A échelle globale, ce phénomène fait écho au concept plus large de limites planétaires (Rockström et al., 2009) ou à celui d'Anthropocène soulignant le rôle central de l'humanité à échelle géologique - un rôle qu'il faut cependant nuancer par la distribution très inégale des responsabilités.

Ce processus historique entre contrôle accru sur les aléas naturels et nouvelles incertitudes s'illustre dans le domaine de la gestion des ressources en eau. Dès l'Antiquité, les infrastructures hydrauliques permettent de réduire l'incertitude spatio-temporelle sur la ressource en eau, depuis les systèmes de réservoirs du delta du Yangtze (Liu et al., 2017) ou de la vallée de

l'Indus dès le IIIe millénaire av. J.-C., jusqu'aux grands travaux de l'époque romaine. Là aussi, les révolutions scientifiques et industrielles accélèrent ce processus. D'une part, de nouvelles capacités techniques et productives facilitent le développement de grandes infrastructures : hydraulique urbaine et assainissement, grands réservoirs, canalisations des cours d'eau. Déjà, l'humanité contrôle la majorité des fluctuations de volume d'eau de surface dans le monde (Cooley et al., 2021).

D'autre part, le développement de la statistique dès le XVIIe siècle permet une meilleure compréhension des fluctuations naturelles : en disposant d'observations sur une certaine période, et en postulant la stationnarité des phénomènes hydroclimatiques, la variabilité des séries temporelles (de précipitations, de débits) peut être calculée et maîtrisée sous forme de probabilités. Cela permet de dimensionner et d'optimiser les ouvrages hydrauliques pour des niveaux de protection précis, tels que certaines ampleurs de crue ou de sécheresse associées à un temps de retour spécifique. Enfin l'informatique et les capacités de mesure permettent le développement de modèles météorologiques et hydrologiques assurant une capacité de prédiction toujours croissante. De nouveau, ce contrôle croissant sur le cycle de l'eau se voit mis au défi par de nouvelles incertitudes, tant à échelle locale que globale.

A l'échelle des bassins versants, le développement non-coordonné des infrastructures, la croissance rapide de la demande en eau, et la réduction de sa disponibilité de par la surexploitation et la pollution des ressources hydriques, mènent à la « fermeture » de ces bassins versants (Molle et al., 2010) où les flux sont entièrement alloués aux activités humaines. Sans marge de manœuvre, les conflits d'usage sont plus intenses, exacerbant l'effet d'autres incertitudes pesant, par exemple, sur les précipitations. En retour, cette incertitude hydroclimatique représente le caractère global de ce basculement entre contrôle accru et nouvelles incertitudes. Le changement climatique introduit une incertitude majeure, remettant en cause le postulat de stationnarité (Milly et al., 2008), puisque les phénomènes climatiques à la racine des fluctuations naturelles sont eux-mêmes considérablement modifiés, sans retour prévisible à un quelconque nouvel état stationnaire.

Face à cette "crise de la stationnarité" sont proposées depuis les années 2000 de nouvelles méthodes d'évaluation et de planification des ressources en eau sous forte incertitude, centrées sur l'analyse de vulnérabilité. Ces méthodes proposent une inversion de paradigme, passant d'une démarche prédictive à une démarche robuste. Plutôt que de prendre des décisions d'investissement optimisées pour les conditions futures *les plus probables*, elles prônent la recherche de performances acceptables sur un grand nombre de futurs possibles sur lesquels on dispose d'informations insuffisantes.

Ces méthodes cherchent donc à identifier l'ensemble des conditions futures menant à un résultat particulier - une performance acceptable du système hydrique -, plutôt que les résultats découlant de conditions futures spécifiques, considérées comme les plus probables ou issues de

projections (climatiques, démographiques...). Autrement dit : on ne cherche pas à connaître les effets de certaines causes, mais l'ensemble des causes menant à un certain effet.

Cette inversion de paradigme leur vaut l'appellation d'approches inverses (Maier et al., 2016). Elles sont souvent qualifiées d'ascendantes ("bottom-up") par opposition aux techniques plus courantes dites "top-down" ou descendantes (Dessai and Hulme, 2004) traduisant des projections globales, par exemple climatiques, à l'échelle locale. Enfin ces approches sont aussi considérées comme "centrées sur la décision" (Brown et al., 2012; Kim et al., 2019), car la formulation du problème s'articule autour de l'objectif à atteindre, soit une performance du système hydrique considérée comme satisfaisante quand elle dépasse un certain seuil. En comparaison, les approches descendantes *projettent* une certaine évolution de l'état d'un système, indépendamment des critères de décision intervenant seulement à un stade ultérieur de l'analyse.

Les approches inverses peuvent prendre la forme d'une surface de réponse : la performance du système hydrique est modélisée pour un grand nombre de scénarios, échantillonés de façon régulière sur quelques variables clés décrivant l'ensemble des futurs possibles (température, précipitations annuelles, etc.). La proportion de la surface où la performance du système est jugée satisfaisante - le domaine acceptable - permet de comparer des décisions alternatives de gestion ou planification des ressources.

Cette inversion de paradigme peut également comporter des inconvénients. De par sa dépendance à un seuil d'acceptabilité, autrement dit à un critère de décision, elle risque de remplacer un arbitraire par un autre. Dans un recueil sur ces techniques de décision sous incertitude profonde, Marchau et al. (2019) proposent trois grandes sources d'incertitude pesant sur un système : son contexte extérieur, son fonctionnement et son évaluation. Cette troisième source d'incertitude, que l'on qualifiera ici de *normative*, est particulièrement sensible pour les approches inverses entièrement fondées sur un seuil d'acceptabilité. Comment définir ce qui est acceptable ? Acceptable pour qui ? Dans les approches descendantes, plus courantes, ces questions peuvent être laissées à la délibération collective. Dans les approches ascendantes, elles conditionnent la formulation du problème.

L'intégration des parties prenantes dans l'aide à la décision utilisant les méthodes ascendantes permet de répondre en partie à ces questions. Dès leur conception, le but de ces méthodes a été de permettre aux acteurs locaux de déterminer les seuils d'acceptabilité en amont de toute analyse. L'analyse ainsi faite devrait leur fournir une recommandation centrée sur leurs besoins (Dessai and Hulme, 2004). Cependant, la formulation de la surface de réponse doit disposer d'outils adaptés à cette incertitude normative. Que faire par exemple si le seuil fourni par les acteurs du système est imprécis ou ambigu ? Ou s'il peine à représenter équitablement un grand nombre d'usagers inégalement desservis ?

C'est cet enjeu de la sensibilité à l'incertitude normative des méthodes ascendantes que ce

travail de recherche propose d'explorer. Il se concentre sur un outil simplifié représentatif des méthodes ascendantes, la surface de réponse. La présente thèse s'articule autour des questions suivantes : en quelle mesure l'incertitude normative peut-elle affecter la recommandation des méthodes ascendantes dans un système hydrique ? Comment intégrer celle-ci dans un outil de type surface de réponse ?

Deux axes d'analyse, portant sur deux types d'incertitudes normatives, sont ici priorisés : l'ambiguïté et l'équité. *L'ambiguïté* est une incertitude normative portant sur la capacité des acteurs d'un système hydrique à fournir un seuil précis, séparant les états acceptables et inacceptables du système en deux ensembles strictement distincts. *L'équité* aborde l'importance du choix d'agrégation des usagers dans la modélisation d'un système hydrique, parmi lesquels les performances du système peuvent se révéler considérablement inégales. Les chapitres suivants présentent le travail de recherche réalisé sur les méthodes ascendantes à travers ces deux axes.

Une revue de littérature présente d'abord les travaux de recherche ayant développé les méthodes ascendantes – en particulier l'utilisation de la surface de réponse – et les efforts portant sur l'incertitude normative. Un chapitre méthodologique propose ensuite une formulation mathématique du problème et des méthodes permettant d'intégrer les deux types d'incertitude dans une surface de réponse. Cette intégration est faite, d'une part, au travers de la théorie des ensembles flous, et, d'autre part, au travers d'une agrégation paramétrée. Les chapitres 3 et 4 introduisent les deux articles inclus dans cette thèse. Chacun des articles porte sur un des axes d'analyse présentés ci-dessus et propose une étude de cas, respectivement le Haut Saint-François (Québec méridional, Canada) et l'approvisionnement en eau des ménages en Jordanie. Un chapitre de discussion reprend les questions ouvertes des deux publications et propose une réflexion générale sur les enseignements et limites de ce travail de recherche.

Bibliographie

- Beck, U. : La société du risque. Sur la voie d'une autre modernité, Flammarion, Paris, 1986.
- Brown, C., Ghile, Y., Laverty, M., and Li, K. : Decision scaling : Linking bottom-up vulnerability analysis with climate projections in the water sector, Water Resources Research, 48, W09537, <https://doi.org/10.1029/2011WR011212>, 2012.
- Cooley, S. W., Ryan, J. C., and Smith, L. C. : Human alteration of global surface water storage variability, Nature, 591, 78–81, <https://doi.org/10.1038/s41586-021-03262-3>, 2021.
- Dessai, S. and Hulme, M. : Does climate adaptation policy need probabilities ?, Climate Policy, 4, 107–128, <https://doi.org/10.1080/14693062.2004.9685515>, 2004.
- Kim, D., Chun, J. A., and Choi, S. J. : Incorporating the logistic regression into a decision-centric assessment of climate change impacts on a complex river system, Hydrology and Earth System Sciences, 23, 1145–1162, <https://doi.org/10.5194/hess-23-1145-2019>, 2019.

Liu, B., Wang, N., Chen, M., Wu, X., Mo, D., Liu, J., Xu, S., and Zhuang, Y. : Earliest hydraulic enterprise in China, 5,100 years ago, Proceedings of the National Academy of Sciences, 114, 13 637–13 642, <https://doi.org/10.1073/pnas.1710516114>, 2017.

Maier, H., Guillaume, J., van Delden, H., Riddell, G., Haasnoot, M., and Kwakkel, J. : An uncertain future, deep uncertainty, scenarios, robustness and adaptation : How do they fit together ?, Environmental Modelling & Software, 81, 154–164, <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2016.03.014>, 2016.

Marchau, V. A. W. J., Walker, W. E., Bloemen, P. J. T. M., and Popper, S. W., eds. : Decision Making under Deep Uncertainty : from theory to practice, Springer International Publishing, Cham, <https://doi.org/10.1007/978-3-030-05252-2>, 2019.

Milly, P. C. D., Betancourt, J., Falkenmark, M., Hirsch, R. M., Kundzewicz, Z. W., Lettenmaier, D. P., and Stouffer, R. J. : Stationarity is dead : whither water management ?, Science, 319, 573–574, <https://doi.org/10.1126/science.1151915>, 2008.

Molle, F., Wester, P., and Hirsch, P. : River basin closure : Processes, implications and responses, Agricultural Water Management, 97, 569–577, 2010.

Rockström, J., Steffen, W., Noone, K., Persson, , Chapin, F. S. I., Lambin, E., Lenton, T., Scheffer, M., Folke, C., Schellnhuber, H. J., Nykvist, B., de Wit, C., Hughes, T., van der Leeuw, S., Rodhe, H., Sörlin, S., Snyder, P., Costanza, R., Svedin, U., Falkenmark, M., Karlberg, L., Corell, R., Fabry, V., Hansen, J., Walker, B., Liverman, D., Richardson, K., Crutzen, P., and Foley, J. : Planetary boundaries : exploring the safe operating space for humanity, Ecology and Society, 14, <https://doi.org/10.5751/ES-03180-140232>, 2009.

Chapitre 1

Revue de littérature

1.1 Incertitude profonde et méthodes ascendantes

Ce travail de doctorat explore l'effet d'incertitudes normatives sur les méthodes ascendantes ("bottom-up") en gestion des ressources en eau, au travers des surfaces de réponse et des questions d'ambiguïté des objectifs ou de choix d'agrégation des acteurs. Ces méthodes ascendantes ont émergé au cours des vingt dernières années en réponse à la crise de la stationnarité (Milly et al., 2008) induite par les changements globaux tels que la crise climatique et l'état d'incertitude profonde qui caractérise la prise de décision contemporaine, notamment dans la planification hydrique.

En 1921, Frank Knight introduit une nouvelle catégorie d'incertitude, non-quantifiable en termes de probabilités ou d'intervalles de confiance, désormais connue sous le nom d'incertitude Knightienne. Ce type d'incertitude est aujourd'hui plus généralement qualifié de "profonde" (Lempert, 2003; Marchau et al., 2019). De façon générale, elle représente un défi pour la prise de décision qui doit se passer de prévisions ou de probabilités. Cet enjeu est abondamment traité dans le domaine de la planification hydrique, particulièrement pour l'adaptation aux changements climatiques.

Ces vingt dernières années ont connu un effort généralisé pour trouver de nouveaux paradigmes permettant de prendre des décisions en cas d'incertitude profonde (Marchau et al., 2019). L'accent est placé sur la robustesse des décisions actuelles, autrement dit leur capacité à produire une performance acceptable dans un grand nombre de situations profondément incertaines, réduisant ainsi la dépendance à l'égard des modèles prédictifs ou des hypothèses probabilistes (Weaver et al., 2013).

Un foisonnement de cadres méthodologiques a vu le jour. Certains s'appliquent au domaine de la planification hydrique ou plus généralement l'aide à la décision : la méthode *Robust Decision Making / RDM* (Lempert et al., 2006) intègre notamment une démarche exploratoire de sélection des scénarios les plus critiques pour une décision donnée. La théorie *Info-gap*

(Ben-Haim, 2006) mesure un horizon d'incertitude de façon concentrique entre une première estimation d'un futur plausible et une frontière d'acceptabilité. D'autres méthodes s'inscrivent plus spécifiquement dans le cadre de l'adaptation au changement climatique, par exemple dès 2002 avec la fonction de réponse aux impacts climatiques / CIRF (Füssel et al., 2003; Marcos-Garcia et al., 2020), ou l'approche "*scenario-neutral*" (Prudhomme et al., 2010; Broderick et al., 2019), appellée ainsi car elle ne repose pas intrinsèquement sur les résultats des modèles de circulation générale (MCG) ni sur les hypothèses de scénarios RCP (*representative concentration pathways*) qui les sous-tendent. Dans l'approche du *decision-scaling* (Brown and Wilby, 2012; Brown et al., 2019), les projections des MCG peuvent être réintroduites en tant que poids sur la surface de réponse pour renseigner les probabilités associées aux états climatiques. Les MCG peuvent donc rester utiles *a posteriori* sans conditionner le processus de décision et, une fois mis à jour, leurs effets sur le système peuvent être directement projetés sur la surface de réponse sans qu'il soit nécessaire de procéder à de nouvelles simulations du système hydrique. L'*Eco-engineering Decision-Scaling* (Poff et al., 2016) met à jour la méthode pour plusieurs objectifs ou types d'usage de l'eau rivaux.

Ces méthodes sont souvent qualifiées d'ascendantes ("bottom-up") (Dessai and Hulme, 2004; Mastrandrea et al., 2010). Bien souvent, ces méthodes se présentent comme complémentaires aux méthodes descendantes. Elles se gardent de vouloir entièrement se passer des projections fournies par des modèles, par exemple climatiques. Les méthodes ascendantes visent à décentrer le processus de décision par rapport à ces informations. Le passage à un paradigme robuste ou centré sur la décision cherche généralement à augmenter l'échantillonnage des conditions incertaines, étendant donc l'horizon d'incertitude par rapport aux scénarios classiques (Maier et al., 2016). Il s'appuie sur une analyse de sensibilité d'un système hydrique aux facteurs de stress plutôt que d'évaluer les conséquences du futur le plus probable et d'optimiser la décision en conséquence. L'intention partagée des méthodes ascendantes centrées sur la décision est d'adapter l'évaluation classique des risques à la "fin de la stationnarité" tout en produisant des informations plus pertinentes pour la prise de décision qu'une approche de scénario entièrement descriptive (Weaver et al., 2013).

1.2 La surface de réponse

La surface de réponse, sur laquelle se concentre plus spécifiquement ce travail de recherche, est un outil répandu parmi les méthodologies inverses ou ascendantes. Celles-ci ne cherchent pas à trouver les impacts de conditions spécifiques, mais les conditions qui conduisent à des impacts spécifiques sur la performance d'un système hydrique. Cet ensemble de conditions prend typiquement la forme d'une fonction ou d'une surface de réponse : les conditions possibles sont échantillonnées à travers quelques variables de stress, qualifiées ici de stresseurs, qui définissent un espace d'exposition (Culley et al., 2016). La réponse du système à ce stress, appréciée au travers de sa performance, est simulée sur cet espace d'exposition à l'aide d'un

modèle informatique. Un seuil d'acceptabilité divise le domaine des valeurs de performance en sous-ensembles acceptable et inacceptable. Dans un second temps, cela permet de dessiner des sous-espaces acceptable et inacceptable sur l'espace d'exposition. Cette division de la surface de réponse est finalement utilisée pour comparer la robustesse de différentes politiques et interventions, en fonction de leurs domaines respectifs (ce processus est décrit plus en détail au chapitre 2.1).

Ces dix dernières années, les surfaces de réponse ont gagné en popularité, offrant un cadre pratique et intuitif pour identifier les niveaux de stress requérant une adaptation du système hydrique ; et se retrouvent sous une forme ou une autre dans bon nombre de méthodes ascendantes (Prudhomme et al., 2010; Brown and Wilby, 2012; Culley et al., 2016). Les surfaces de réponse ont été illustrées par de nombreuses études de cas (Nazemi et al., 2013; Turner et al., 2014; Whateley et al., 2014; Herman et al., 2014; Steinschneider et al., 2015; Spence and Brown, 2016; Pirttioja et al., 2019; Ray et al., 2020). Elles ont parfois été officiellement adoptées dans les processus de gestion (Moody and Brown, 2013; Weaver et al., 2013; Brown et al., 2019). Bien que la surface de réponse soit un outil intuitif et efficace pour contourner les problèmes et l'arbitraire inhérents aux évaluations "descendantes", fondées sur les MCG, les applications à ce jour restent relativement récentes et rares (Guo et al., 2018). En outre, de nombreuses hypothèses associées aux surfaces de réponse peuvent introduire des incertitudes supplémentaires.

1.3 Intégration de l'incertitude à la surface de réponse

Les fonctions de réponse ne capturent pas l'entièreté des incertitudes pouvant peser sur le résultat de l'analyse. Elles ont également leurs propres incertitudes internes, car les stresseurs sélectionnés ne peuvent expliquer que partiellement les incertitudes hydrologiques et climatiques. En tant que telle, la performance du système hydrique est une valeur espérée plutôt qu'une valeur déterministe et peut donc sous-estimer les risques réels. Cette incertitude irréductible nécessite généralement une gestion adaptative (Brown and Wilby, 2012). Il est également intéressant d'intégrer une partie de cette information dans l'outil de surface de réponse elle-même. Kay et al. (2014) ont proposé l'utilisation d'allocations d'incertitude qui pourraient varier en fonction du type de réponse et du bassin versant. Certaines fonctions de systèmes hydrauliques sont plus difficiles à traiter par surface de réponse. Par exemple les systèmes de contrôle des inondations fonctionnent sur des échelles de temps courtes et sont plus difficiles à évaluer par rapport aux changements climatiques de long terme (Knighton et al., 2018). Kim et al. (2018) soulignent comment le choix de l'échelle temporelle de modélisation (quotidienne ou horaire) peut entraîner une sous-estimation du risque. Le choix de différentes méthodes de construction de la surface de réponse peut conduire à des résultats différents (Keller et al., 2019), notamment le choix du générateur de séries synthétiques (Nazemi et al., 2020). Steinschneider et al. (2015) et Whateley and Brown (2016) comparent différentes

sources d'incertitude, reconnaissant les forts impacts de la modélisation hydrologique et de la variabilité climatique interne par rapport à l'incertitude climatique à long terme. Tester un nombre limité de facteurs de stress comme variables explicatives conduit donc à une fonction de réponse qui produit des performances incertaines. Plusieurs études utilisent la régression logistique pour transformer une surface de réponse binaire et incertaine en surface de probabilités (Quinn et al., 2018; Kim et al., 2019; Lamontagne et al., 2019; Hadjimichael et al., 2020; Marcos-Garcia et al., 2020). La régression logistique est expliquée plus en détail au chapitre 2.2.

D'autres types d'incertitude, que l'on qualifiera de normatives, sont susceptibles d'affecter une étude par surface de réponse. Comme abordé dans l'introduction, une surface de réponse est définie en amont par un critère de décision, un seuil d'acceptabilité de la performance. Si le but des méthodes ascendantes est de faciliter l'inclusion des acteurs d'un système hydrique en amont de l'analyse, les méthodes de simulation ne sont pas toujours adaptées à la diversité des jugements de valeurs et des manières de qualifier les états du système hydrique. Par exemple, Hadjimichael et al. (2020) font état de l'hétérogénéité des profils de vulnérabilité entre les agriculteurs du bassin du fleuve Colorado, de par leur position dans le système de droits d'eau, et de par la diversité des indicateurs de performance. Cela démontre la nécessité dans cette situation d'une analyse au cas par cas et l'impossibilité de les agréger en un critère unique. Quinn et al. (2017) démontrent comment la formulation du problème à résoudre et sa traduction sous la forme de fonction objectif d'un problème d'optimisation modifient entièrement la recommandation de l'étude.

1.4 Seuils ambigus, choix d'agrégation

Comme présenté dans l'introduction, cette thèse explore plus particulièrement l'effet que des incertitudes normatives peuvent avoir sur le front d'acceptabilité séparant la surface de réponse en domaines acceptable et inacceptable à travers deux axes d'analyse.

Le recours à un seuil d'acceptabilité peut s'inscrire dans l'histoire de la théorie de la décision. Il implique une stratégie de "satisfaction" plutôt que d'optimisation (*satisficing* en Anglais, pour mieux le distinguer de *satisfying*). Dans l'histoire de la théorie de la décision, la stratégie de "satisfaction" d'objectif (Simon, 1955) a été opposée au comportement optimisateur des agents qui fonde la théorie néoclassique (Von Neumann and Morgenstern, 1944). La démarche de "satisfaction" des agents se contente d'atteindre un objectif (caractérisé ici par un seuil), plutôt que de maximiser des gains. Sous forte incertitude, une stratégie de maximisation de gains est compromise par l'impossibilité d'attribuer une probabilité aux réalisations et donc de calculer un gain espéré à maximiser.

En pratique, les seuils employés pour définir des critères de gestion dans le domaine de l'eau sont souvent peu clairs ou arbitraires (El-Baroudy and Simonovic, 2004). Les parties prenantes

et les décideurs pourraient être incapables ou peu désireux de fournir une valeur unique et bien définie. L'ambiguïté est donc une forme de connaissance imparfaite, différente de l'incertitude hydro-climatique ou de modélisation (Maier et al., 2016). L'ambiguïté peut affecter les évaluations ascendantes de la vulnérabilité à travers l'une de leurs composantes les plus importantes, le seuil d'acceptabilité défini par les parties prenantes.

Mathématiquement, l'ambiguïté d'un critère de décision a historiquement été traitée par la théorie des ensembles flous (Zadeh, 1965). Cette approche est souvent utilisée en théorie de la décision ou en informatique, lorsqu'une connaissance imparfaite, de nature non pas probabiliste mais vague ou ambiguë, doit être considérée (Yu, 2002). La logique floue est également appliquée à des problèmes de gestion des ressources en eau (El-Baroudy and Simonovic, 2004; Afshar et al., 2011; Jun et al., 2013; Le Cozannet et al., 2017; Qiu et al., 2018; Wang et al., 2021). Dans le cas présent, la théorie des ensembles flous permet d'introduire de l'imprécision dans un modèle décisionnel visant à satisfaire un seuil, sans pour autant remplacer la stratégie de satisfaction par une stratégie de maximisation (cela dit, les théories ne sont pas toujours étanches : un objectif flou peut aussi être interprété comme une généralisation des deux stratégies, selon Castagnoli and Li Calzi, 1996 ou Huynh et al., 2007). Par ailleurs, ce champ d'études bénéficie d'une longue expérience dans la formulation d'ensembles flous à partir d'information de type linguistique, y compris dans le domaine des systèmes hydriques (Khazaeni et al., 2012). Le chapitre 2.2. présente plus en détail la méthodologie proposée pour intégrer un seuil flou à la surface de réponse.

L'autre enjeu abordé dans ce travail de recherche est la question de l'agrégation des usagers d'un système pour formuler une surface de réponse, y inclus les questions d'équité que cela engendre. Les systèmes hydriques sont intrinsèquement complexes et présentent un certain nombre d'acteurs et d'objectifs contradictoires (Loucks and van Beek, 2017). Les évaluations utilisant une certaine forme d'approche inverse prennent en compte un nombre de plus en plus important de parties prenantes ou d'objectifs (Poff et al., 2016; Culley et al., 2016; Trindade et al., 2017; Gold et al., 2019). Cependant, chaque objectif considéré regroupe les intérêts de plusieurs usagers de l'eau appartenant à la même catégorie d'usage tels que les ménages approvisionnés par la même compagnie ou les agriculteurs du même système d'irrigation. En pratique, les surfaces de réponse peuvent être sensiblement différentes entre les utilisateurs d'eau, y compris au sein d'une même catégorie. Masquer les objectifs divergents et les inégalités potentielles par une agrégation simpliste risque de nuire à la pertinence de l'évaluation de la vulnérabilité et la légitimité des politiques sélectionnées (Jafino et al., 2021). Des analyses sur les impacts climatiques peuvent présenter une vision très détaillée de leur distribution dans une population (Hallegatte and Rozenberg, 2017). La démarche est nécessairement différente pour une surface de réponse : ce ne sont pas les impacts, les conséquences de certains niveaux de stress qui sont recherchés, mais l'ensemble des conditions menant à des performances insatisfaisantes. C'est donc cet ensemble, comme mesure de robustesse, qui peut être distribué

plus ou moins inégalement dans ce cas de figure.

Cette deuxième partie de la thèse explore divers choix d'agrégation pouvant mener à différentes recommandations. Ces choix ont des implication sociales ou philosophiques, que l'on peut de nouveau relier à l'histoire de la théorie de la décision. Les différentes formules d'élaboration des choix collectifs s'inscrivent dans la théorie du choix social (Arrow, 1951; Moulin, 1985). Par exemple, considérer dans la surface de réponse la performance moyenne d'un groupe d'usagers répond à une philosophie utilitaire, tandis que tenter d'améliorer en toute circonstance le sort de l'usager à la performance la plus faible est une vision égalitaire correspondant au *maximin*, la formulation rawlsienne d'une décision juste (Rawls, 1970). Enfin, si les recommandations de l'étude sont sélectionnées pour augmenter la robustesse de l'usager le mieux loti, cet arbitrage *maximax* serait considéré comme "dictatorial" en théorie du choix social. Le but de la dernière partie de la méthodologie (chapitre 2.3.) est de paramétriser cette agrégation pour pouvoir explorer mathématiquement ces différents rapports à l'équité, et les rendre explicites dans la surface de réponse.

Bibliographie

- Afshar, A., Mariño, M. A., Saadatpour, M., and Afshar, A. : Fuzzy TOPSIS Multi-Criteria Decision Analysis Applied to Karun Reservoirs System, Water Resources Management, 25, 545–563, <https://doi.org/10.1007/s11269-010-9713-x>, 2011.
- Arrow, K. J. : Social choice and individual values, yale university press - 2nd ed., 1963 edn., 1951.
- Ben-Haim, Y. : Info-gap decision theory : Decisions under severe uncertainty (2nd ed.), London : Academic Press, <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-373552-2.X5000-0>, 2006.
- Broderick, C., Murphy, C., Wilby, R. L., Matthews, T., Prudhomme, C., and Adamson, M. : Using a scenario-neutral framework to avoid potential maladaptation to future flood risk, Water Resources Research, 55, 1079–1104, <https://doi.org/10.1029/2018WR023623>, 2019.
- Brown, C. and Wilby, R. L. : An alternate approach to assessing climate risks, Eos, Transactions American Geophysical Union, 93, 401–402, <https://doi.org/10.1029/2012EO410001>, 2012.
- Brown, C., Steinschneider, S., Ray, P., Wi, S., Basdekas, L., and Yates, D. : Decision Scaling (DS) : decision support for climate change, in : Decision Making under Deep Uncertainty : From Theory to Practice, edited by Marchau, V. A. W. J., Walker, W. E., Bloemen, P. J. T. M., and Popper, S. W., pp. 255–287, Springer International Publishing, Cham, https://doi.org/10.1007/978-3-030-05252-2_12, 2019.

- Castagnoli, E. and Li Calzi, M. L. : Expected utility without utility, *Theory and Decision*, 41, 281–301, <https://doi.org/10.1007/BF00136129>, 1996.
- Culley, S., Noble, S., Yates, A., Timbs, M., Westra, S., Maier, H. R., Giuliani, M., and Castelletti, A. : A bottom-up approach to identifying the maximum operational adaptive capacity of water resource systems to a changing climate, *Water Resources Research*, 52, 6751–6768, <https://doi.org/10.1002/2015WR018253>, 2016.
- Dessai, S. and Hulme, M. : Does climate adaptation policy need probabilities ?, *Climate Policy*, 4, 107–128, <https://doi.org/10.1080/14693062.2004.9685515>, 2004.
- El-Baroudy, I. and Simonovic, S. P. : Fuzzy criteria for the evaluation of water resource systems performance, *Water Resources Research*, 40, W10 503, <https://doi.org/10.1029/2003WR002828>, 2004.
- Füssel, H.-M., Toth, F. L., van Minnen, J. G., and Kaspar, F. : Climate impact response functions as impact tools in the tolerable windows approach, *Climatic Change*, 56, 91–117, <https://doi.org/10.1023/A:1021340513936>, 2003.
- Gold, D. F., Reed, P. M., Trindade, B. C., and Characklis, G. W. : Identifying actionable compromises : navigating multi-city robustness conflicts to discover cooperative safe operating spaces for regional water supply portfolios, *Water Resources Research*, 55, 9024–9050, <https://doi.org/10.1029/2019WR025462>, 2019.
- Guo, D., Westra, S., and Maier, H. R. : An inverse approach to perturb historical rainfall data for scenario-neutral climate impact studies, *Journal of Hydrology*, 556, 877–890, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.03.025>, 2018.
- Hadjimichael, A., Quinn, J., Wilson, E., Reed, P., Basdekas, L., Yates, D., and Garrison, M. : Defining robustness, vulnerabilities, and consequential scenarios for diverse stakeholder interests in institutionally complex river basins, *Earth's Future*, 8, e2020EF001503, <https://doi.org/10.1029/2020EF001503>, 2020.
- Hallegatte, S. and Rozenberg, J. : Climate change through a poverty lens, *Nature Climate Change*, 7, 250–256, <https://doi.org/10.1038/nclimate3253>, 2017.
- Herman, J. D., Zeff, H. B., Reed, P. M., and Characklis, G. W. : Beyond optimality : Multistakeholder robustness tradeoffs for regional water portfolio planning under deep uncertainty, *Water Resources Research*, 50, 7692–7713, <https://doi.org/10.1002/2014WR015338>, 2014.
- Huynh, V.-N., Nakamori, Y., Ryoke, M., and Ho, T.-B. : Decision making under uncertainty with fuzzy targets, *Fuzzy Optimization and Decision Making*, 6, 255–278, <https://doi.org/10.1007/s10700-007-9011-0>, 2007.

- Jafino, B. A., Kwakkel, J. H., and Taebi, B. : Enabling assessment of distributive justice through models for climate change planning : A review of recent advances and a research agenda, WIREs Climate Change, 12, e721, <https://doi.org/10.1002/wcc.721>, 2021.
- Jun, K.-S., Chung, E.-S., Kim, Y.-G., and Kim, Y. : A fuzzy multi-criteria approach to flood risk vulnerability in South Korea by considering climate change impacts, Expert Systems with Applications, 40, 1003–1013, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.08.013>, 2013.
- Kay, A. L., Crooks, S. M., and Reynard, N. S. : Using response surfaces to estimate impacts of climate change on flood peaks : assessment of uncertainty, Hydrological Processes, 28, 5273–5287, <https://doi.org/10.1002/hyp.10000>, 2014.
- Keller, L., Rössler, O., Martius, O., and Weingartner, R. : Comparison of scenario-neutral approaches for estimation of climate change impacts on flood characteristics, Hydrological Processes, 33, 535–550, <https://doi.org/10.1002/hyp.13341>, 2019.
- Khazaeni, G., Khanzadi, M., and Afshar, A. : Fuzzy adaptive decision making model for selection balanced risk allocation, International Journal of Project Management, 30, 511–522, <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2011.10.003>, 2012.
- Kim, D., Chun, J. A., and Aikins, C. M. : An hourly-scale scenario-neutral flood risk assessment in a mesoscale catchment under climate change, Hydrological Processes, 32, 3416–3430, <https://doi.org/10.1002/hyp.13273>, 2018.
- Kim, D., Chun, J. A., and Choi, S. J. : Incorporating the logistic regression into a decision-centric assessment of climate change impacts on a complex river system, Hydrology and Earth System Sciences, 23, 1145–1162, <https://doi.org/10.5194/hess-23-1145-2019>, 2019.
- Knighton, J. O., Tsuda, O., Elliott, R., and Walter, M. T. : Challenges to implementing bottom-up flood risk decision analysis frameworks : how strong are social networks of flooding professionals ?, Hydrology and Earth System Sciences, 22, 5657–5673, <https://doi.org/10.5194/hess-22-5657-2018>, 2018.
- Lamontagne, J. R., Reed, P. M., Marangoni, G., Keller, K., and Garner, G. G. : Robust abatement pathways to tolerable climate futures require immediate global action, Nature Climate Change, 9, 290–294, <https://doi.org/10.1038/s41558-019-0426-8>, 2019.
- Le Cozannet, G., Manceau, J.-C., and Rohmer, J. : Bounding probabilistic sea-level projections within the framework of the possibility theory, Environmental Research Letters, 12, 014012, <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aa5528>, publisher : IOP Publishing, 2017.
- Lempert, R. J. : Shaping the Next One Hundred Years : New Methods for Quantitative, Long-Term Policy Analysis, Rand Corporation, google-Books-ID : F2SzOwE0_bIC, 2003.

- Lempert, R. J., Groves, D. G., Popper, S. W., and Bankes, S. C. : A general, analytic method for generating robust strategies and narrative scenarios, *Management Science*, 52, 514–528, <https://doi.org/10.1287/mnsc.1050.0472>, 2006.
- Loucks, D. P. and van Beek, E. : Water Resource Systems Planning and Management : An Introduction to Methods, Models, and Applications, Springer, Cham, <https://doi.org/10.1007/978-3-319-44234-1>, 2017.
- Maier, H., Guillaume, J., van Delden, H., Riddell, G., Haasnoot, M., and Kwakkel, J. : An uncertain future, deep uncertainty, scenarios, robustness and adaptation : How do they fit together ?, *Environmental Modelling & Software*, 81, 154–164, <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2016.03.014>, 2016.
- Marchau, V. A. W. J., Walker, W. E., Bloemen, P. J. T. M., and Popper, S. W., eds. : Decision Making under Deep Uncertainty : from theory to practice, Springer International Publishing, Cham, <https://doi.org/10.1007/978-3-030-05252-2>, 2019.
- Marcos-Garcia, P., Brown, C., and Pulido-Velazquez, M. : Development of Climate Impact Response Functions for highly regulated water resource systems, *Journal of Hydrology*, 590, 125251, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125251>, 2020.
- Mastrandrea, M. D., Heller, N. E., Root, T. L., and Schneider, S. H. : Bridging the gap : linking climate-impacts research with adaptation planning and management, *Climatic Change*, 100, 87–101, <https://doi.org/10.1007/s10584-010-9827-4>, 2010.
- Milly, P. C. D., Betancourt, J., Falkenmark, M., Hirsch, R. M., Kundzewicz, Z. W., Lettenmaier, D. P., and Stouffer, R. J. : Stationarity is dead : whither water management ?, *Science*, 319, 573–574, <https://doi.org/10.1126/science.1151915>, 2008.
- Moody, P. and Brown, C. : Robustness indicators for evaluation under climate change : Application to the upper Great Lakes, *Water Resources Research*, 49, 3576–3588, <https://doi.org/10.1002/wrcr.20228>, 2013.
- Moulin, H. : Egalitarianism and Utilitarianism in Quasi-Linear Bargaining, *Econometrica*, 53, 49–67, <https://doi.org/10.2307/1911723>, 1985.
- Nazemi, A., Wheater, H. S., Chun, K. P., and Elshorbagy, A. : A stochastic reconstruction framework for analysis of water resource system vulnerability to climate-induced changes in river flow regime, *Water Resources Research*, 49, 291–305, <https://doi.org/10.1029/2012WR012755>, 2013.
- Nazemi, A., Zaerpour, M., and Hassanzadeh, E. : Uncertainty in bottom-up vulnerability assessments of water supply systems due to regional streamflow generation under changing conditions, *Journal of Water Resources Planning and Management*, 146, 04019071, [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0001149](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0001149), 2020.

Pirttioja, N., Palosuo, T., Fronzek, S., Räisänen, J., Rötter, R. P., and Carter, T. R. : Using impact response surfaces to analyse the likelihood of impacts on crop yield under probabilistic climate change, Agricultural and Forest Meteorology, 264, 213–224, <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2018.10.006>, 2019.

Poff, N. L., Brown, C. M., Grantham, T. E., Matthews, J. H., Palmer, M. A., Spence, C. M., Wilby, R. L., Haasnoot, M., Mendoza, G. F., Dominique, K. C., and Baeza-Castro, A. : Sustainable water management under future uncertainty with eco-engineering decision scaling, Nature Climate Change, 6, 25–34, <https://doi.org/10.1038/nclimate2765>, 2016.

Prudhomme, C., Wilby, R., Crooks, S., Kay, A., and Reynard, N. : Scenario-neutral approach to climate change impact studies : Application to flood risk, Journal of Hydrology, 390, 198–209, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.06.043>, 2010.

Qiu, Q., Liu, J., Li, C., Yu, X., and Wang, Y. : The use of an integrated variable fuzzy sets in water resources management, Proceedings of the International Association of Hydrological Sciences, 379, 249–253, <https://doi.org/10.5194/piahs-379-249-2018>, 2018.

Quinn, J. D., Reed, P. M., Giuliani, M., and Castelletti, A. : Rival framings : A framework for discovering how problem formulation uncertainties shape risk management trade-offs in water resources systems, Water Resources Research, 53, 7208–7233, <https://doi.org/10.1002/2017WR020524>, 2017.

Quinn, J. D., Reed, P. M., Giuliani, M., Castelletti, A., Oyler, J. W., and Nicholas, R. E. : Exploring How Changing Monsoonal Dynamics and Human Pressures Challenge Multireservoir Management for Flood Protection, Hydropower Production, and Agricultural Water Supply, Water Resources Research, 54, 4638–4662, <https://doi.org/10.1029/2018WR022743>, 2018.

Rawls, J. : A theory of justice, Mass, USA,, cambridge university press edn., 1970.

Ray, P., Wi, S., Schwarz, A., Correa, M., He, M., and Brown, C. : Vulnerability and risk : climate change and water supply from California's Central Valley water system, Climatic Change, 161, 177–199, <https://doi.org/10.1007/s10584-020-02655-z>, 2020.

Simon, H. A. : A behavioral model of rational choice, The Quarterly Journal of Economics, 69, 99–118, <https://doi.org/10.2307/1884852>, 1955.

Spence, C. M. and Brown, C. M. : Nonstationary decision model for flood risk decision scaling, Water Resources Research, 52, 8650–8667, <https://doi.org/10.1002/2016WR018981>, 2016.

Steinschneider, S., Wi, S., and Brown, C. : The integrated effects of climate and hydrologic uncertainty on future flood risk assessments, Hydrological Processes, 29, 2823–2839, <https://doi.org/10.1002/hyp.10409>, 2015.

- Trindade, B. C., Reed, P. M., Herman, J. D., Zeff, H. B., and Characklis, G. W. : Reducing regional drought vulnerabilities and multi-city robustness conflicts using many-objective optimization under deep uncertainty, *Advances in Water Resources*, 104, 195–209, <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2017.03.023>, 2017.
- Turner, S. W. D., Marlow, D., Ekström, M., Rhodes, B. G., Kularathna, U., and Jeffrey, P. J. : Linking climate projections to performance : A yield-based decision scaling assessment of a large urban water resources system, *Water Resources Research*, 50, 3553–3567, <https://doi.org/10.1002/2013WR015156>, 2014.
- Von Neumann, J. and Morgenstern, O. : Theory of games and economic behavior, *Theory of games and economic behavior*, Princeton University Press, Princeton, NJ, US, 1944.
- Wang, W., Zhou, H., and Guo, L. : Emergency water supply decision-making of transboundary river basin considering government–public perceived satisfaction, *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 40, 381–401, <https://doi.org/10.3233/JIFS-191828>, 2021.
- Weaver, C. P., Lempert, R. J., Brown, C., Hall, J. A., Revell, D., and Sarewitz, D. : Improving the contribution of climate model information to decision making : the value and demands of robust decision frameworks, *Wiley Interdisciplinary Reviews : Climate Change*, 4, 39–60, <https://doi.org/10.1002/wcc.202>, 2013.
- Whateley, S. and Brown, C. : Assessing the relative effects of emissions, climate means, and variability on large water supply systems, *Geophysical Research Letters*, 43, 11,329–11,338, <https://doi.org/10.1002/2016GL070241>, 2016.
- Whateley, S., Steinschneider, S., and Brown, C. : A climate change range-based method for estimating robustness for water resources supply, *Water Resources Research*, 50, 8944–8961, <https://doi.org/10.1002/2014WR015956>, 2014.
- Yu, C.-S. : A GP-AHP method for solving group decision-making fuzzy AHP problems, *Computers & Operations Research*, 29, 1969–2001, [https://doi.org/10.1016/S0305-0548\(01\)00068-5](https://doi.org/10.1016/S0305-0548(01)00068-5), 2002.
- Zadeh, L. A. : Fuzzy Sets, *Information and Control*, pp. 8, 338–353, 1965.

Chapitre 2

Méthodologie

Ce chapitre propose des méthodes pour étudier (i) l'effet que l'ambiguïté et l'agrégation, deux incertitudes normatives, peuvent avoir sur le fonctionnement de méthodes ascendantes et (ii) comment intégrer ces incertitudes dans une analyse par surface de réponse. La section 2.1 propose une définition de la surface de réponse en tant qu'outil représentatif de méthodes ascendantes. Sont également abordées les types d'incertitude pouvant l'affecter, dont les incertitudes normatives. La section 2.2. présente une méthodologie permettant d'intégrer l'ambiguïté à travers la théorie des ensembles flous. La section 2.3. présente comment analyser les choix d'agrégation et leurs effets sur la surface de réponse. Les publications incluses dans les chapitres 3 et 4 reprennent et illustrent ces méthodes avec une modélisation des systèmes hydriques du Haut Saint-François (Québec, Canada) et de la Jordanie.

2.1 Surface de réponse et incertitude normative

2.1.1 La surface de réponse

Les méthodes ascendantes, comme on l'a vu au chapitre 1, représentent une famille d'approches très diverse. Par ailleurs, elles sont souvent présentées comme complémentaires aux méthodes descendantes, plus répandues, et combinées avec celles-ci. La typologie ascendante/descendante illustre avant tout un débat conceptuel, plus que des univers étanches. L'objectif étant ici de s'intéresser à l'influence du critère de décision dans l'analyse d'un système hydrique, l'objet étudié pour représenter les méthodes ascendantes est la surface de réponse. Cela permet de simplifier le problème en le ramenant à un outil couramment employé, qui reprend les grands principes de l'inversion de paradigme tout en restant relativement générique. En revanche, les méthodologies proposées dans la littérature sont souvent plus complexes et intègrent des outils de type "surface de réponse" parmi d'autres étapes. Le but est donc de proposer une preuve de concept appliquée à un outil générique, devant par la suite être nécessairement affiné pour des méthodes ascendantes plus spécifiques.

La surface de réponse représente la réponse de la performance du système hydrique face à un ensemble de conditions futures dont la probabilité n'est pas connue. Pour construire une surface de réponse, un système hydrique est simulé pour un grand nombre de conditions futures possibles. Celles-ci peuvent être des séries temporelles hydroclimatiques, des projections démographiques, économiques, etc. Ces conditions sont échantillonnées selon un nombre n de variables descriptives ($x_1, x_2 \dots x_n$). La surface de réponse peut être assimilée à un "stress-test". On appelle ces variables descriptives des *stresseurs*, leur effet étant de pousser le système hydrique dans des états plus ou moins souhaitables. Par exemple, on peut retenir comme stresseurs les moyennes annuelles de température et de précipitations pour étudier avec cette méthode un problème d'adaptation au changement climatique. Dans ce cas, le système sera simulé pour des variations plus ou moins importantes des températures et précipitations moyennes. Ces stresseurs définissent un espace d'exposition, représentant l'ensemble des possibles, également appelés "états de la Nature" en théorie des probabilités. Dans un premier temps, chaque condition échantillonnée, soit un "état de la Nature" représenté par des coordonnées dans l'espace défini par ces stresseurs, est considérée comme équiprobable aux autres.

Chaque simulation du système en une coordonnée spécifique calcule sa réponse sous forme d'un indicateur de performance r . Une fois le système simulé sur l'ensemble du domaine retenu, on obtient r en fonction des stresseurs. On obtient une surface de réponse, donnée par :

$$r = f(x_1, x_2 \dots x_n) \quad (2.1)$$

La fonction f est ici la simulation du système hydrique et implique un certain nombre de paramètres qui ne dépendent pas des facteurs extérieurs : dimensionnement des infrastructures, règles de gestion, etc. La performance r est souvent un indicateur fondé sur une mesure statistique de l'état du système, agrégée sur la durée d'une simulation (Loucks and van Beek, 2017). Par exemple, la fiabilité du contrôle des inondations comme indicateur de performance est la fréquence de l'état "non-inondé" du système sur une durée déterminée.

Cette performance est finalement jugée selon un seuil d'acceptabilité θ . Le domaine de la performance r est donc divisé en ensembles de performances acceptables et inacceptables. En définissant μ comme une fonction d'acceptabilité binaire :

$$\begin{cases} \mu(r) = 0 & r < \theta \\ \mu(r) = 1 & r \geq \theta \end{cases} \quad (2.2)$$

Ainsi le domaine d'exposition défini par $(x_1, x_2, \dots x_n)$ peut être divisé en deux sous-domaines, acceptable ou inacceptable, selon la valeur de r en tout point et, donc, selon que μ vaut 0 ou 1. Ces sous-domaines sont clairement séparés par un front d'acceptabilité (Fig. 2.1.a.).

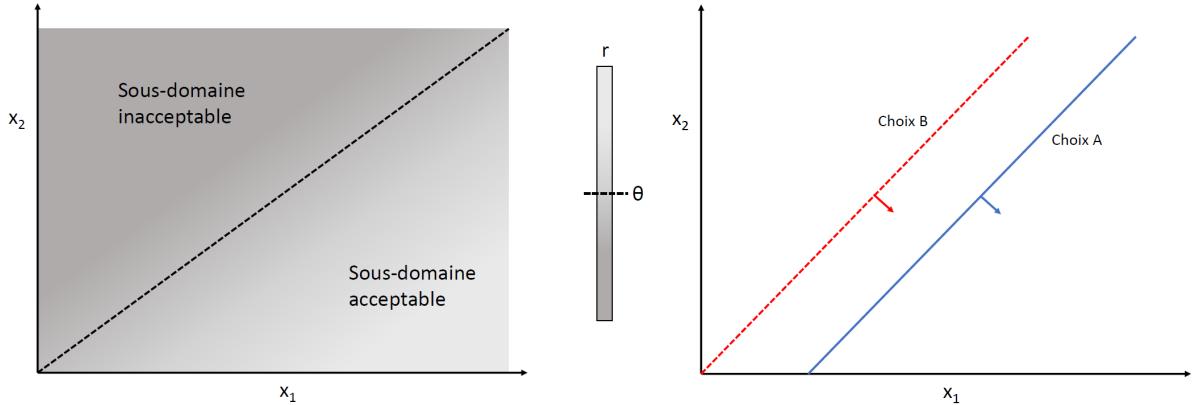


FIGURE 2.1 – Surface de réponse générique : (a) la performance du système est simulée pour un grand nombre de scénarios dont les propriétés x_1, x_2, \dots, x_n (par exemple, température et précipitation moyennes annuelles) définissent l'espace de la surface de réponse. Cet espace est divisé en sous-domaines, acceptable ou inacceptable, selon que la performance r du système en tout point x_1, x_2 satisfait ou non le seuil d'acceptabilité θ , ici dans un exemple à deux variables (b) Les options à départager sont comparées selon la position respective de leurs fronts d'acceptabilité. La flèche indique de quel côté du front se situe le sous-domaine acceptable. Ici le choix B est considéré comme supérieur au choix A.

Ce front, *net* et *unique*, est spécifique à une configuration donnée du système. Ensuite, le but de ce type de méthode d'aide à la décision est de proposer une recommandation pour le système hydrique en question. Les alternatives de décision peuvent porter sur de nouvelles règles de gestion de barrages, la construction de nouvelles infrastructures, de nouvelles politiques d'allocation des ressources en eau, etc. La surface de réponse est avant tout un outil comparatif. La dernière étape consiste à élaborer les surfaces de réponse correspondant à des options différentes, qui chacune changent la configuration du système hydrique. Celles-ci sont comparées selon la position respective de leurs fronts d'acceptabilité. Dans l'exemple (Fig. 2.1.b.), le choix B est supérieur au choix A, car il agrandit le domaine acceptable.

C'est ici que s'illustre un effet potentiel de la méthode ascendante, à travers le choix de la robustesse plutôt que de la prédiction. Il est possible qu'en un point spécifique du domaine d'acceptabilité commun aux deux options, l'option A montre une performance supérieure à l'option B, bien que les deux options aient une performance satisfaisante. Dans une approche prédictive visant l'optimisation, l'option A serait préférée. Dans l'approche robuste illustrée ici priorisant la satisfaction d'un critère, l'option B est préférée.

2.1.2 Incertitudes descriptives et normatives

Lempert (2003) puis Marchau et al. (2019) proposent une distinction entre trois grandes catégories d'incertitude profonde, exprimées comme l'impossibilité de trouver un accord sur trois segments d'un système donné : les facteurs extérieurs, le comportement du système face

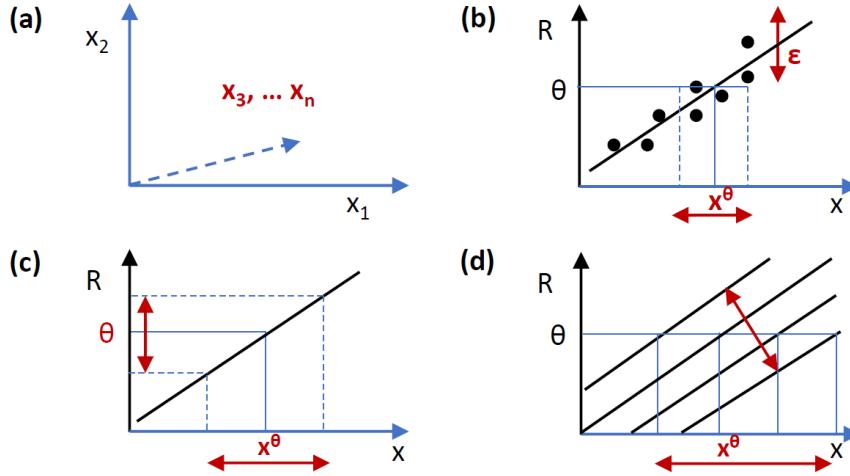


FIGURE 2.2 – Exemples de limitation de la surface de réponse dans l'intégration de l'incertitude : (a) nombre limité de variables descriptives (b) variabilité de la réponse, considérant ici un seul stresseur (c) ambiguïté du seuil d'acceptabilité (d) disparité des usagers représentés.

à ces facteurs et la qualification normative des conséquences.

L'utilisation d'une surface de réponse tente de pallier l'incertitude propre aux facteurs extérieurs : elle propose une prise de décision robuste par rapport à la réalisation d'un futur possible ou un autre. Cependant, il reste des incertitudes incompressibles que l'utilisation de surfaces de réponse ne peut entièrement prendre en compte, y compris de type strictement descriptif. Par exemple, la sélection comme stresseurs d'un nombre limité de variables descriptives (Fig.2.2.a) est nécessaire en pratique, car chaque dimension supplémentaire augmente le temps de calcul d'un ordre de grandeur et dilue l'efficacité visuelle de l'outil vis-à-vis des acteurs du système hydrique. Lorsque les facteurs extérieurs prennent la forme de séries temporelles ayant une certaine variabilité (par exemple hydroclimatiques), ce nombre limité de variables ne peut capturer toutes les fluctuations possibles de ces séries temporelles et introduit un degré d'incertitude ϵ à la performance r (Fig.2.2.b). En gardant un exemple à deux variables, on a :

$$r = f(x_1, x_2) + \epsilon \quad (2.3)$$

Cette incertitude se répercute sur l'identification de la fraction acceptable du domaine d'exposition, donnée par les solutions (x_1^*, x_2^*) satisfaisant l'inéquation :

$$f(x_1, x_2) + \epsilon \geq \theta \quad (2.4)$$

Cette incertitude porte sur la difficulté d'un modèle simplifié à capturer les fluctuations des facteurs extérieurs. Elle peut aussi être causée par le comportement du système, amplifiant

ces fluctuations en y réagissant de manière non-linéaire. Dans tous les cas, il s'agit d'incertitudes descriptives, portant sur la caractérisation du système et de ses apports. Comme vu au chapitre précédent, de nombreuses études ont affiné l'intégration des incertitudes descriptives aux méthodes ascendantes, au travers de processus de sélection des stresseurs selon leur signification statistique et d'une approximation de la fonction de réponse à travers une régression logistique (également utilisée dans la section suivante).

La surface de réponse se présente souvent comme centrée sur la décision (Brown et al., 2012). En effet, la norme choisie joue un rôle prépondérant dans ce type d'analyse : tout dépend de la ligne de démarcation entre différents espaces de conditions possibles. La surface de réponse semble donc sensible à l'incertitude normative pesant sur les critères de décision. L'incertitude normative a été analysée sous plusieurs angles : par exemple, celui de la formulation du problème lui-même (Quinn et al., 2017) ou de la diversité des indicateurs de performance entre usagers (Hadjimichael et al., 2020). Elle demeure néanmoins peu étudiée. Par ailleurs, la question de l'inclusion des parties prenantes est toujours centrale dans les cas appliqués : la définition du problème est souvent faite à travers des processus de négociation importants. Le présupposé d'une ligne de démarcation claire et unique reste peu abordé.

Le présent travail de recherche assume la formulation du problème en surface de réponse et l'utilisation d'un indicateur de performance unique. En revanche, il s'intéresse à l'incertitude normative pesant sur la ligne de démarcation permettant de comparer des options alternatives. Celle-ci doit être dans chaque cas *claire* et *unique* pour pouvoir discriminer deux options différentes. Cette hypothèse n'est pas forcément garantie.

En effet, le seuil d'acceptabilité θ peut être ambigu ou difficilement exprimable sous forme d'une valeur claire, compromettant la division de l'espace d'exposition en domaines acceptable et inacceptable (Fig. 2.2.c). Dans ce cas, la fonction d'acceptabilité μ cesse d'être binaire. Non seulement une approche par surface de réponse peut se voir obligée d'accepter l'ambiguïté en tant que contrainte des parties prenantes, mais cette ambiguïté peut aussi modifier le résultat de l'analyse. Théoriquement, cela peut se produire lorsque la pente d'une réponse en fonction des stresseurs est différente pour les alternatives comparées (investissements en infrastructures, règles de gestion...), comme l'illustre la figure 2.3 pour une seule variable de stress. L'option B présente une région acceptable plus large avec un seuil net (Fig. 2.3.a), mais le résultat est mitigé avec une définition moins claire de l'acceptabilité, dont le seuil est cette fois compris entre deux bornes θ_1, θ_2 (Fig. 2.3.b). Dans ce cas, un compromis apparaît entre la minimisation d'une perte de toute sorte (par exemple de la durée d'inondation quelle qu'en soit l'ampleur) et la minimisation de la perte maximale (*minmax*).

Par exemple, dans Quinn et al. (2017a), une tentative de réduire les inondations la plupart du temps conduit à des résultats moins bons lors d'événements extrêmes. Hadjimichael et al. (2020) effectuent une analyse de sensibilité sur les seuils d'acceptabilité binaires et montrent

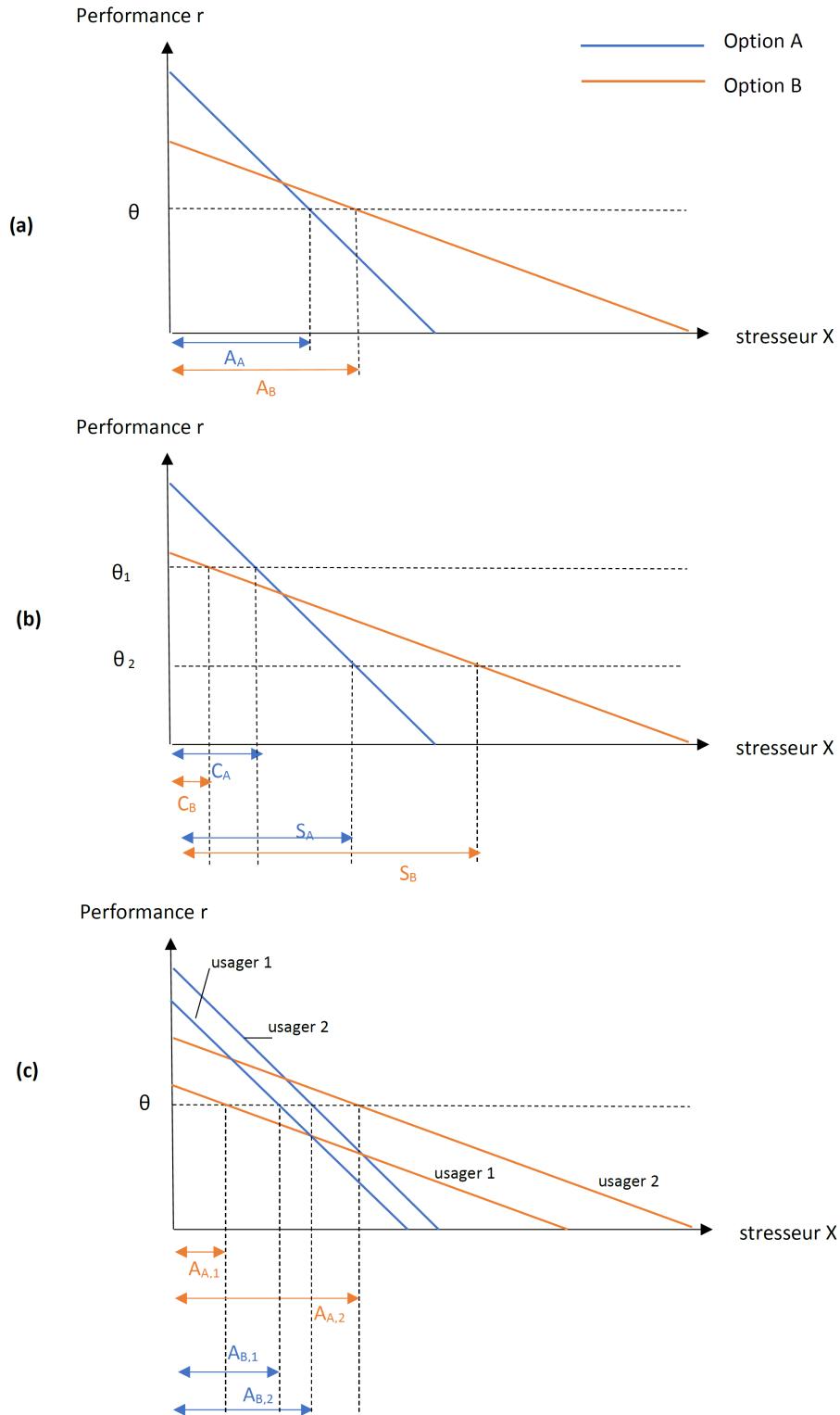


FIGURE 2.3 – Le cas de différentes pentes de performance en fonction d'un seul stresseur X (a) avec un seuil net θ , l'option B a une plus grande région acceptable A_B (b) avec un seuil ambigu compris entre θ_1 et θ_2 , l'arbitrage entre les deux options varie selon les domaines correspondants C ou S (c) un seuil net mais deux usagers, chacun préférant une option différente.

l'impact d'une telle définition sur le résultat d'une évaluation de la vulnérabilité. L'ambiguïté du critère pourrait conduire à des effets similaires : l'option préférée pourrait ne pas être la même selon la valeur du seuil et – dans la présente étude – selon le degré d'acceptabilité.

Les valeurs prises par r peuvent également varier considérablement entre usagers semblables du système hydrique, normalement représentés en tant que critère agrégé. L'incertitude pesant sur la validité de l'agrégation et les questions d'inégalités qui y sont associées peuvent donc affecter la division de l'espace d'exposition (Fig. 2.2.d). Et donc l'arbitrage entre alternatives, où le choix d'agrégation modifie l'option préférée (Fig. 2.3.c). Dans ce cas, la question porte sur les choix d'agrégation d'un ensemble de valeurs de performance $r_1, r_2 \dots r_n$ pour n usagers.

Cette thèse propose d'étudier l'applicabilité de la surface de réponse, à des situations où le front d'acceptabilité n'est pas aisément définissable. Cela peut être le cas dans deux situations : les acteurs ne disposent pas d'un seuil d'acceptabilité clair, et proposent donc un seuil plus ambigu ; ou les usagers connaissent des valeurs de performance, et donc des fronts d'acceptabilité différents. Les deux axes sélectionnés pour analyser l'incertitude normative des surfaces de réponse sont l'ambiguïté et l'agrégation.

2.2 Ambiguïté du seuil d'acceptabilité

2.2.1 Théorie des ensembles flous

Cette section considère les situations où un acteur n'est pas en mesure de fournir un seuil précis pour construire la surface de réponse. Par exemple, dans un système de réservoirs, les décideurs peuvent avancer un objectif de fiabilité *autour* de 95% dans la protection contre les inondations, sans souhaiter se rendre prisonniers d'une valeur trop précise ne reflétant pas le rôle de l'expérience et de l'intuition dans une situation réelle. Un opérateur peut choisir d'excéder légèrement certaines limites d'inondation pour donner de la marge de manœuvre à d'autres parties d'un système. L'ambiguïté d'un critère peut être formalisée par la théorie des ensembles flous (Zadeh, 1965).

Considérons le cas où un seuil θ ne peut être défini précisément par les acteurs du système, mais que sa performance peut être qualifiée subjectivement et que plusieurs degrés existent entre, par exemple, "acceptable" et "insupportable". Cela permet d'assouplir, sans y renoncer, le critère de satisfaction d'une valeur nette (dite "crisp" en théorie des ensembles flous). Un ensemble flou A_μ d'états acceptables qualifie la performance r avec une valeur d'appartenance μ comprise entre 0 et 1. Si, dans la section précédente, μ était une fonction binaire d'acceptabilité (eq. 2.2), ici, la fonction d'appartenance μ associée à l'ensemble flou A_μ décrit le degré auquel toute valeur de r appartient à A_μ :

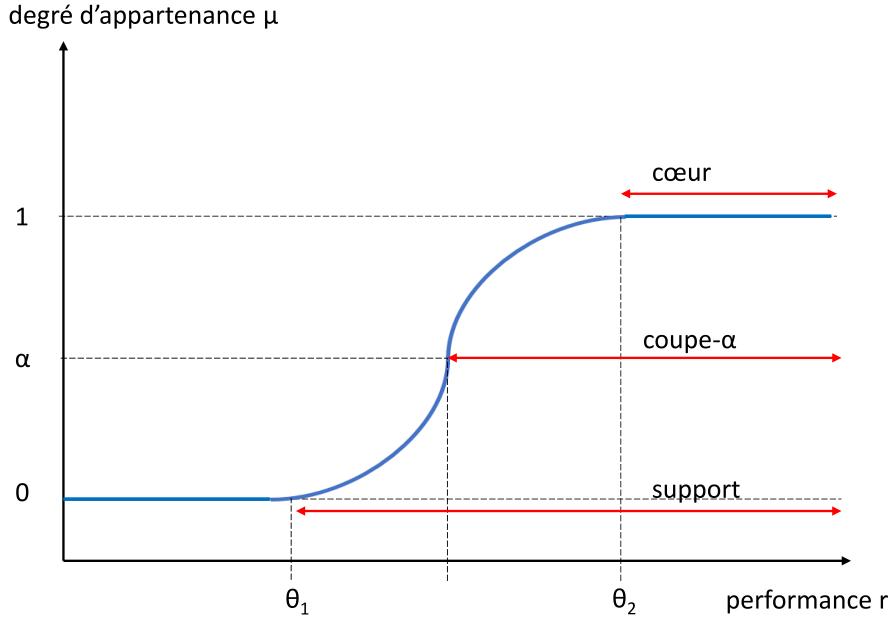


FIGURE 2.4 – Représentation de l'ensemble flou des performances acceptables A_μ sur r , support, coeur et coupe- α de A_μ

$$\begin{cases} \mu(r) = 0 & R < \theta_1 \\ 0 < \mu(r) < 1 & \theta_1 \leq r < \theta_2 \\ \mu(r) = 1 & r \geq \theta_2 \end{cases} \quad (2.5)$$

Cela signifie qu'il existe une zone de transition, définie par θ_1, θ_2 (Fig. 2.4), entre les résultats acceptables et inacceptables, où des niveaux intermédiaires d'appartenance existent. Inversement, une autre interprétation est que la fonction d'appartenance correspond à la distribution des *possibilités* (Zadeh 1978, Dubois et Prade, 1988) qu'une performance donnée r représente un résultat acceptable.

Une coupe- α (α -cut) de l'ensemble flou A_μ est l'ensemble *net* sur r au sein de A_μ pour lequel le degré μ d'appartenance à A_μ est égal ou supérieur à α . La plus grande coupe- α est appelée le *support* de l'ensemble flou A_μ ($r \geq \theta_1, \mu > 0$). La plus petite coupe- α est appelée le *coeur* de l'ensemble flou ($r \geq \theta_2, \mu = 1$). Ainsi la coupe- α A_α est donnée par :

$$A_\alpha = \{r \in A_\mu \mid \mu(r) \geq \alpha\} \quad (2.6)$$

Dans la figure 2.3.b, les domaines C et S correspondent au coeur et au support de l'ensemble flou d'acceptabilité sur r pour les options A et B.

2.2.2 Seuil flou et incertitude descriptive de la surface de réponse

Lors de l'intégration d'un seuil flou, le défi consiste à combiner deux sources différentes de connaissances imparfaites décrites à la section 2.1 : l'incertitude descriptive de la réponse elle-même par rapport aux stresseurs et l'ambiguïté du seuil d'acceptabilité. Une approximation de régression logistique floue est proposée afin d'intégrer les deux types d'incertitude.

Dans les analyses à seuil net, l'acceptabilité μ en tout point est binaire. Si une incertitude est associée à la performance r , alors la surface de réponse n'est pas continue, elle s'accompagne d'un bruit et les valeurs binaires d'acceptabilité ne forment pas forcément deux domaines séparés. La régression logistique est en général utilisée pour expliquer un résultat binaire à partir de variables indépendantes (x_1, x_2) et donne en tout point une probabilité de performance acceptable π :

$$\pi_\theta = \frac{1}{1 + \exp(-(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2))} \quad (2.7)$$

$$\pi_\theta(x_1, x_2) = P(r \geq \theta) \quad (2.8)$$

où x_i sont les stresseurs définissant l'espace d'exposition et β_i les coefficients de régression. La surface de réponse logistique fournit donc la probabilité π d'atteindre le seuil θ en tout point (x_1, x_2) . Alors que la surface de réponse habituelle considère un ensemble de conditions ou d'états de la Nature sans connaître leur probabilité d'occurrence, la régression logistique fournit toujours une probabilité conditionnelle de performance acceptable, une fois qu'une des conditions possibles se réalise. Chaque partition de l'espace en domaines acceptable et inacceptable, qui peut être définie comme une coupe- π , est maintenant propre à une probabilité spécifique de performance acceptable π^* prise par π_θ :

$$S_{\pi^*} = \{x_1, x_2 \mid \pi(x_1, x_2) \geq \pi^*\} \quad (2.9)$$

Considérer le domaine des résultats acceptables comme un ensemble flou introduit une quantification de l'ambiguïté qui est de nature différente de l'incertitude hydroclimatique. Alors que la régression logistique donne une *probabilité* de dépasser un seuil d'acceptabilité donné pour une combinaison de stresseurs (éq. 2.7 et 2.8), l'ensemble flou des résultats acceptables indique la *possibilité* qu'une telle performance soit effectivement considérée comme acceptable (éq. 2.9).

Les modèles de régression floue, y compris la régression logistique floue (par exemple, Pourahmad et al., 2011 ; Namdari et al., 2014) remplacent les probabilités par des nombres flous ; ils ne les combinent généralement pas. Les probabilités floues (Zadeh, 1984) sont considérées

dans le domaine dit de la régression aléatoire floue, mais aucune régression logistique aléatoire floue ne semble avoir été développée à ce jour (Chukhrova and Johannssen, 2019).

On utilise ici une approximation discrétisée d'une régression logistique floue basée sur des coupes- α . Comme l'illustrent les figures 2.4 et 2.5, un ensemble flou A_μ peut être décomposé en coupes- α . Chaque coupe- α est un ensemble net et les valeurs appartenant à une coupe- α appartiennent également à l'ensemble flou A_μ avec un degré d'appartenance égal ou supérieur à α .

Par conséquent, tout ensemble net des performances acceptables A , défini par un seuil net quelconque θ , est également une coupe- α de l'ensemble flou des résultats acceptables A_μ . Il s'ensuit qu'une régression logistique calculée pour un seuil d'acceptabilité θ fournit la probabilité d'appartenir à la coupe- α équivalente au domaine $r \geq \theta$:

$$\pi_\theta(x_1, x_2) = P(r \in A_\alpha) = P(r \in A_\mu \mid \mu(r) \geq \alpha) \quad (2.10)$$

avec $\alpha = \mu(\theta)$.

Suivant l'interprétation de Huynh et al. (2007), la possibilité Π que la variable aléatoire r appartienne à l'ensemble flou A_μ peut être donnée par l'intégrale sur α des probabilités d'acceptabilité définies à chaque coupe- α .

$$\Pi(x_1, x_2) = P(r \in A_\mu) = \int_0^1 P(r \in A_\mu \mid \mu(r) \geq \alpha) d\alpha \quad (2.11)$$

et donc :

$$\Pi(x_1, x_2) = \int_0^1 \pi_{\mu^{-1}(\alpha)}(x_1, x_2) d\alpha \quad (2.12)$$

La régression logistique approximée pour un ensemble flou A_μ de résultats acceptables est donc la moyenne des régressions logistiques calculées pour chaque coupe- α associée à A_μ . Avec une discréttisation uniforme de 10 valeurs de α entre 0 et 1, l'espacement de chaque coupe- α définie par $\theta = \mu^{-1}(\alpha)$, dépend de la forme de la fonction d'appartenance μ . Une version linéaire de $\mu(r)$ conduit à un échantillonnage uniforme des coupes- α , tandis qu'une fonction d'erreur sigmoïde conduit à un échantillonnage gaussien des coupes- α centré sur $\theta^* = \mu^{-1}(0.5)$ (Fig. 2.5).

Dans la publication présentée au chapitre 3, cette méthode est appliquée au cas d'étude du Haut Saint-François, en employant une modèle HEC-ResSim de gestion de réservoirs développé précédemment en partenariat avec le Centre d'Expertise Hydrique du Québec.

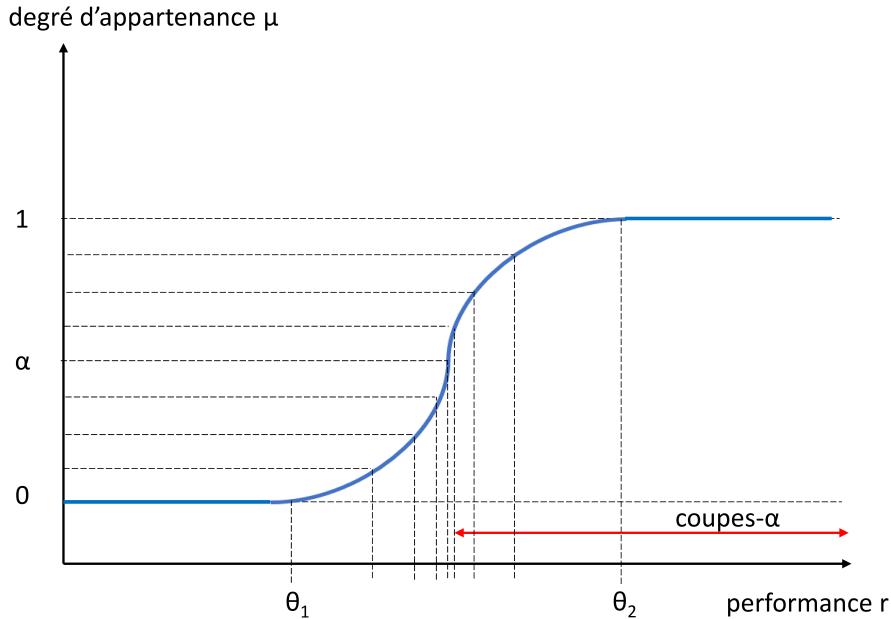


FIGURE 2.5 – Représentation de l'échantillonnage des coupes- α avec une fonction d'appartenance sigmoïde.

2.3 Agrégation et équité

Le deuxième axe d'analyse des incertitudes normatives dans une approche par surface de réponse se concentre sur les choix d'agrégation d'usagers en catégories. Les méthodes ascendantes intègrent souvent un nombre limité de critères ou secteurs d'activité, parfois rivaux : usage domestique, agriculture, environnement, etc. Chacun de ces critères peut représenter un bord différent du domaine d'acceptabilité sur la surface de réponse. Cependant, ces critères agrègent un certain nombre d'usagers de même type (ménages, agriculteurs, etc). Cette catégorisation risque dans certaines situations d'ignorer de fortes inégalités entre usagers dans les bénéfices qu'ils retirent du système hydrique, au risque de compromettre l'adhésion ultérieure aux recommandations d'une étude ascendante.

On souhaite ici évaluer l'impact de ce choix d'agrégation sur la recommandation finale ; et comment intégrer cette incertitude normative dans l'analyse. Tout comme l'approche inverse recherche les conditions qui conduisent à certains résultats, la question est de savoir quels niveaux ou types d'agrégation conduisent à privilégier certaines options par rapport à d'autres. Le but est de paramétriser le choix d'agrégation de façon continue, afin de délimiter les choix d'agrégation favorisant une décision ou une autre.

Nous considérons ici une surface de réponse spécifique à un usager du système hydrique, appelé "agent". n agents peuvent être regroupés en une catégorie spécifique d'usagers (ménages, agriculteurs de certains types, pêcheurs), qui partagent le même indicateur de performance r et le même seuil d'acceptabilité θ , cette fois non-flou. Pour un agent donné i , la surface

de réponse $r_i(x_1, x_2)$ est obtenue en exprimant la performance spécifique à l'agent de chaque simulation en fonction de facteurs de stress, x_1, x_2 . La surface de réponse est transformée en une surface d'acceptabilité binaire. A nouveau, l'acceptabilité μ_i est égale à 1 si la performance mesurée r_i pour l'agent i satisfait à un seuil d'acceptabilité θ , 0 sinon :

$$\mu_i(x_1, x_2) = \begin{cases} 1 & r_i(x_1, x_2) \geq \theta \\ 0 & r_i(x_1, x_2) < \theta \end{cases} \quad (2.13)$$

L'acceptabilité μ_i est toujours spécifique à un agent donné. L'objectif est de produire des surfaces de réponse agrégées pour le groupe de n agents et de comprendre l'effet de différents choix d'agrégation sur les fronts d'acceptabilité. L'exploration d'options d'agrégation permet de représenter différentes priorités sociales. Par exemple, si les différentes performances propres à chaque agent sont agrégées par une moyenne arithmétique, les valeurs extrêmes se compensent et l'évaluation produira une recommandation politique qui ignorera des fortes inégalités. Se concentrer sur les 5% les plus vulnérables est un autre choix d'agrégation, qui pourrait conduire à des recommandations politiques plus égalitaires mais sans bénéficier à la majorité des usagers.

La comparaison de quelques options d'agrégation isolées révèle l'effet potentiel qu'elles peuvent avoir sur le résultat de l'analyse. Cependant, on souhaite ici examiner l'ensemble des agrégations qui favorisent certaines recommandations politiques. Afin de déterminer (i) à quel point les fronts d'acceptabilité peuvent être inégalement répartis en fonction de l'agrégation et (ii) quels choix d'agrégation exacts conduisent à des préférences différentes, une agrégation paramétrée est nécessaire. Si un paramètre continu contrôle l'agrégation, il est possible de répondre à l'exploration des points (i) et (ii) en échantillonnant régulièrement le paramètre d'agrégation.

Deux agrégations paramétrées sont retenues pour cette étude : une approche par quantiles et une approche par moyenne généralisée. Elles peuvent être comprises comme des généralisations (ou paramétrisations) des cas particuliers que sont la moyenne (arithmétique) et la médiane.

La méthode basée sur les quantiles fournit un indicateur composite simple et intuitif pour contrôler le choix de l'agrégation. Le choix d'un quantile comme cible est un choix d'agrégation, qui considère une position donnée au sein d'un échantillon classé comme un niveau adéquat de représentation de la population. Par exemple, l'objectif peut être de garantir un approvisionnement supérieur au seuil θ pour 90% de la population. Dans ce cas, le domaine d'acceptabilité agrégé est défini comme la part de la surface de réponse où moins de 10% d'une population connaît une performance $r < \theta$, jugée inacceptable.

En définissant $S(x_1, x_2)$ comme le pourcentage d'une population dont la performance r n'atteint pas le seuil θ , la fonction d'acceptabilité paramétrée peut alors être définie pour tout quantile-cible L :

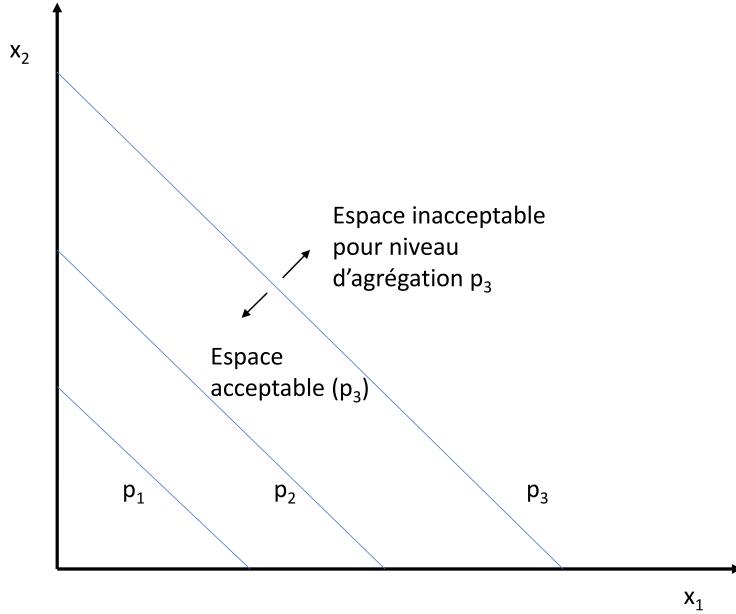


FIGURE 2.6 – Surfaces de réponse agrégées : chaque front d’acceptabilité correspond à différentes valeurs d’un paramètre d’agrégation p , menant à des espaces d’acceptabilité plus ou moins étendus.

$$\mu_L(x_1, x_2) = \begin{cases} 1 & S(x_1, x_2) < L \\ 0 & S(x_1, x_2) \geq L \end{cases} \quad (2.14)$$

Par exemple, si le front d’acceptabilité doit être tracé de manière à satisfaire *au moins* 90% de la population, alors $L=10\%$: le sous-domaine de la surface de réponse où plus de 10% n’atteignent pas le seuil θ est considéré comme inacceptable. En échantillonnant L pour différentes valeurs, on peut explorer la distribution des domaines d’acceptabilité pour différentes parties de la population. Une surface de réponse multiple peut ainsi être affichée en traçant dans le même espace d’exposition les fronts d’acceptabilité correspondant à différents quantiles de la population (Fig. 2.6). Cela permet d’évaluer sur l’espace d’exposition (x_1, x_2) (i) l’écart entre les fronts d’acceptabilité, indiquant une inégalité entre usagers en termes de vulnérabilité, (ii) l’effet relatif des quantiles-cibles et des options à départager, pouvant indiquer qu’une politique est relativement inefficace pour certaines parties de la population, et (iii) la possibilité que la préférence entre les options (la position respective de leurs fronts) puisse changer pour différents quantiles-cibles.

La deuxième méthode de paramétrage, la moyenne généralisée, agrège d’abord les valeurs de performance avant de tracer le front d’acceptabilité. Pour toute coordonnée (x_1, x_2) et pour un nombre d’agents n , la moyenne généralisée des n valeurs de performance $r_i(x_1, x_2)$ est définie pour toute valeur positive de r par :

$$M_p(r_1, \dots, r_n) = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n r_i^p \right)^{\frac{1}{p}} \quad (2.15)$$

$$M_0(r_1, \dots, r_n) = \sqrt[n]{\prod_{i=1}^n r_i} \quad (2.16)$$

Une version pondérée permet de moduler davantage la moyenne généralisée, soit pour introduire des priorités supplémentaires, soit dans le cas où chaque agent représente à son tour une certaine population.

$$M_p(r_1, \dots, r_n) = \left(\sum_{i=1}^n w_i r_i^p \right)^{\frac{1}{p}} \quad (2.17)$$

$$M_0(r_1, \dots, r_n) = \prod_{i=1}^n r_i^{w_i} \quad (2.18)$$

Le paramètre p permet d'orienter l'agrégation en priorisant les valeurs de performance inférieures ou supérieures r_i .

Lorsque p tend vers moins l'infini, l'agrégation est dominée par les valeurs faibles, de sorte que la prise de décision se focalise sur les objectifs ou usagers les moins satisfaits. En théorie du choix social, cela correspond à une approche égalitariste ou *maximin*, dite "rawlsienne" (Rawls, 1970) : en toute circonstance, on cherche à maximiser les gains ou les conditions de l'agent le moins bien desservi. Les décisions résultantes vont donc chercher à améliorer la satisfaction des agents les moins satisfaits et tendre à une égalisation des conditions entre agents. Lorsque p tend vers l'infini, l'agrégation est dominée par les valeurs les plus élevées, de sorte que la prise de décision se focalise sur les agents les plus satisfaits. Cela correspond à une approche dite "dictoriale" ou *maximax* : en toute circonstance, on cherche à améliorer les conditions de l'agent le mieux loti. Lorsque p vaut 1, l'agrégation correspond à la moyenne arithmétique, ce qui correspond à un système d'évaluation utilitariste : les valeurs faibles ou élevées peuvent se compenser, l'objectif ici est d'améliorer le bien-être total sans se soucier de sa répartition.

La moyenne généralisée permet donc de paramétriser de manière quasi continue différents choix d'agrégation entre minimum, moyenne et maximum. Comme on l'a vu au chapitre 1, ces opérateurs correspondent à des préférences philosophiques, par exemple égalitaristes ou utilitaristes.

Pour chaque valeur de p , l'acceptabilité agrégée en toute coordonnée (x_1, x_2) de l'espace d'exposition est donnée par :

$$\mu_p(x_1, x_2) = \begin{cases} 1 & M_p(x_1, x_2) \geq \theta \\ 0 & M_p(x_1, x_2) < \theta \end{cases} \quad (2.19)$$

L'acceptabilité agrégée μ_p correspond à la satisfaction du seuil θ par la moyenne généralisée de la performance pour toute valeur de p . Le front entre les sous-domaines acceptable et inacceptable est tracé pour différentes valeurs de p , traduisant une pondération différente donnée aux valeurs de performance à différentes positions dans un échantillon classé. Un inconvénient notable est que la moyenne généralisée n'est pas définie pour les valeurs de performance nulles.

Pour l'approche basée sur les quantiles-cibles comme pour l'approche basée sur la moyenne généralisée, les options sont ensuite comparées en fonction de la position respective des fronts d'acceptabilité sur les surfaces de réponse agrégées. Cette comparaison est effectuée pour différentes valeurs du paramètre de contrôle : le quantile-cible L ou le paramètre de moyenne généralisée p .

L'objectif final de la présente méthode est d'exprimer la préférence entre options en fonction des paramètres d'agrégation. Pour chaque surface de réponse, un indice de robustesse (RI) peut être calculé (Moody and Brown, 2013) pour ensuite représenter la distribution de la robustesse dans la population. Pour toute option testée et pour une valeur donnée du paramètre d'agrégation :

$$RI = \frac{\iint \mu(x_1, x_2) dx_1 dx_2}{\iint dx_1 dx_2} \quad (2.20)$$

Ramener les domaines d'acceptabilité à la seule mesure de leur aire présente également un inconvénient. Cela entraîne une perte d'information sur l'influence respective de chaque variable. Cependant, les domaines acceptables étant simplifiés en une seule mesure, les politiques ou interventions alternatives peuvent être comparées quantitativement, soit par une fonction de répartition cumulée empirique à travers les quantiles d'usagers, soit en fonction du paramètre p avec la moyenne généralisée. Le RI devient ainsi dépendant des fonctions d'acceptabilité paramétrées μ_L ou μ_p et peut donc être exprimé en fonction de L ou p .

Pour toute valeur prise par un paramètre d'agrégation, les options peuvent ainsi être classées par préférence en comparant leur indice de robustesse. Des points de bascule peuvent alors être identifiés pour les valeurs d'agrégation où la robustesse est la même pour les deux politiques et où l'ordre des politiques est donc indifférent. Ces valeurs d'agrégation forment les limites des domaines d'agrégation. Chacun de ces domaines d'agrégation est ainsi défini par un ordre spécifique de préférence des politiques basé sur l'ordre de leurs valeurs RI (Fig. 2.7).

Il est ainsi possible de définir les ensembles d'agrégations qui conduiraient à favoriser une

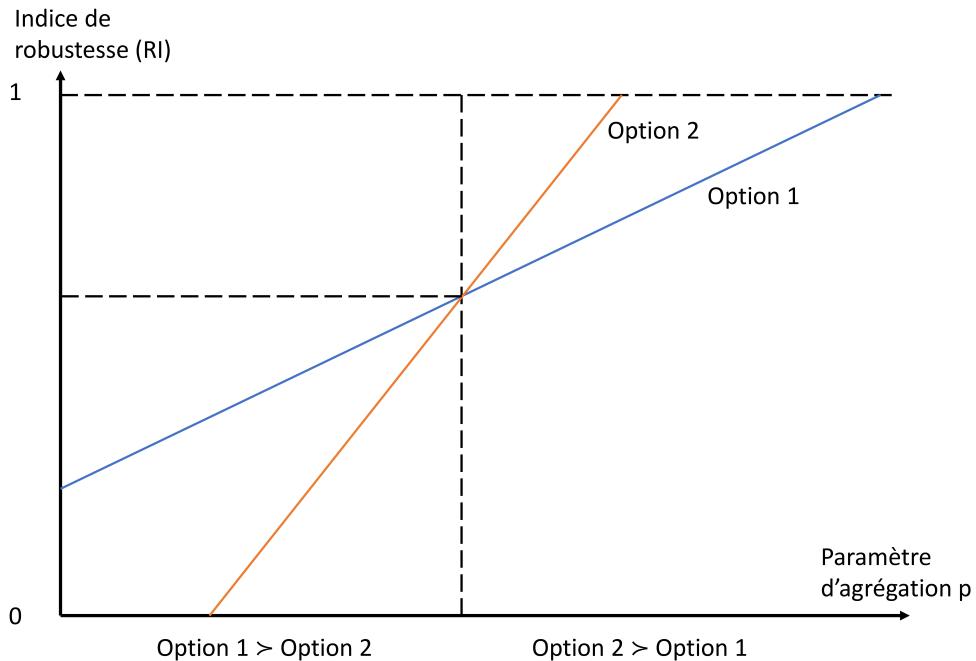


FIGURE 2.7 – Robustesse en fonction du paramètre d’agrégation. Comparer les courbes permet d’identifier les intervalles d’agrégation qui favorisent une option ou une autre.

politique plutôt qu’une autre, lorsqu’elles sont appliquées à un grand nombre d’usagers. Au final, l’objectif est de reconnaître et de quantifier les côtés gagnants et perdants de chaque option, les compromis à trouver au sein d’un groupe d’usagers similaires face à une profonde incertitude et de permettre des débats et des décisions mieux informés.

Le chapitre 4 présente la mise en oeuvre de cette approche à travers le cas d’étude de la Jordanie. Le travail collectif de modélisation est présenté dans Yoon et al. (2021).

Bibliographie

Brown, C., Ghile, Y., Laverty, M., and Li, K. : Decision scaling : Linking bottom-up vulnerability analysis with climate projections in the water sector, Water Resources Research, 48, W09537, <https://doi.org/10.1029/2011WR011212>, 2012.

Chukhrova, N. and Johannssen, A. : Fuzzy regression analysis : Systematic review and bibliography, Applied Soft Computing, 84, 105708, <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.105708>, 2019.

Hadjimichael, A., Quinn, J., Wilson, E., Reed, P., Basdekas, L., Yates, D., and Garrison, M. : Defining robustness, vulnerabilities, and consequential scenarios for diverse stakeholder interests in institutionally complex river basins, Earth’s Future, 8, e2020EF001503, <https://doi.org/10.1029/2020EF001503>, 2020.

Huynh, V.-N., Nakamori, Y., Ryoke, M., and Ho, T.-B. : Decision making under uncertainty with fuzzy targets, *Fuzzy Optimization and Decision Making*, 6, 255–278, <https://doi.org/10.1007/s10700-007-9011-0>, 2007.

Lempert, R. J. : Shaping the Next One Hundred Years : New Methods for Quantitative, Long-Term Policy Analysis, Rand Corporation, google-Books-ID : F2SzOwE0_bIC, 2003.

Loucks, D. P. and van Beek, E. : Water Resource Systems Planning and Management : An Introduction to Methods, Models, and Applications, Springer, Cham, <https://doi.org/10.1007/978-3-319-44234-1>, 2017.

Marchau, V. A. W. J., Walker, W. E., Bloemen, P. J. T. M., and Popper, S. W., eds. : Decision Making under Deep Uncertainty : from theory to practice, Springer International Publishing, Cham, <https://doi.org/10.1007/978-3-030-05252-2>, 2019.

Moody, P. and Brown, C. : Robustness indicators for evaluation under climate change : Application to the upper Great Lakes, *Water Resources Research*, 49, 3576–3588, <https://doi.org/10.1002/wrcr.20228>, 2013.

Quinn, J. D., Reed, P. M., Giuliani, M., and Castelletti, A. : Rival framings : A framework for discovering how problem formulation uncertainties shape risk management trade-offs in water resources systems, *Water Resources Research*, 53, 7208–7233, <https://doi.org/10.1002/2017WR020524>, 2017.

Rawls, J. : A theory of justice, Mass, USA,, cambridge university press edn., 1970.

Yoon, J., Klassert, C., Selby, P., Lachaut, T., Knox, S., Avisse, N., Harou, J., Tilmant, A., Klauer, B., Mustafa, D., Sigel, K., Talozi, S., Gawel, E., Medellín-Azuara, J., Bataineh, B., Zhang, H., and Gorelick, S. M. : A coupled human–natural system analysis of freshwater security under climate and population change, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 118, <https://doi.org/10.1073/pnas.2020431118>, 2021.

Zadeh, L. A. : Fuzzy Sets, *Information and Control*, pp. 8, 338–353, 1965.

Zadeh, L. A. : Fuzzy probabilities, *Information Processing & Management*, 20, 363–372, [https://doi.org/10.1016/0306-4573\(84\)90067-0](https://doi.org/10.1016/0306-4573(84)90067-0), 1984.

Chapitre 3

Article : "Possibilistic response surfaces : incorporating fuzzy thresholds into bottom-up flood vulnerability analysis"

Résumé

Un certain nombre de méthodes alternatives visent à modifier le paradigme de la gestion des ressources en eau sous forte incertitude, passant d'une approche prédictive à une approche robuste centrée sur la décision, dite ascendante. Pour cela, la surface de réponse est un outil couramment employé : elle exprime la performance d'un système hydrique en fonction d'un large échantillon de conditions hydroclimatiques futures sous la forme d'un stress test. Un critère de performance acceptable, défini par un seuil, permet de diviser l'espace de vulnérabilité en sous-ensembles de conditions acceptables et inacceptables. Dans la pratique, cependant, les acteurs et décideurs du système hydrique peuvent être confrontés à des objectifs ambigus, pour lesquels le seuil d'acceptabilité n'est clairement défini et ne prend pas une valeur précise ("crisp"). Pour s'adapter à de telles situations, cet article intègre des seuils flous à l'outil de surface de réponse. Une telle intégration n'est pas simple lorsque les surfaces de réponse conservent également leur propre incertitude, provenant du nombre limité de variables descriptives et de la stochasticité des conditions hydroclimatiques. L'incorporation de seuils flous nécessite donc d'articuler des catégories de connaissances imparfaites de nature différente, à savoir l'incertitude sur la réponse elle-même par rapport aux variables décrivant un changement et l'ambiguïté du seuil d'acceptabilité. Nous proposons donc des surfaces possibilistes pour évaluer la vulnérabilité aux inondations avec des seuils d'acceptabilité flous. Une adaptation de la régression logistique pour la théorie des ensembles flous combine la probabilité

d'un résultat acceptable et l'ambiguïté du critère d'acceptabilité au sein d'une seule mesure de possibilité. Nous utilisons le système de réservoirs du Haut Saint-François (Québec méridional, Canada) comme étude de cas pour illustrer l'approche proposée. Les résultats montrent comment un seuil flou peut être intégré quantitativement lors de la génération d'une surface de réponse et comment le fait de l'ignorer peut conduire à des décisions différentes. Cette étude suggère que de nouveaux développements conceptuels pourraient relier la dépendance à l'égard des seuils d'acceptabilité dans les méthodes ascendantes avec les usages actuels de la théorie des ensembles flous.

Abstract

Several alternatives have been proposed to shift the paradigms of water management under uncertainty from predictive to decision-centric. An often-mentioned tool is the response surface mapping system performance with a large sample of future hydroclimatic conditions through a stress test. Dividing this exposure space between acceptable and unacceptable states requires a criterion of acceptable performance defined by a threshold. In practice, however, stakeholders and decision-makers may be confronted with ambiguous objectives for which the acceptability threshold is not clearly defined (crisp). To accommodate such situations, this paper integrates fuzzy thresholds to the response surface tool. Such integration is not straightforward when response surfaces also have their own irreducible uncertainty from the limited number of descriptors and the stochasticity of hydroclimatic conditions. Incorporating fuzzy thresholds, therefore, requires articulating categories of imperfect knowledge that are different in nature, i.e., the irreducible uncertainty of the response itself relative to the variables that describe change and the ambiguity of the acceptability threshold. We, thus, propose possibilistic surfaces to assess flood vulnerability with fuzzy acceptability thresholds. An adaptation of the logistic regression for fuzzy set theory combines the probability of an acceptable outcome and the ambiguity of the acceptability criterion within a single possibility measure. We use the flood-prone reservoir system of the Upper Saint François River basin in Canada as a case study to illustrate the proposed approach. Results show how a fuzzy threshold can be quantitatively integrated when generating a response surface and how ignoring it might lead to different decisions. This study suggests that further conceptual developments could link the reliance on acceptability thresholds in bottom-up assessment frameworks with the current uses of fuzzy set theory.

3.1 Introduction

Imperfect knowledge is a defining feature of water resources management. As a prime example, the uncertain availability of water at any given time drives human interventions such as building storage capacities or levees. To address the uncertain future in water systems, the do-

minent paradigm has been to optimize investments or management plans according to probabilistic estimates based on past observations, assuming that the underlying processes are stationary. However, the stationary assumption has been contested as anthropogenic activities do affect the very processes that govern the water cycle (Milly et al., 2008). A well-established alternative is to rely on some form of prediction of those processes through climate modelling and downscaling. Such an approach also has its own limitations, however. Greenhouse gas emission pathways depend on policy choices which are not predictable, while climate models and downscaling processes have structural uncertainties (Prudhomme et al., 2010; Mastrandrea et al., 2010; Kay et al., 2014). Besides, a discrete set of projections may not be suited to find the hydroclimatic thresholds beyond which a system fails to reach its target (Culley et al., 2016).

In the last 15 years, there has thus been a widespread effort to find new paradigms to make decisions under deep uncertainty (Marchau et al., 2019), notably through a greater focus on the robustness of the decision process rather than on improving predictions (Lempert et al., 2006; Maier et al., 2016; Lempert, 2019). Switching to a robust or decision-centric paradigm usually seeks to increase the sampling of hydroclimatic conditions. It relies on a sensitivity analysis of a water system to stressors rather than evaluating the consequences of the most probable future and optimizing accordingly (Weaver et al., 2013).

One of the most common tools within the decision-centric framework is the response function or surface (Prudhomme et al., 2010; Brown and Wilby, 2012). Through a bottom-up approach, an acceptability threshold is first defined with stakeholders in order to find the states of the world that lead to unacceptable outcomes. The system is simulated through a stress test for a large set of conditions representing possible evolutions of some uncertain hydroclimatic variables (or stressors), thereby establishing a relationship between such stressors and the performance of the system. Alternatives like making new investments or changing management schemes are compared through their respective simulation outcomes over a whole range of possibilities (states of the world) or also called exposure space (Culley et al., 2016). The performance threshold is key in dividing this exposure space between acceptable and unacceptable outcomes.

The intention shared within the overall decision-centric framework is to adapt classic risk assessments to the “death of stationarity” (Milly et al., 2008), while producing information that is more useful and engaging than a fully descriptive scenario approach (Weaver et al., 2013). Response surfaces have been illustrated by many case studies (e.g., Nazemi et al., 2013; Turner et al., 2014; Whateley et al., 2014; Steinschneider et al., 2015; Pirttioja et al., 2019; Broderick et al., 2019; Ray et al., 2020; Nazemi et al., 2020; DiFrancesco et al., 2020), expanded to many objectives or stakeholder systems (Herman et al., 2014; Poff et al., 2016; Kim et al., 2019), and sometimes officially adopted in management processes (Moody and Brown, 2013; Weaver et al., 2013; Brown et al., 2019).

Such bottom-up vulnerability assessments rely heavily on the definition of the acceptability threshold in the first place. Selecting the right threshold has a major impact on the outcome of the vulnerability assessment (Hadjimichael et al., 2020). However, such thresholds are often unclear or arbitrary (El-Baroudy and Simonovic, 2004). Stakeholders and decision-makers might be unable or unwilling to provide a single, well-defined value. Ambiguity is thus a form of imperfect knowledge, different from hydroclimatic or modelling uncertainty (Maier et al., 2016), that can affect bottom-up vulnerability assessments through one of their most important components, namely the stakeholder-defined acceptability threshold.

Fuzzy set theory (Zadeh, 1965) provides an analytical framework to characterize and manipulate stakeholders' ambiguity (Huynh et al., 2007). It has been extensively used in the water domain (Tilmant et al., 2002; El-Baroudy and Simonovic, 2004; Le Cozannet et al., 2017; Qiu et al., 2018), particularly to solve multi-objective decision-making problems (e.g., Jun et al., 2013). However, to the best of our knowledge, fuzzy set theory has not yet been used to handle imprecise thresholds between satisfactory and unsatisfactory regions of a response surface. The very notion of an arbitrary threshold to define success, like flood control reliability above 0.95, can be considered as being a departure from a strictly probabilistic framework and could justify a complementary possibilistic approach based on fuzzy sets (Dubois et al., 2004). This paper, therefore, introduces the use of fuzzy acceptability thresholds when building a response surface for decision-centric vulnerability assessment.

A central challenge to a straightforward incorporation of a fuzzy threshold is the internal uncertainty of the response surface. The selected stressor variables can only partially explain hydroclimatic uncertainties, and stochastic realizations introduce noise in the resulting system performance. As such, performance is an expected value rather than a deterministic one, and that estimate might underestimate real risks. Such uncertainty is often integrated to the response surface, for example with a logistic regression (Quinn et al., 2018; Kim et al., 2019; Lamontagne et al., 2019; Marcos-Garcia et al., 2020). These studies show that, even with a crisp acceptability threshold, the internal uncertainty of the response surface can challenge the separation of the exposure space. Introducing a fuzzy threshold to a response surface that also has its own uncertainty is not trivial, as these concepts address forms of imperfect knowledge that are very different in nature.

The present study proposes a method to articulate these two categories of imperfect knowledge, i.e., the ambiguity of the acceptability threshold and the uncertainty of the response surface, through a possibilistic approach. Section 3.2 presents this method, starting with the rationale that defines uncertain response surfaces and fuzzy sets, followed by a solution to handle a fuzzy acceptability threshold within a logistic regression approach. A case study is presented in Sect. 3.3 that refers to a flood-prone reservoir system in southern Quebec, Canada. Results are presented in Sect. 3.4, followed by a discussion on the merits and limitations of the proposed method.

3.2 Methods

This section starts with a rationale (Sect. 3.2.1) that defines uncertain response surfaces and fuzzy sets. Then, Sect. 3.2.2 proposes a method to combine a fuzzy threshold and a logistic regression for a bottom-up vulnerability assessment.

3.2.1 Rationale

Uncertain response surfaces

Response surfaces are a common feature of bottom-up vulnerability assessments. Following a paradigm that is robust and decision-centric, they first consider the acceptability threshold of a water system and then ask what amount of pressure can lead a system to an unacceptable state. This pressure is sampled for different variables that form an exposure space and represent the possible states of the world.

Such an approach is sometimes called a scenario-neutral approach (Prudhomme et al., 2010; Broderick et al., 2019) as it separates the system response from the likelihood of each scenario describing future conditions. Different versions of what is here called the response surface have been used in specific decision-making frameworks. The response surface can be used to measure an uncertainty horizon between a first estimate of the state of the world and an acceptability frontier (information gap decision theory ; Ben-Haim, 2006). In the decision-scaling approach (Brown et al., 2012, 2019 ; Poff et al., 2016), general circulation model (GCM) projections can then be introduced as weights on the response surface to inform probabilities associated with climate states. GCMs can, thus, remain useful without conditioning the decision process. Their weights can be updated as uncertainty is resolved, resulting in a refined estimate of the expected system outcome over the response surface.

While response surfaces usually seek to sample possible futures, for example in climate vulnerability assessments, they still have their own internal uncertainty. Hydrological modelling and internal climate variability can have strong impacts on a response surface compared to long-term climate uncertainty (Steinschneider et al., 2015 ; Whateley and Brown, 2016). Testing a limited number of stressors as explanatory variables, therefore, leads to a response function that returns imprecise performance estimates.

We first formulate how a limited set of variables leads to an inherently uncertain response surface and how it relates to the partition of the exposure space and the decision process.

A stress test consists of assessing the performance of a system for a large enough number of situations in order to identify which of these situations leads to an unacceptable performance. We first define how the terms “success”, “failure”, “performance”, and “acceptability” are used in this study. Success or failure is a state of the system at a given time step. For example, failure can be defined by a streamflow exceeding a threshold at any moment, characterizing a state

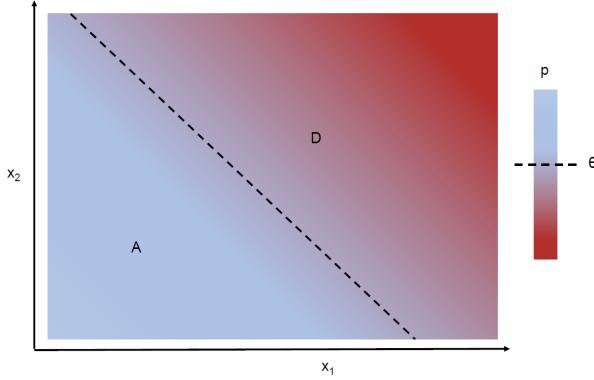


FIGURE 3.1 – Concept of the response surface as a stress test with descriptive variables (x_1 , x_2). Acceptable and unacceptable regions are defined by a threshold θ over performance R .

of flooding. Common performance indicators of a water system are statistical measures of the frequency, amplitude, or duration of failures aggregated over a certain time period (Hashimoto et al., 1982 ; Loucks and van Beek, 2017). For example, the reliability of a flood control system can be measured as the proportion of a given period (frequency) in which no flooding happens.

While the terms success/failure define the state of the system for a single time step, the terms acceptable/unacceptable define its behavior over a time period. When performing a stress test of a system, the criterion for acceptable/unacceptable outcomes is usually defined by performance satisfying a threshold θ . For example, reliability above 0.95 over a given period can define an acceptable outcome.

A stress test maps the performance R on a response surface, to a limited number of descriptive variables or stressors x_i . Each coordinate, or state of the world, is a combination of specific values taken by such stressors. The stress test aims to delineate the subsets A and D of acceptable and unacceptable outcomes (Fig. 3.1). Alternative options (management rules, infrastructure design, etc) can be ranked based on the respective size of subsets A and D . The more states of the world lead to acceptable outcomes, i.e., the more robust an option is, the more preferable this option will be.

The descriptive variables or stressors, like the mean flow, the peak flow, or temporal auto-correlations, are aggregations of the time series that are the inputs of a water system model. Because a limited number of descriptors do not capture all possible fluctuations of a time series, a term of irreducible uncertainty remains. The response surface, R , is then given by the following :

$$R = g(x_1, x_2 \dots) + \epsilon \quad (3.1)$$

In a risk-averse approach, the objective is to find the range of unacceptable outcomes, the

space over which a system fails to satisfy an acceptability threshold θ . With two variables, this space is the set of solutions $D = (x_1^*, x_2^*)$ to the inequality $R < \theta$, so that, in the following :

$$g(x_1, x_2) + \epsilon < \theta \quad (3.2)$$

Simplifying the response surface by, e.g., its average estimate can, thus, underestimate the unacceptability domain. The irreducible uncertainty can be addressed through adaptive management (Brown et al., 2011), but there is interest in integrating estimates of uncertainty into the response surface tool. Kay et al. (2014) proposed the use of uncertainty allowances that could vary depending on the response type and catchment. More specifically, flood control systems operate on shorter timescales and are harder to assess over long-term climate shifts (Knighton et al., 2017), increasing uncertainty in flood response functions. Kim et al. (2018) show how the choice of a longer modelling timescale (daily vs. hourly) can lead to risk underestimation. The choice of the weather generator used to generate synthetic weather series in a scenario-neutral experiment can also lead to different results (Keller et al., 2019 ; Nazemi et al., 2020). Steinschneider et al. (2015) and Whateley and Brown (2016) compare different sources of uncertainty in the response. Taner et al. (2019) integrate probability estimates through a Bayesian belief network model. Recently, logistic regression has been a convenient way to divide the exposure space based on probability of success (Quinn et al., 2018 ; Kim et al., 2019 ; Lamontagne et al., 2019 ; Hadjimichael et al., 2020 ; Marcos-Garcia et al., 2020).

Fuzzy acceptability thresholds

The acceptability criterion based on a threshold θ defines the set of acceptable outcomes. It is a subjective or arbitrary opinion from stakeholders or decision-makers to attribute a normative value to a certain performance level. The vast majority of the studies reported in the literature assume that the threshold between satisfactory and unsatisfactory outcomes is crisp (Brown et al., 2012 ; Culley et al., 2016 ; Kim et al., 2019). As such, a threshold shapes directly the partition of the response function ; with a crisp value the exposure space can be subdivided in only two sub-spaces : acceptable versus unacceptable.

The very existence of a threshold is the basis of satisficing behaviors (Simon, 1955) that differ from utility maximizing behaviors, as coined by Von Neumann and Morgenstern (1944). In practice, however, there might be situations whereby the water manager is unable (or unwilling) to provide a crisp, well-defined threshold or when such threshold is disagreed upon by stakeholders. For example, when controlling water levels in a reservoir to prevent floods, the operator can handle certain tolerances above the maximum desired level. Of course, the greater the deviation from the desired level, the less acceptable it becomes.

Mathematically, fuzzy sets theory handles imprecisely defined or ambiguous quantities. Introduced by Zadeh (1965), fuzzy sets theory has become a common tool in decision-making

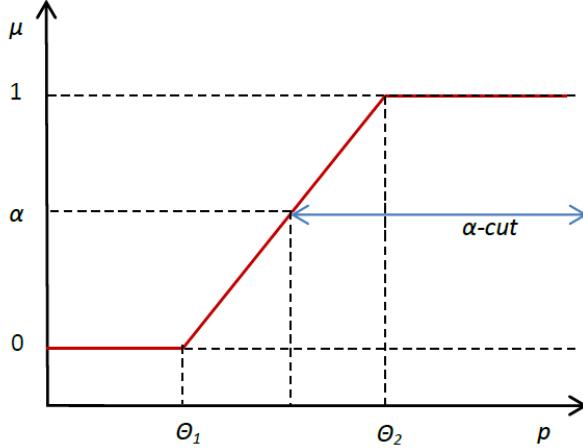


FIGURE 3.2 – Concept for a fuzzy set of acceptable outcomes A_μ over performance R .

analysis or computational sciences when nonprobabilistic, imperfect knowledge stemming from ambiguity or vagueness must be considered (Yu, 2002). In our case, fuzzy sets theory allows us to introduce vagueness in target-based decision-making, without forsaking a target-based model in favor of an unbounded maximizing behavior (although a fuzzy target can also be seen as a generalization of both maximizing and satisficing behaviors; see Castagnoli and Li Calzi, 1996, and Huynh et al., 2007).

We consider here the case where such a threshold θ may not be precisely defined by stakeholders but can take many subjective qualifications from acceptable to unbearable, hence relaxing (without fully removing) the arbitrary condition of satisfying a crisp value. A fuzzy set A_μ of acceptable states therefore qualifies the performance R with a membership value comprised between 0 and 1. The membership function μ associated to the fuzzy set A describes the degree to which any value of R more or less belongs to A (Fig. 3.2; eq. 3.3).

$$\begin{cases} \mu(R) = 0 & R < \theta_1 \\ 0 < \mu(R) < 1 & \theta_1 \leq R < \theta_2 \\ \mu(R) = 1 & R \geq \theta_2 \end{cases} \quad (3.3)$$

When a threshold corresponds to a fuzzy set, it means that there is a transition zone between acceptable and unacceptable outcomes where intermediate levels of membership exist. Conversely, another interpretation is that the membership function is the distribution of the possibilities (Zadeh 1978, Dubois and Prade, 1988) that any given performance R represents an acceptable outcome.

An α -cut A_α is the crisp set over A_μ for which the membership degree to A_μ is equal or above α . The largest α -cut is called the *support* of the fuzzy set A_μ ($R \geq \theta_1$). The smallest α -cut is

the core of the fuzzy set ($R \geq \theta_2$).

$$A_\alpha = \{R \in A_\mu \mid \mu(R) \geq \alpha\} \quad (3.4)$$

A fuzzy definition of acceptability is not only a way to accommodate ambiguity as a stakeholder-based constraint, but it can also alter the outcome of the analysis. Theoretically, it can happen when the slope of a response as a function of stressors is different for the compared alternatives (infrastructure investments, management rules, etc.), as illustrated in Fig. 3.3 for a single stressor variable. Rule 2 has a larger acceptable region with a crisp threshold, but the result is mixed with a fuzzy definition of acceptability. In that case, a trade-off appears between minimizing a loss of any sort (i.e., any type of flooding) and minimizing the maximum loss (min–max).

For example, in Quinn et al. (2017a), an attempt at minimizing expected flood damage leads to worse results under extreme events most of the time. Hadjimichael et al. (2020) perform a sensitivity analysis on binary acceptability thresholds and show the impact such a definition has on the outcome of a vulnerability assessment. Criterion ambiguity could lead to similar effects, i.e., the preferred option might not be the same, depending on the value of the threshold, and in the present study it depends on the degree of acceptability.

3.2.2 Combination of fuzzy thresholds and uncertain response function

When incorporating a fuzzy threshold, the challenge is to combine two different sources of imperfect knowledge (described in Sect. 3.2.1), the uncertainty of the response itself, relative to the variables that describe change, and the ambiguity of the acceptability threshold. An approximated fuzzy random logistic regression is proposed in order to integrate both.

As the goal of the response surface is to divide the exposure space between acceptable and unacceptable outcomes, the value associated to any combination of variables can be either 0 or 1 whether a specific acceptability threshold θ is reached or not. As seen in section 3.2.1, an intrinsic uncertainty remains in response surfaces. Several studies use a logistic regression to divide the exposure space based on probability of acceptability (Quinn et al., 2018; Kim et al., 2019; Lamontagne et al., 2019; Hadjimichael et al., 2020; Marcos-Garcia et al., 2020). The logistic regression is used to explain a binary outcome from independent variables (x_1, x_2) , and returns a probability of acceptable outcome π as follows :

$$\pi_\theta = \frac{1}{1 + \exp(-(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2))} \quad (3.5)$$

$$\pi_\theta(x_1, x_2) = P(R \geq \theta) \quad (3.6)$$

where x_i are the defining variables of the exposure space and β_i the regression coefficients. The logistic response surface therefore provides the probability π of meeting the threshold θ over

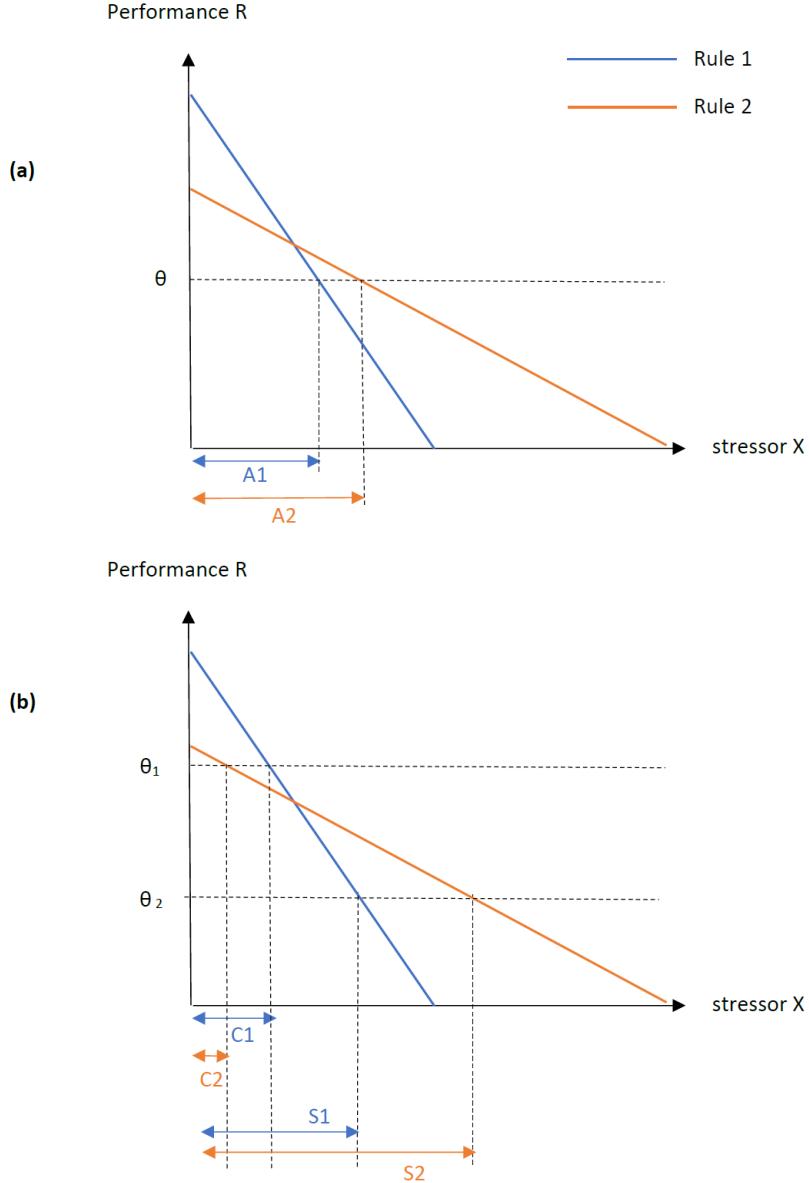


FIGURE 3.3 – The case of different performance slopes, as function of a single stressor X . (a) With a crisp threshold θ , rule 2 has a larger acceptable region A_2 . (b) With a fuzzy threshold (θ_1, θ_2) , the fuzzy set of acceptable outcomes over performance R has a core ($R \geq \theta_1$, where acceptability $\mu = 1$) and a support ($R \geq \theta_2$, where $\mu \geq 0$), to which respective regions C and S are associated. Rule 2 has a larger domain S_2 where acceptability is at least partial but a smaller full acceptability domain C_2 than Rule 1.

the (x_1, x_2) exposure space. The logistic regression also has its own uncertainty but it is not considered here. While the response surface considers a range of states of the world without knowing their probability of occurrence, the logistic regression still provides a conditional probability of acceptable outcome once a given state of the world is reached. Partitions of the space between acceptable and unacceptable sub-spaces, that can be defined as π -*cuts*, are

now relative to a specific probability of acceptable outcome π^* taken by π_θ :

$$S_{\pi^*} = \{x_1, x_2 \mid \pi(x_1, x_2) \geq \pi^*\} \quad (3.7)$$

By considering the domain of acceptable outcomes as a fuzzy set, we introduce a quantification of ambiguity that is different in nature from the irreducible hydroclimatic uncertainty. While the logistic regression returns a *probability* of surpassing any given acceptability threshold for a combination of variables (eq. 3.6 and 3.7), the fuzzy set of acceptable outcomes returns the *possibility* of any such performance value actually being considered as acceptable (eq. 3.8).

Fuzzy regression models, including fuzzy logistic regression (e.g. Pourahmad et al., 2011; Namdari et al., 2014) replace probabilities by fuzzy numbers; they usually do not combine them. Fuzzy probabilities (Zadeh, 1984) are considered within the so-called fuzzy random regression field, however no fuzzy random logistic regression seems to have been developed to date (see Chukhrova and Johannsson, 2019, for a review of the fuzzy regression field).

Here we use a discretized approximation of a fuzzy random logistic regression based on α -cuts. As illustrated in Fig. 3.2 and Fig. 3.4, a fuzzy set A_μ can be decomposed in alpha-cuts. Each α -cut is a crisp set, and the values belonging to an alpha-cut also belong to the fuzzy set A_μ with a membership degree equal or above α .

Therefore, any crisp set of acceptable outcomes A , defined by a single threshold θ , is also an α -cut of the fuzzy set of acceptable outcomes A_μ . Then a single logistic regression for any acceptability threshold θ is also the probability of belonging to the α -cut of the fuzzy set of acceptable outcomes defined by θ :

$$\pi_\theta(x_1, x_2) = P(R \in A_\alpha) = P(R \in A_\mu \mid \mu(R) \geq \alpha) \quad (3.8)$$

with $\alpha = \mu(\theta)$.

Following the interpretation of Huynh et al. (2007), the overall possibility Π of the random variable R belonging to the fuzzy set A_μ can be given by the integral over α of the probabilities of acceptability defined at every α -cut.

$$\Pi(x_1, x_2) = P(R \in A_\mu) = \int_0^1 P(R \in A_\mu \mid \mu(R) \geq \alpha) d\alpha \quad (3.9)$$

And thus

$$\Pi(x_1, x_2) = \int_0^1 \pi_{\mu^{-1}(\alpha)}(x_1, x_2) d\alpha \quad (3.10)$$

The approximated logistic regression for a fuzzy set of acceptable outcomes is therefore the average of the logistic regressions for all the associated α -cuts. With a uniform discretization

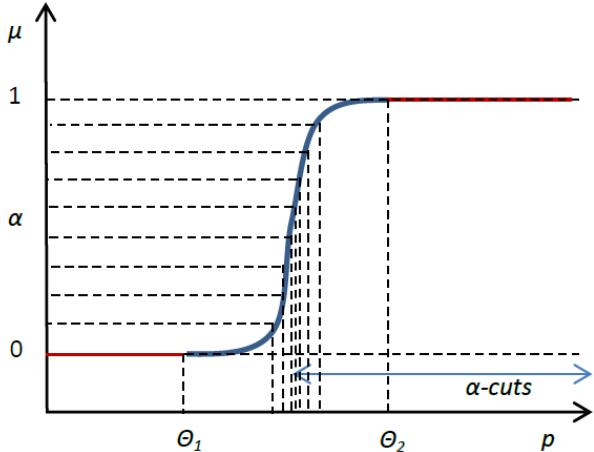


FIGURE 3.4 – Concept for α -cut sampling, sigmoid function

of 10 alpha levels, the spacing of every α -cut, defined with $\theta = -1(\alpha)$, relies on the shape of the membership function. A linear shape of $\mu(R)$ leads to a uniform sampling of the α -cuts, while a sigmoid error function leads to a Gaussian sampling of α -cuts centered on $\theta^* = -1(0.5)$ (Fig. 3.4).

3.3 Application

A two-reservoir system in eastern Canada is used as a case study to illustrate the applicability of the possibilistic response surfaces.

3.3.1 Upper Saint-François River Basin features

The Upper Saint-François River Basin (USFRB) is located in the province of Québec, Canada. The selected gauging point, near the agglomeration of Weedon, drains an area of 2940 km^2 with an average annual flow of 2.1 billion cubic meters. The system (Fig. 3.5) involves the Saint François River, controlled by two reservoirs Lake Saint-François and Lake Aylmer with a combined storage capacity of 941 million cubic meters, and the uncontrolled affluent Saumon River.

Both reservoirs are managed by the Québec Water Agency which is part of the Ministry of Environment (Ministère de l’Environnement et de la Lutte contre les changements climatiques - MELCC). The main operational objectives are : (i) to protect the municipality of Weedon and several residential areas around the lakes from floods, (ii) to ensure minimum river discharges and water levels in the lakes to preserve aquatic ecosystems, (iii) to regulate the floods for downstream power plants ; and (iv) to maintain desired water levels in the lakes for recreational uses during the summer (Fortin et al., 2007).

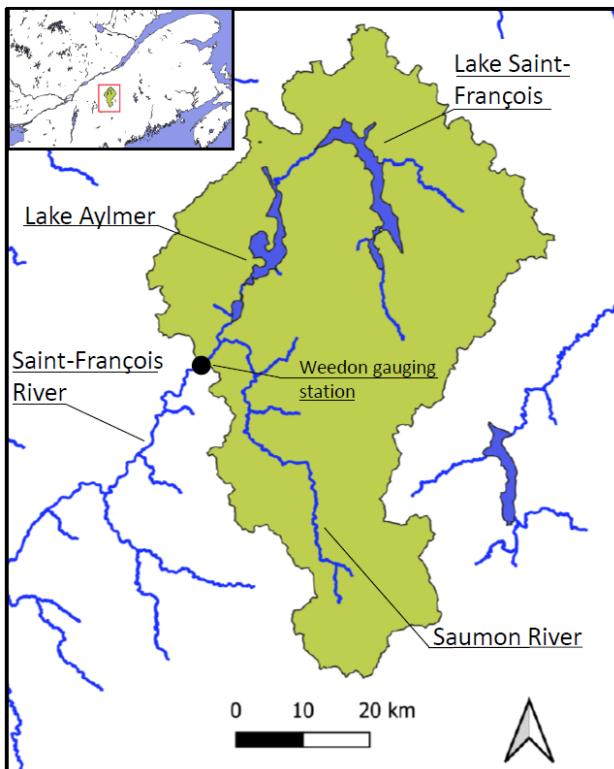


FIGURE 3.5 – Layout of the Upper Saint-François River Basin, Québec, Canada (Credit : Ministère de l’Environnement et de la Lutte contre les changements climatiques).

This multipurpose reservoir system thus follows a refill-drawdown cycle accordingly. With a snowmelt-dominated flow regime, the reservoirs are emptied in winter, filled during the spring and kept at constant pool elevation during the summer.

3.3.2 Inflow time series

At the request of system operators we use hydrologic stressors instead of climatic ones. Other authors have also used hydrologic stressors, see e.g. Nazemi et al. (2013), Borgomeo et al. (2015), Herman et al. (2014), Zeng et al. (2017), or Nazemi et al. (2020). Readily available inflow time series from GCM weather projections are used to generate additional synthetic streamflow series as in Vormoor et al. (2017). Results are then directly plotted on the exposure space according to their own (x_1, x_2) coordinates. Such a method seeks to make a greater use of hydroclimatic future scenarios when many are already available, to obtain a higher diversity of synthetic times series (based on different GCM simulations, Representative Concentration Pathways (RCP) scenarios and downscaling techniques). We first describe the initially available time series, then how they are perturbed and reused to create synthetic time series.

Historical daily measurements are available for the 2000-2014 period (MELCC, 2018). They include the lakes' inflows, levels and reservoir releases, and river discharges from the tributary and at the basin outlet.

Streamflow scenarios are provided by MELCC through the Quebec Water Atlas 2015 (CEHQ, 2015, MELCC, 2018). Those hydrologic projections are based on climatic projections from the Natural Resources Canada data base of GCM simulations (CMIP5, CEHQ, 2015). Meteorological time series were bias-corrected by the Québec Water Agency for the reference climate (1971-2000 period) and then processed by the HYDROTEL model (Fortin, 2001) for all major rivers in the Southern part of the Quebec province. For the Upper Saint-François River Basin, resulting hydrological simulations were also bias-corrected with the historical flow record and the quantile mapping approach.

A set of 501 time series was made available, spanning 30 years of daily inflows. The set contains 135 scenarios for a 1971-2000 reference period ; and 366 scenarios for the 2041-2070 period. The 366 scenarios are based on 122 GCM projections, to which three different downscaling techniques were applied : without bias correction, with quantile mapping or with delta quantile mapping (based on Mpelasoka and Chiew, 2009). In order to obtain the largest degree of variability, and find as many failure configurations as possible, all 501 time series are used indistinctively. These runoff time series are first perturbed to increase the sample size and cover a wider share of the exposure space, then used as input for the synthetic time series generation.

In order to expand the sample of the exposure space and explore less favorable conditions, the perturbation of available inflows is performed by either modifying the average annual flow, the dispersion of daily flows, or both. To increase the range of tested inflow volumes, a single change factor is applied in the first case, arbitrarily increasing all flow values at every time step by 50%. To perturb the dispersion, a varying factor multiplies flow values depending on their rank in the series distribution (factor 1 for the lowest, factor 1.5 for the highest flow). There are then four categories of perturbation : volume only, dispersion, volume and dispersion, and none.

This expanded set of time series is then used as input of the synthetic generator. The generator is the Kirsh-Nowak method (Nowak et al., 2010 ; Kirsh et al., 2013), made available online as MATLAB code by Quinn (2017b), employed e.g. in Quinn et al., 2017a. Each synthetic generation is performed twice for each available time series. We then get 501 (initial tie series) $\times 4$ (different perturbations) $\times 2$ (synthetic realizations) = 4008 synthetic time series, each containing 30 years of daily river discharges.

$$G = \frac{1}{N} \left(N + 1 - 2 \frac{\sum_{i=1}^N (N + 1 - i) q_i}{\sum_{i=1}^N q_i} \right) \quad (3.11)$$

Similarly to other stress test studies that generate inflow instead of climate time series (Feng et al., 2017), the selected driving variables (axes x and y of the response function) are the total annual inflow volume and a measure of the intra-annual variability of streamflow. The

intra-annual variability is here measured with the dispersion coefficient G , a measure also known as Gini coefficient in economics but employed in hydrology too (Masaki et al., 2014). It is similar to the coefficient of variation used in e.g. Nazemi et al. (2020) but bound between 0 and 1, which offers convenient interpretation : at $G=0$ all daily discharges in a year are equal, if $G=1$ the entire yearly runoff happens in a single day. Like the variation coefficient it allows for a second variable statistically independent of the total annual runoff volume. Here q_i are the ordered daily discharges of a given year, $N=365$ days.

3.3.3 Simulation and response surface

The model is built with HEC-ResSim, the Reservoir System Simulation software developed by the US Army Corps of Engineers (Klipsch and Hurst, 2007). It relies on a network of elements representing the physical system (reservoirs, junctions, routing reaches), as well as the sets of operating rules. HEC-ResSim replicates the decision-making process applied to many actual reservoirs through a rule-based modeling of operational constraints and targets.

Hydrologic inputs consist of 30 years long, daily river discharges for each sub-basin. The main outputs are daily water levels in lakes, reservoir releases, as well as the discharges at the outlet. A complementary Jython routine is developed in order to run HEC-ResSim in a loop to systematically load a large set of different hydroclimatic scenarios. Dam characteristics and operational rules were provided by the Québec Water Agency (MELCC, 2018).

The model is developed with a first set of operating rules (rule 1) expected to mimic the current operation of the system. It reproduces measured daily releases over the 2000-2014 period. 4008 simulations are then run, each taking an input of synthetic daily flow series spanning 30 years. In order to increase the density of the un-gridded exposure space sampling, results are divided into 5 years periods. Such decomposition is deemed acceptable based on the reservoir system, whose storage capacity is designed for seasonal regulation, not multi-year, mitigating the effects of boundary conditions. It leads to a sample of 24,048 points, each one representing a five-year simulation.

Although the operating rules were designed taking into account all operating objectives, the present study focuses on the flood control performance R . More specifically, it is the reliability (Hashimoto et al., 1982 ; Loucks and van Beek, 2017) of the system keeping the river discharge at Weedon below $300 \text{ m}^3\text{s}^{-1}$. Mathematically, if $F(t)$ is the state of flooding at time step t , then R is given by :

$$F(t) = \begin{cases} 0 & \text{if } Q(t) \leq 300 \\ 1 & \text{if } Q(t) > 300 \end{cases} \quad (3.12)$$

$$R = 1 - \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T F(t) \quad (3.13)$$

The response function is built by representing performance R as a function of the selected inflow characteristics (yearly volume and dispersion). We consider the case where the threshold between acceptable and unacceptable performance is not clearly defined, but is bounded between $\theta_1 = 0.93$ and $\theta_2 = 0.97$.

The separation of the exposure space between acceptable and unacceptable regions is calculated following section 3.2, combining a logistic regression with a fuzzy acceptability domain, its support being $[0.93, 1]$ and its core $[0.97, 1]$. Consequently, any given performance value R has a membership degree of 0 for $R < 0.93$, and equal to 1 for $R \geq 0.97$. A counterfactual exercise is also run with a crisp threshold $\theta^*=0.95$, where the ambiguity is ignored and only the median between bounds is selected. Performance is also calculated for a sub-set of GCM-based projections deemed more trustworthy by the Centre d'Expertise Hydrique du Québec (CEHQ, with quantile mapping downscaling for the 2041-2070 period), each one divided into 5-year periods.

These rules are compared to an instrumental set rule 2 which slightly alters the anticipation and emergency release algorithm of the reservoirs.

3.4 Results

The simulation is first run with 122 of the original time series made available by the Québec Water Agency. These are the bias-corrected rainfall / runoff simulations considered as the most reliable for scenario-driven adaptation plans, corresponding to different radiative forcing scenarios. Taken by 5 year periods (thus 610 time series), all lead to flood control reliabilities superior to 0.97, above any considered acceptability threshold. So both rule sets are considered successful in all these time series.

Simulations are then run for the much larger and more diverse sample of 4008 synthetic time series. The performance R , measured as the reliability of flood control, is evaluated for each 5-years period contained in the 4008 simulations of 30 years (24'048 evaluations). The color scale represents the performance (reliability R against floods) in Fig. 3.6 for each 5 year time series. The axes are the stressors x_1, x_2 : the average annual inflow volume at Lake Saint-François and the dispersion (or Gini coefficient) of the daily inflows. The response shows considerable noise, although a northeast–southwest anisotropy or gradient can be visually noticed.

An acceptability value μ is then associated to each dot (time series) in the sample depending on the value of performance (reliability) R (Fig. 3.7.a). The acceptability value μ is the membership degree of R to the fuzzy set of acceptable outcomes, with $[0.93, 1]$ as support and $[0.97, 1]$ as core (as in Fig. 3.2). The sample of simulations thus leads to acceptability values between 0 and 1 in Fig. 3.7a.

To solve the problem of combining two uncertainties that are different in nature (probability

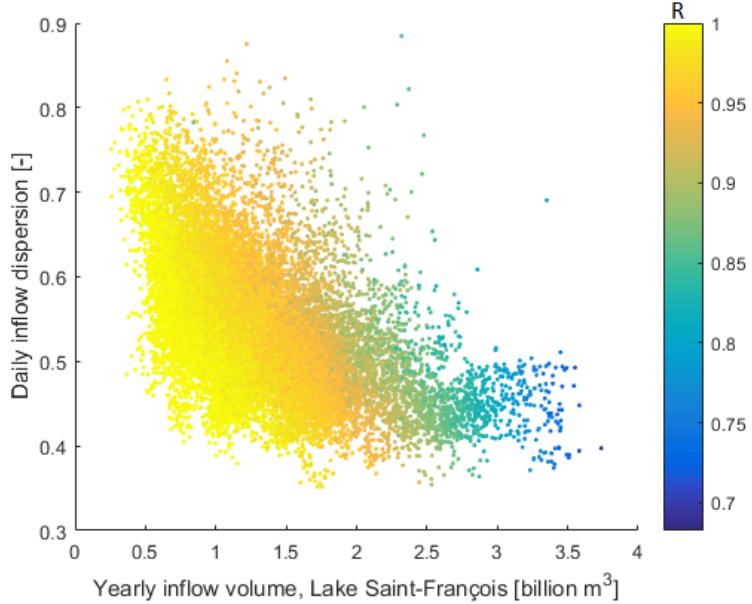


FIGURE 3.6 – Response surface (rule 1). Performance R : flood control reliability

of meeting a threshold vs possibility that this threshold is acceptable), the aggregated logistic regression presented in section 3.2.2. is performed for the fuzzy outcomes, thus proposing a continuous mapping for a case where the outcomes are not available as binary categories. The logistic regression is performed 10 times for 10 α -cuts corresponding to a uniform sampling of α -levels. The aggregated logistic regression at every coordinate is the average of the 10 logistic regressions, each one considering a single α -cut as the crisp set over R that defines acceptable outcomes.

It provides at each coordinate of the exposure space (or state of the world) a possibility value Π of the outcome (reliability against floods) being deemed as acceptable given the realization of the state of the world. This – conditional – possibility measure expresses both the ambiguity of the acceptability criterion, and the probability of an acceptable outcome at any location on the response surface. The surface can be divided in acceptable and unacceptable regions (Fig. 3.7) based on any desired level of possibility (Π -cut).

As a counterfactual, we also compute an alternative where the ambiguity of the threshold is ignored with the response surface converted into binary outcomes – acceptable or unacceptable frequency of flooding – based on a median crisp threshold of 0.95 (Fig. 3.7b). A simple logistic regression is performed for the counterfactual binary outcomes, leading to a probability π of acceptable outcome.

The approximation was done with the Matlabs function *mnrfit*. The McFadden pseudo R^2 of the median threshold logistic regression is 0.7531. The relation between explanatory variables is kept linear, as introducing an interaction term only increased the pseudo R^2 to 0.7562.

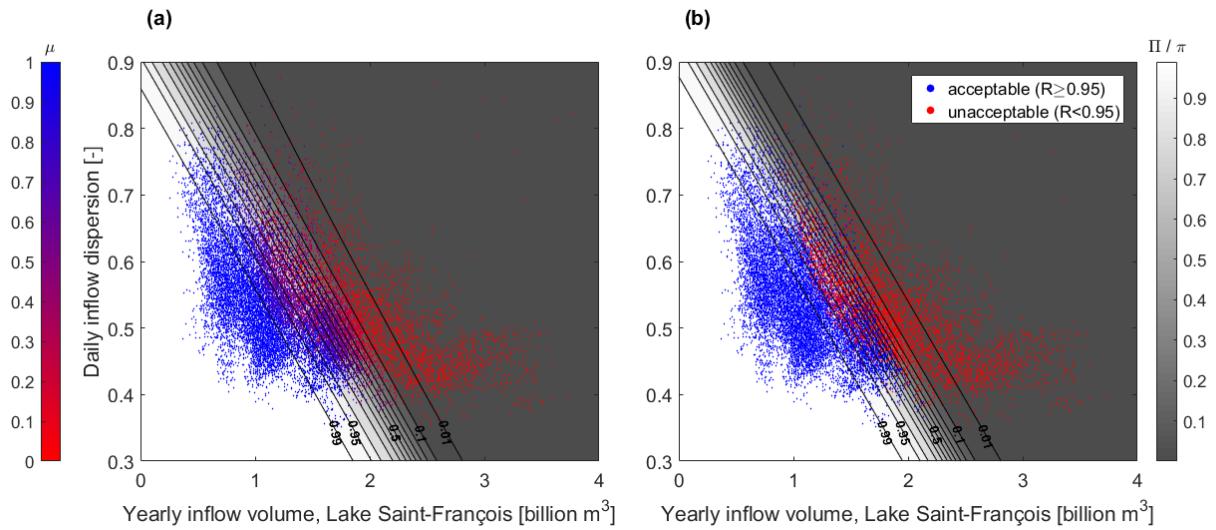


FIGURE 3.7 – Acceptability of sampled outcomes and logistic regressions (a) Fuzzy outcomes and possibility of acceptable performance Π (b) Binary outcomes and probability of acceptable performance π

These values are considered as an acceptable goodness of fit for this study. A pseudo R^2 equal to 1 represents a perfect model, and a value of 0 means the logistic model is not a better predictor of probabilities than an intercept-only model. A possible room for improvement of the predicting value of the model would be to change the predictors, although it was not the core of this study. Selecting two different predictors from a larger set of candidates might increase the final R^2 (performing a first round of logistic regressions for each pair and selecting the pair with highest R^2 as in Quinn et al., 2018).

Π -cuts producing frontiers between acceptability regions can be contrasted with the mapping of time series from GCM projections on the response surface (Fig. 3.8). While all these downscaled time series lead to fully acceptable performances, showing reliability values above 0.97, their coordinates, thus their corresponding state of the world, can still fall below a Π -cut.

This is because for any of these projections, the evaluated sequence is one realization of those conditions x_1, x_2 . Assuming the logistic regression model is accurate, with possibility $1-\Pi$, alternative realizations of those conditions may not be seen as satisfactory. A scenario sharing the same properties x_1, x_2 - yearly inflow volume and daily inflow dispersion – with a satisfactory GCM projection could still lead to unacceptable frequency of flooding if its possibility of acceptable outcome Π is below the acceptable level.

Respectively, the binary counterfactual model (Fig. 3.8b), provides a degree of probability π of an unacceptable outcome for the same state of the world, as in the previous studies using the logistic regression. Fig 3.8 illustrates the straightforward difference between adapting to the ambiguity of the acceptability criterion (Fig. 3.8a) and ignoring it (Fig. 3.8b). For any given

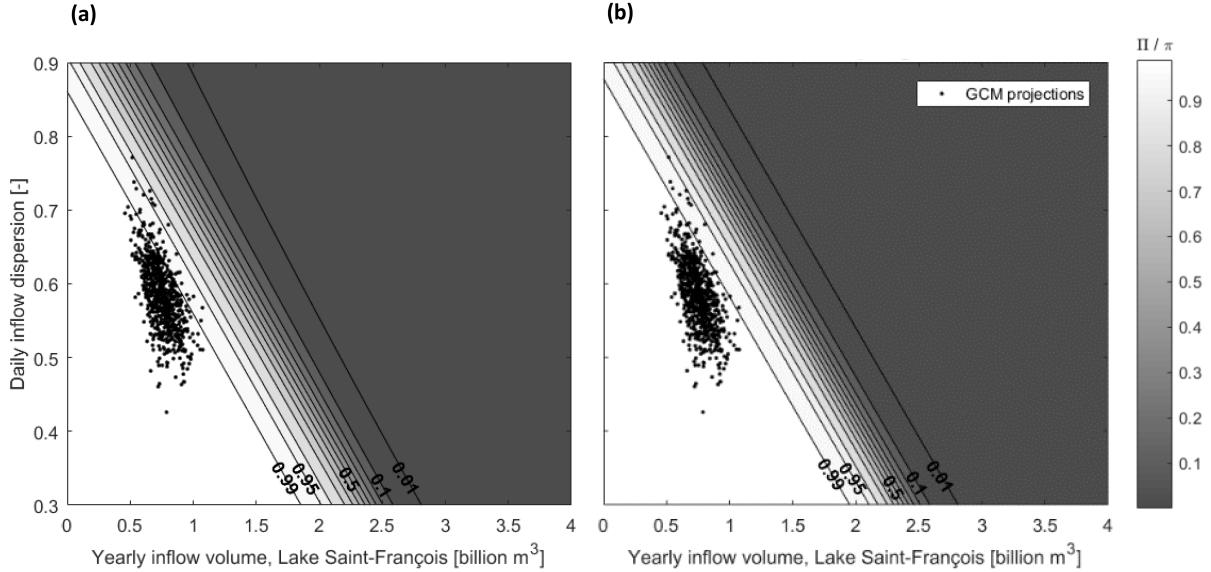


FIGURE 3.8 – Logistic regressions and GCM projections (a) for fuzzy outcomes (b) for binary outcomes

state of the world (coordinate) x_1, x_2 , the aggregated logistic regression not only considers the probability of a realization leading to a certain performance, but also the possibility that such performance, the reliability against floods, would be considered an acceptable outcome. Accepting a fuzzy acceptability criterion thus mechanically widens the range of the continuous transition resulting from the logistic regressions. A state of the world with a near 100% probability of meeting a 0.95 reliability threshold might still have a possibility of this threshold not being *actually* accepted.

Such differences are more noticeable in this case study when using GCM projections as ex-post weights. With a fuzzy target, 46 projections (6.3%) fall out of the 0.99 Π -cut, i.e. the sub-space where the possibility of acceptable outcome is at least 0.99. Said otherwise, there is a possibility of at least 0.01 that a realization leading to the same state of the world (coordinates) would produce an flooding pattern considered as unacceptable, according to the aggregated logistic regression. With a crisp simplification, thus with less information, 17 projections (2.3%) fall out of the 0.99 π -cut. There is a probability of at least 0.01 that a realization leading to the same state of the world would produce an unacceptable outcome.

These frontiers are specific to a reservoir operation rule. When using a stress test with a response surface, alternative rules are compared based on the relative position of the frontiers between acceptable and unacceptable regions. Two of them are here compared : an approximation of current reservoir operations (rule 1) and an alternative, instrumental set of rules (rule 2). Fig. 3.9 compares the two rules based on selected Π -cuts (Fig. 3.9a). The counterfactual calculation with binary outcomes and π -cuts is also provided (Fig. 3.9b).

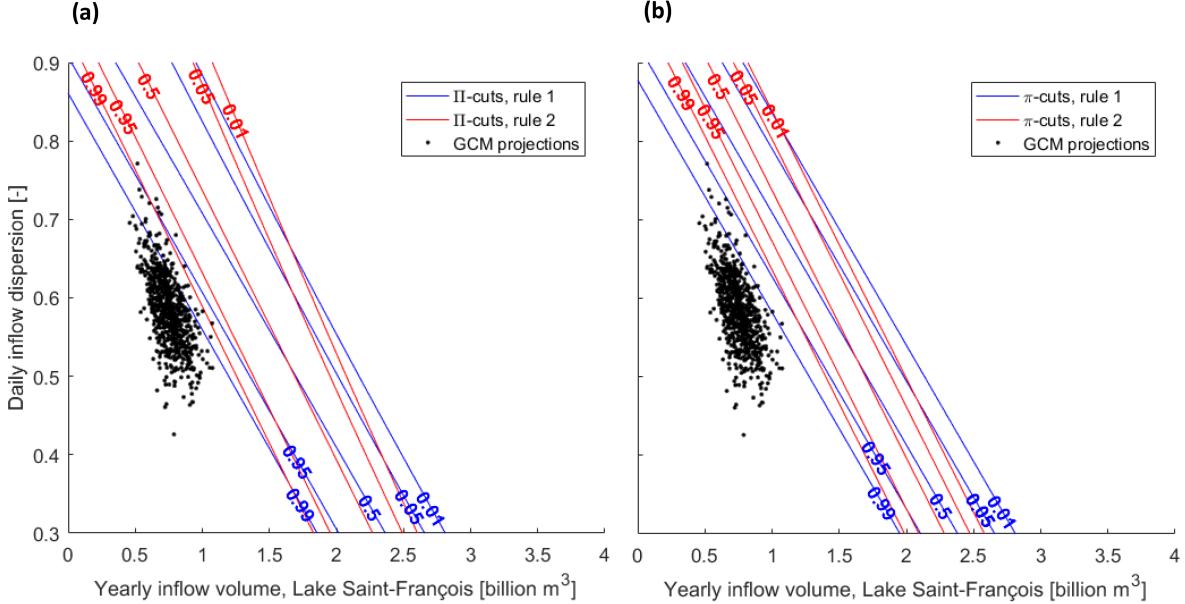


FIGURE 3.9 – Compared logistic regressions, rules 1 and 2, and GCM projections. (a) for fuzzy outcomes (b) for binary outcomes

Fig. 3.9 shows a situation partially similar to the theoretical situation of Fig. 3.2, where the relative advantage of each rule depends on the location on the exposure space and the preferred level of possibility. With a fuzzy acceptability criterion (Fig. 3.9a), rule 2 is preferred to rule 1 for high possibility of acceptable outcome ($\Pi \geq 0.95$), because the region defined by this frontier for rule 2 is larger than for rule 1. It means that rule 2 leads to acceptable outcomes in a larger range of states of the world than rule 1. However, for low possibilities of acceptable outcome (below 0.05), the comparison depends on the stressors x_1, x_2 . Rule 2 is preferred for very high daily inflow dispersion (or Gini coefficient, y axis) but moderate yearly inflow (x axis), while rule 1 is preferred for low dispersion and very high yearly inflows (again assuming the logistic regression model is accurate).

Using a counterfactual with binary outcomes (Fig 9b), and thus frontiers defined only by probabilities, modifies the above results. While rule 2 remains preferable for high probabilities of acceptable outcomes, it becomes worse than rule 1 for low probability-cuts, this time independently of the location on the exposure space.

If the decision-makers choose to use GCM projections as ex-post weights, the preference order for low possibility levels becomes less important. It narrows the relevance of the exposure space to the vicinity of the projections, thus to high possibilities of acceptable outcomes. In this case, 8 scenarios for rule 2 (1.1%) fall below the 0.99 Π -cut (meaning other realizations have a 0.01 possibility of unacceptable outcome), against 46 scenarios for rule 1 (6.3%). Again, all GCM-based scenarios lead to fully acceptable outcomes ($R \geq 0.97$). Rule 2 would then be preferred to rule 1, but there would still be a possibility of unacceptable outcome superior

to 0.01 with this rule, for the same states of the world (coordinates x_1 , x_2) sampled by the GCM-based scenarios.

Using only binary outcomes, thus only probability-based frontiers, produces a slightly different result. Rule 2 is not only preferred in the vicinity of the GCM projections, but also no such projection falls below the 0.99 π -cut. The probability of unacceptable outcome is thus less than 0.01 at the vicinity of any GCM projection. Based on such projections, rule 2 would be adopted with less reservations with a binary model than with a fuzzy model.

3.5 Discussion

By itself, a stress test approach can be seen as a departure from a probabilistic framework towards a possibilistic one. The stress test of a water system, through a response surface, asks which states of the world could possibly lead to an unacceptable outcome instead of evaluating the system performance with a given probability.

In this paper, we consider that the threshold employed to define acceptable outcomes might be ambiguous or contentious. The fuzzy or possibilistic framework (Zadeh, 1965, 1978 ; Dubois and Prade, 1988), often used in decision-making analysis, provides the analytical tools to incorporate an uncertainty that is not probabilistic, the ambiguity of a decision threshold, within the increasingly popular stress test tool.

Applying a fuzzy threshold would be straightforward for a deterministic response surface, with each performance value on the exposure space being mapped to a degree of acceptability between 0 and 1. This study explores how to solve the problem of combining a fuzzy definition of acceptability with the remaining hydroclimatic uncertainty of the response surface itself. These two concepts represent the following different sources of imperfect knowledge : one applies to the performance of the system and the other to the qualification of this performance as being acceptable or not. To integrate them in a same response surface, the methodology relies on the concept of α -cuts to produce an aggregated logistic regression from a membership function.

The case study of the Upper Saint François reservoir system illustrates the implementation of the aggregated logistic regression and the conceptual framework behind it. Just like for previous uses of logistic regression, in the present method, the response surface does not show a single frontier that divides the exposure space between acceptable and unacceptable flooding outcomes but rather a parametric frontier depending, in this case, on a desired level of possibility. While possibility and probability levels cannot be directly compared (the first comprises the latter), their difference is illustrated by the wider spread of the transition zone in the response functions. This wider spread is to be expected as more sources of ambiguity are considered in the possibilistic approach, and a consequence can be that GCM projections

may fall below an acceptability frontier when they do not for a probabilistic logistic regression.

Although the main goal of this study is to propose a practical adaptation to a stakeholder-driven constraint (the absence of a clear threshold), results also explore the effect that threshold ambiguity can have on final decisions. Compared response surfaces show that ignoring the ambiguity of a criterion can alter the comparison between options, which is either based on the size of the acceptable domains or on the position of GCM projections in the response surface. While specifically applying this criterion for a fuzzy approach with varying degrees of acceptability, this type of result is comparable to more general sensitivity studies over binary thresholds, as in Hadjimichael et al. (2020). Not accounting for the criterion ambiguity may, thus, lead, in some cases and for some actors, to floods perceived as being worse with the selected option than with the discarded option.

Results show that the preference between options can change depending on the possibility level Π . When this happens, selecting the appropriate level Π threshold is highly consequential and depends on the involved actors. This challenge is the equivalent, in possibilistic terms, to the selection of the probability threshold π in the non-fuzzy logistic regression (Kim et al., 2019). The π threshold depends on both a probability level and the value of α .

Defining the membership function does introduce an additional layer of complexity in the modelling process. It is ultimately up to the modeler and stakeholders to decide if it is a necessary translation of the social reality, while keeping in mind how it can affect the results. The elaboration of membership functions from linguistic information has been well studied in many fields (Zimmermann, 2001 ; Garibaldi and John, 2003 ; Sadollah, 2018), including in water resources management (Khazaeni et al., 2012). Future works should further explore how to elaborate adapted membership functions specific to the linguistic inputs that characterize satisfaction thresholds in the case of flood control systems.

To further address both challenges of selecting the appropriate possibility level Π and eliciting the membership function , loss aversion, as developed by Kahneman and Tversky (1979) in prospect theory, would also be a useful concept. A parallel can be drawn with Quinn et al. (2018), where the choice of the probability level π in a logistic regression is instead linked to risk aversion.

Other studies have linked prospect theory with membership functions for fuzzy sets (e.g., Liu et al., 2014; Andrade et al., 2014; Gu et al., 2020). While this study focuses on the practical integration of ambiguity as a real-world constraint, further theoretical research should focus on linking both risk and loss attitudes to hydroclimatic response functions.

An important caveat is that the response surface relies on a specific set of realizations from a synthetic generator and a starting data set that is perturbed and reshuffled. The choices and assumptions that lead to a realization deserve further scrutiny in future works. Ungridded,

on-the-fly sampling here allows us to more freely explore the variability in the response, as the focus of the study is the diversity of outcomes for a given coordinate. The sampling should be improved to cover the exposure space more evenly but without constraining too much the diversity of time series. The impact of the choice of a given synthetic generator, of the sample size, and of the perturbation process should be further examined. Likewise, the choice of describing variables was not the focus of the study but should be subject to an initial comparison among a larger number of candidate predictors. Finally, the quality of the logistic model should be further analyzed. External validation with a separate sampling of the exposure space should be included (Kim et al., 2019). Further work should seek to integrate the goodness of fit and the external validation as additional sources of uncertainty within the method. All the aforementioned steps should be considered for this possibilistic method to be used as policy recommendation.

A possibilistic framework could integrate within a response surface many more of these kinds of uncertainties when probabilities are not relevant or too uncertain, as done in other water management studies (El-Baroudy and Simonovic, 2004; Afshar et al., 2011; Jun et al., 2013; Le Cozannet et al., 2017; Qiu et al., 2018; Wang et al., 2021). One particularly suitable use of fuzzy logic should be to consider as fuzzy values the *ex post* expert judgment on the possibility or likeliness of the obtained synthetic time series in a given river basin. The synthetic generator explores time series configurations, but those may not always correspond to the range of outcomes expected in a watershed.

The integration of the uncertainty and ambiguity quantification within the response surface tool could allow for aggregation options in a multi-objective problem (like in Poff et al., 2016; Kim et al., 2019), while easily controlling its two separate components, i.e., response uncertainty and threshold ambiguity.

Importantly, the response surface is here considered as being a generic tool for decision-making under deep uncertainty, but it is used within more complex frameworks. Further research should also analyze how fuzzy thresholds can be inserted within a more complete set of methods.

3.6 Conclusions

We explore in this study how to integrate ambiguous acceptability thresholds within uncertain response surfaces in decision-centric vulnerability assessments. We propose a method to produce a possibilistic surface when the fuzzy threshold is applied to an uncertain surface. Aggregating logistic regressions over α -cuts incorporates in a single measure the ambiguity of the acceptability threshold and the probability to meet such threshold, for a given state of the world. The method is illustrated with the Upper Saint-François reservoir system in Canada. We show how a fuzzy threshold shapes the response surface, and how the way this ambiguity

is treated can affect the vulnerability assessment.

Challenging old probabilistic assumptions, notably in a climate crisis context, brings new tools that also imply new choices and degrees of arbitrariness. How to transparently elaborate fuzzy thresholds jointly with stakeholders, or the choice of a synthetic scenario generator, are necessary research continuations. The presented approach can be followed by further work on stakeholder attitudes, multi-objective problems and aggregation choices in bottom-up vulnerability assessments. The framework introduced here to solve a practical challenge can be consolidated from a more theoretical perspective, from both possibility theory and decision making under deep uncertainty.

Acknowledgments : The work was supported by a project from Ministère de l'Environnement et de la Lutte contre les Changements Climatiques (MELCC, Québec, Canada) entitled "Étude visant l'adaptation de la gestion des barrages du système hydrique du Haut-Saint-François à l'impact des changements climatiques dans le cadre du Plan d'action 2013-2020 sur les changements climatiques (PACC 2020)". This study does not represent the views of MELCC. The authors would like to thank Louis-Guillaume Fortin, Richard Turcotte and Julie Lafleur from the CEHQ for the fruitful discussions and the knowledge of the reservoir system, Alexandre Mercille and Xavier Faucher who contributed to earlier versions of the HEC-ResSim model, and Jean-Philippe Marceau who developed the iterative Jython routine.

References

- Afshar, A., Mariño, M. A., Saadatpour, M., and Afshar, A. : Fuzzy TOPSIS Multi-Criteria Decision Analysis Applied to Karun Reservoirs System, Water Resources Management, 25, 545–563, <https://doi.org/10.1007/s11269-010-9713-x>, 2011.
- Andrade, R. A. E., González, E., Fernández, E., and Gutiérrez, S. M. : A Fuzzy Approach to Prospect Theory, in : Soft Computing for Business Intelligence, edited by Espin, R., Pérez, R. B., Cobo, A., Marx, J., and Valdés, A. R., Studies in Computational Intelligence, pp. 45–66, Springer, Berlin, Heidelberg, https://doi.org/10.1007/978-3-642-53737-0_3, 2014.
- Ben-Haim, Y. : Info-Gap Decision Theory : Decisions Under Severe Uncertainty, Elsevier, 2006.
- Borgomeo, E., Farmer, C. L., and Hall, J. W. : Numerical rivers : A synthetic streamflow generator for water resources vulnerability assessments, Water Resources Research, 51, 5382–5405, <https://doi.org/10.1002/2014WR016827>, 2015.
- Broderick, C., Murphy, C., Wilby, R. L., Matthews, T., Prudhomme, C., and Adamson, M. : Using a scenario-neutral framework to avoid potential maladaptation to future flood risk, Water Resources Research, 55, 1079–1104, <https://doi.org/10.1029/2018WR023623>, 2019.

Brown, C. and Wilby, R. L. : An alternate approach to assessing climate risks, *Eos, Transactions American Geophysical Union*, 93, 401–402, <https://doi.org/10.1029/2012EO410001>, 2012.

Brown, C., Ghile, Y., Laverty, M., and Li, K. : Decision scaling : Linking bottom-up vulnerability analysis with climate projections in the water sector, *Water Resources Research*, 48, <https://doi.org/10.1029/2011WR011212>, 2012.

Brown, C., Steinschneider, S., Ray, P., Wi, S., Basdekas, L., and Yates, D. : Decision Scaling (DS) : decision support for climate change, in : *Decision Making under Deep Uncertainty : From Theory to Practice*, edited by Marchau, V. A. W. J., Walker, W. E., Bloemen, P. J. T. M., and Popper, S. W., pp. 255–287, Springer International Publishing, Cham, https://doi.org/10.1007/978-3-030-05252-2_12, 2019.

Castagnoli, E. and Li Calzi, M. L. : Expected utility without utility, *Theory and Decision*, 41, 281–301, <https://doi.org/10.1007/BF00136129>, 1996.

CEHQ (Centre d'Expertise Hydrique du Québec)) : *Atlas hydroclimatique du Québec méridional – Impact des changements climatiques sur les régimes de crue, d'étiage et d'hydraulicité à l'horizon 2050.*, 2015.

Chukhrova, N. and Johannsen, A. : Fuzzy regression analysis : Systematic review and bibliography, *Applied Soft Computing*, 84, 105 708, <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.105708>, 2019.

Culley, S., Noble, S., Yates, A., Timbs, M., Westra, S., Maier, H. R., Giuliani, M., and Castelletti, A. : A bottom-up approach to identifying the maximum operational adaptive capacity of water resource systems to a changing climate : identifying the maximum operational adaptive capacity, *Water Resources Research*, 52, 6751–6768, <https://doi.org/10.1002/2015WR018253>, 2016.

DiFrancesco, K., Gitelman, A., and Purkey, D. : Bottom-Up Assessment of Climate Risk and the Robustness of Proposed Flood Management Strategies in the American River, CA, *Water*, 12, 907, <https://doi.org/10.3390/w12030907>, 2020.

Dubois, D. and Prade, H. : Measures of possibility and fuzzy sets, in : *Possibility Theory : An Approach to Computerized Processing of Uncertainty*, edited by Dubois, D. and Prade, H., pp. 1–31, Springer US, Boston, MA, https://doi.org/10.1007/978-1-4684-5287-7_1, 1988.

Dubois, D., Foulloy, L., Mauris, G., and Prade, H. : Probability-possibility transformations, triangular fuzzy sets, and probabilistic inequalities, *Reliable Computing*, 10, 273–297, <https://doi.org/10.1023/B:REOM.0000032115.22510.b5>, 2004.

El-Baroudy, I. and Simonovic, S. P. : Fuzzy criteria for the evaluation of water resource systems performance, *Water Resources Research*, 40, <https://doi.org/10.1029/2003WR002828>, 2004.

Feng, M., Liu, P., Guo, S., Gui, Z., Zhang, X., Zhang, W., and Xiong, L. : Identifying changing patterns of reservoir operating rules under various inflow alteration scenarios, *Advances in Water Resources*, 104, 23–36, <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2017.03.003>, 2017.

Fortin, L.-G., Turcotte, R., Pugin, S., Cyr, J.-F., and Picard, F. : Impact des changements climatiques sur les plans de gestion des lacs Saint-François et Aylmer au sud du Québec, *Canadian Journal of Civil Engineering*, 34, 934–945, <https://doi.org/10.1139/l07-030>, publisher : NRC Research Press, 2007.

Garibaldi, J. and John, R. : Choosing membership functions of linguistic terms, in : The 12th IEEE International Conference on Fuzzy Systems, 2003. FUZZ '03., vol. 1, pp. 578–583 vol.1, <https://doi.org/10.1109/FUZZ.2003.1209428>, 2003.

Gu, J., Zheng, Y., Tian, X., and Xu, Z. : A decision-making framework based on prospect theory with probabilistic linguistic term sets, *Journal of the Operational Research Society*, 0, 1–10, <https://doi.org/10.1080/01605682.2019.1701957>, publisher : Taylor & Francis _eprint : <https://doi.org/10.1080/01605682.2019.1701957>, 2020.

Hadjimichael, A., Quinn, J., Wilson, E., Reed, P., Basdekas, L., Yates, D., and Garrison, M. : Defining Robustness, Vulnerabilities, and Consequential Scenarios for Diverse Stakeholder Interests in Institutionally Complex River Basins, *Earth's Future*, 8, <https://doi.org/10.1029/2020EF001503>, 2020.

Hashimoto, T., Stedinger, J. R., and Loucks, D. P. : Reliability, resiliency, and vulnerability criteria for water resource system performance evaluation, *Water Resources Research*, 18, 14–20, <https://doi.org/10.1029/WR018i001p00014>, 1982.

Herman, J. D., Zeff, H. B., Reed, P. M., and Characklis, G. W. : Beyond optimality : Multistakeholder robustness tradeoffs for regional water portfolio planning under deep uncertainty, *Water Resources Research*, 50, 7692–7713, <https://doi.org/10.1002/2014WR015338>, 2014.

Huynh, V.-N., Nakamori, Y., Ryoke, M., and Ho, T.-B. : Decision making under uncertainty with fuzzy targets, *Fuzzy Optimization and Decision Making*, 6, 255–278, <https://doi.org/10.1007/s10700-007-9011-0>, 2007.

Jun, K.-S., Chung, E.-S., Kim, Y.-G., and Kim, Y. : A fuzzy multi-criteria approach to flood risk vulnerability in South Korea by considering climate change impacts, *Expert Systems with Applications*, 40, 1003–1013, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.08.013>, 2013.

Kahneman, D. and Tversky, A. : Prospect theory : an analysis of decision under risk, *Econometrica*, 47, 263–291, <https://doi.org/10.2307/1914185>, 1979.

- Kay, A. L., Crooks, S. M., and Reynard, N. S. : Using response surfaces to estimate impacts of climate change on flood peaks : assessment of uncertainty, *Hydrological Processes*, 28, 5273–5287, <https://doi.org/10.1002/hyp.10000>, 2014.
- Keller, L., Rössler, O., Martius, O., and Weingartner, R. : Comparison of scenario-neutral approaches for estimation of climate change impacts on flood characteristics, *Hydrological Processes*, 33, 535–550, <https://doi.org/10.1002/hyp.13341>, 2019.
- Khazaeni, G., Khanzadi, M., and Afshar, A. : Fuzzy adaptive decision making model for selection balanced risk allocation, *International Journal of Project Management*, 30, 511–522, <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2011.10.003>, 2012.
- Kim, D., Chun, J. A., and Aikins, C. M. : An hourly-scale scenario-neutral flood risk assessment in a mesoscale catchment under climate change, *Hydrological Processes*, 32, 3416–3430, <https://doi.org/10.1002/hyp.13273>, 2018.
- Kim, D., Chun, J. A., and Choi, S. J. : Incorporating the logistic regression into a decision-centric assessment of climate change impacts on a complex river system, *Hydrology and Earth System Sciences*, 23, 1145–1162, <https://doi.org/10.5194/hess-23-1145-2019>, 2019.
- Kirsch, B. R., Characklis, G. W., and Zeff, H. B. : Evaluating the impact of alternative hydro-climate scenarios on transfer agreements : practical improvement for generating synthetic streamflows, *Journal of Water Resources Planning and Management*, 139, 396–406, [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000287](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000287), 2013.
- Klipsch, J. and Hurst, M. : HEC-ResSim : reservoir system simulation, User's manual version 3.0 CPD-82, USACE, Hydrologic Engineering Center, Davis, CA, 2007.
- Knighton, J., Steinschneider, S., and Walter, M. T. : A vulnerability-based, bottom-up assessment of future riverine flood risk using a modified peaks-over-threshold approach and a physically based hydrologic model, *Water Resources Research*, 53, 10 043–10 064, <https://doi.org/10.1002/2017WR021036>, 2017.
- Lamontagne, J. R., Reed, P. M., Marangoni, G., Keller, K., and Garner, G. G. : Robust abatement pathways to tolerable climate futures require immediate global action, *Nature Climate Change*, 9, 290–294, <https://doi.org/10.1038/s41558-019-0426-8>, 2019.
- Le Cozannet, G., Manceau, J.-C., and Rohmer, J. : Bounding probabilistic sea-level projections within the framework of the possibility theory, *Environmental Research Letters*, 12, 014 012, <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aa5528>, publisher : IOP Publishing, 2017.
- Lempert, R. J. : Robust Decision Making (RDM), in : *Decision Making under Deep Uncertainty : From Theory to Practice*, edited by Marchau, V. A. W. J., Walker, W. E., Bloemen, P. J. T. M., and Popper, S. W., pp. 23–51, Springer International Publishing, Cham, https://doi.org/10.1007/978-3-030-05252-2_2, 2019.

- Lempert, R. J., Groves, D. G., Popper, S. W., and Bankes, S. C. : A general, analytic method for generating robust strategies and narrative scenarios, *Management Science*, 52, 514–528, <https://doi.org/10.1287/mnsc.1050.0472>, 2006.
- Liu, Y., Fan, Z.-P., and Zhang, Y. : Risk decision analysis in emergency response : A method based on cumulative prospect theory, *Computers & Operations Research*, 42, 75–82, <https://doi.org/10.1016/j.cor.2012.08.008>, 2014.
- Loucks, D. P. and van Beek, E. : Water Resource Systems Planning and Management : An Introduction to Methods, Models, and Applications, Springer, google-Books-ID : stlCD-wAAQBAJ, 2017.
- Maier, H., Guillaume, J., van Delden, H., Riddell, G., Haasnoot, M., and Kwakkel, J. : An uncertain future, deep uncertainty, scenarios, robustness and adaptation : How do they fit together ?, *Environmental Modelling & Software*, 81, 154–164, <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2016.03.014>, 2016.
- Marchau, V. A. W. J., Walker, W. E., Bloemen, P. J. T. M., and Popper, S. W., eds. : Decision Making under Deep Uncertainty : from theory to practice, Springer International Publishing, <https://doi.org/10.1007/978-3-030-05252-2>, 2019.
- Marcos-Garcia, P., Brown, C., and Pulido-Velazquez, M. : Development of Climate Impact Response Functions for highly regulated water resource systems, *Journal of Hydrology*, 590, 125251, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125251>, 2020.
- Masaki, Y., Hanasaki, N., Takahashi, K., and Hijioka, Y. : Global-scale analysis on future changes in flow regimes using Gini and Lorenz asymmetry coefficients, *Water Resources Research*, 50, 4054–4078, <https://doi.org/10.1002/2013WR014266>, 2014.
- Mastrandrea, M. D., Heller, N. E., Root, T. L., and Schneider, S. H. : Bridging the gap : linking climate-impacts research with adaptation planning and management, *Climatic Change*, 100, 87–101, <https://doi.org/10.1007/s10584-010-9827-4>, 2010.
- MELCC (Ministère de l’Environnement et de la Lutte contre les Changements Climatiques) : Données du Programme de surveillance du climat, Direction générale du suivi de l’état de l’environnement, Québec., 2018.
- Milly, P. C. D., Betancourt, J., Falkenmark, M., Hirsch, R. M., Kundzewicz, Z. W., Lettenmaier, D. P., and Stouffer, R. J. : Stationarity is dead : whither water management ?, *Science*, 319, 573–574, <https://doi.org/10.1126/science.1151915>, 2008.
- Moody, P. and Brown, C. : Robustness indicators for evaluation under climate change : Application to the upper Great Lakes, *Water Resources Research*, 49, 3576–3588, <https://doi.org/10.1002/wrcr.20228>, 2013.

Mpelasoka, F. S. and Chiew, F. H. S. : Influence of rainfall scenario construction methods on runoff projections, *Journal of Hydrometeorology*, 10, 1168–1183, <https://doi.org/10.1175/2009JHM1045.1>, 2009.

Namdari, M., Taheri, S. M., Abadi, A., Rezaei, M., and Kalantari, N. : Possibilistic logistic regression for fuzzy categorical response data, in : 2013 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE), pp. 1–6, <https://doi.org/10.1109/FUZZ-IEEE.2013.6622457>, 2013.

Nazemi, A., Wheater, H. S., Chun, K. P., and Elshorbagy, A. : A stochastic reconstruction framework for analysis of water resource system vulnerability to climate-induced changes in river flow regime, *Water Resources Research*, 49, 291–305, <https://doi.org/10.1029/2012WR012755>, 2013.

Nazemi, A., Zaerpour, M., and Hassanzadeh, E. : Uncertainty in bottom-up vulnerability assessments of water supply systems due to regional streamflow generation under changing conditions, *Journal of Water Resources Planning and Management*, 146, [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0001149](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0001149), 2020.

Nowak, K., Prairie, J., Rajagopalan, B., and Lall, U. : A nonparametric stochastic approach for multisite disaggregation of annual to daily streamflow, *Water Resources Research*, 46, <https://doi.org/10.1029/2009WR008530>, 2010.

Pirttioja, N., Palosuo, T., Fronzek, S., Räisänen, J., Rötter, R. P., and Carter, T. R. : Using impact response surfaces to analyse the likelihood of impacts on crop yield under probabilistic climate change, *Agricultural and Forest Meteorology*, 264, 213–224, <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2018.10.006>, 2019.

Poff, N. L., Brown, C. M., Grantham, T. E., Matthews, J. H., Palmer, M. A., Spence, C. M., Wilby, R. L., Haasnoot, M., Mendoza, G. F., Dominique, K. C., and Baeza-Castro, A. : Sustainable water management under future uncertainty with eco-engineering decision scaling, *Nature Climate Change*, 6, 25–34, <https://doi.org/10.1038/nclimate2765>, 2016.

Pourahmad, S., Ayatollahi, S. M. T., Taheri, S. M., and Agahi, Z. H. : Fuzzy logistic regression based on the least squares approach with application in clinical studies, *Computers & Mathematics with Applications*, 62, 3353–3365, <https://doi.org/10.1016/j.camwa.2011.08.050>, 2011.

Prudhomme, C., Wilby, R., Crooks, S., Kay, A., and Reynard, N. : Scenario-neutral approach to climate change impact studies : Application to flood risk, *Journal of Hydrology*, 390, 198–209, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.06.043>, 2010.

Qiu, Q., Liu, J., Li, C., Yu, X., and Wang, Y. : The use of an integrated variable fuzzy sets in water resources management, Proceedings of the International Association of Hydrological Sciences, 379, 249–253, <https://doi.org/10.5194/pahs-379-249-2018>, 2018.

Quinn, J., Giuliani, M., and Herman, J. : julianneq/Kirsch-Nowak_Streamflow_Generator, URL https://github.com/julianneq/Kirsch-Nowak_Streamflow_Generator, 2017a.

Quinn, J. D., Reed, P. M., Giuliani, M., and Castelletti, A. : Rival framings : A framework for discovering how problem formulation uncertainties shape risk management trade-offs in water resources systems, Water Resources Research, 53, 7208–7233, <https://doi.org/10.1002/2017WR020524>, 2017b.

Quinn, J. D., Reed, P. M., Giuliani, M., Castelletti, A., Oyler, J. W., and Nicholas, R. E. : Exploring How Changing Monsoonal Dynamics and Human Pressures Challenge Multireservoir Management for Flood Protection, Hydropower Production, and Agricultural Water Supply, Water Resources Research, 54, 4638–4662, <https://doi.org/10.1029/2018WR022743>, 2018.

Ray, P., Wi, S., Schwarz, A., Correa, M., He, M., and Brown, C. : Vulnerability and risk : climate change and water supply from California's Central Valley water system, Climatic Change, <https://doi.org/10.1007/s10584-020-02655-z>, 2020.

Sadollah, A. : Introductory Chapter : Which Membership Function is Appropriate in Fuzzy System ?, Fuzzy Logic Based in Optimization Methods and Control Systems and Its Applications, <https://doi.org/10.5772/intechopen.79552>, 2018.

Simon, H. A. : A behavioral model of rational choice, The Quarterly Journal of Economics, 69, 99–118, <https://doi.org/10.2307/1884852>, 1955.

Steinschneider, S., Wi, S., and Brown, C. : The integrated effects of climate and hydrologic uncertainty on future flood risk assessments, Hydrological Processes, 29, 2823–2839, <https://doi.org/10.1002/hyp.10409>, 2015.

Taner, M. U., Ray, P., and Brown, C. : Incorporating multidimensional probabilistic information into robustness-based water systems planning, Water Resources Research, <https://doi.org/10.1029/2018WR022909>, 2019.

Tilmant, A., Vanclooster, M., Duckstein, L., and Persoons, E. : Comparison of Fuzzy and Nonfuzzy Optimal Reservoir Operating Policies, Journal of Water Resources Planning and Management, 128, 390–398, [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(2002\)128:6\(390\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9496(2002)128:6(390)), 2002.

Turner, S. W. D., Marlow, D., Ekström, M., Rhodes, B. G., Kularathna, U., and Jeffrey, P. J. : Linking climate projections to performance : A yield-based decision scaling assessment of a large urban water resources system, Water Resources Research, 50, 3553–3567, <https://doi.org/10.1002/2013WR015156>, 2014.

Von Neumann, J. and Morgenstern, O. : Theory of games and economic behavior, Theory of games and economic behavior, Princeton University Press, Princeton, NJ, US, 1944.

Vormoor, K., Rössler, O., Bürger, G., Bronstert, A., and Weingartner, R. : When timing matters—considering changing temporal structures in runoff response surfaces, *Climatic Change*, 142, 213–226, <https://doi.org/10.1007/s10584-017-1940-1>, 2017.

Wang, W., Zhou, H., and Guo, L. : Emergency water supply decision-making of transboundary river basin considering government– public perceived satisfaction, *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, Preprint, 1–21, <https://doi.org/10.3233/JIFS-191828>, publisher : IOS Press, 2020.

Weaver, C. P., Lempert, R. J., Brown, C., Hall, J. A., Revell, D., and Sarewitz, D. : Improving the contribution of climate model information to decision making : the value and demands of robust decision frameworks, *Wiley Interdisciplinary Reviews : Climate Change*, 4, 39–60, <https://doi.org/10.1002/wcc.202>, 2013.

Whateley, S. and Brown, C. : Assessing the relative effects of emissions, climate means, and variability on large water supply systems, *Geophysical Research Letters*, 43, 11,329–11,338, <https://doi.org/10.1002/2016GL070241>, 2016.

Whateley, S., Steinschneider, S., and Brown, C. : A climate change range-based method for estimating robustness for water resources supply, *Water Resources Research*, 50, 8944–8961, <https://doi.org/10.1002/2014WR015956>, 2014.

Yu, C.-S. : A GP-AHP method for solving group decision-making fuzzy AHP problems, *Computers & Operations Research*, 29, 1969–2001, [https://doi.org/10.1016/S0305-0548\(01\)00068-5](https://doi.org/10.1016/S0305-0548(01)00068-5), 2002.

Zadeh, L. A. : Fuzzy Sets, *Information and Control*, pp. 8, 338–353, 1965.

Zadeh, L. A. : Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility, *Fuzzy Sets and Systems*, 1, 3–28, [https://doi.org/10.1016/0165-0114\(78\)90029-5](https://doi.org/10.1016/0165-0114(78)90029-5), 1978.

Zadeh, L. A. : Fuzzy probabilities, *Information Processing & Management*, 20, 363–372, [https://doi.org/10.1016/0306-4573\(84\)90067-0](https://doi.org/10.1016/0306-4573(84)90067-0), 1984.

Zimmermann, H.-J. : Fuzzy Logic and Approximate Reasoning, in : *Fuzzy Set Theory—and Its Applications*, edited by Zimmermann, H.-J., pp. 141–183, Springer Netherlands, Dordrecht, https://doi.org/10.1007/978-94-010-0646-0_9, 2001.

Chapitre 4

Article : "Aggregation and representativeness in bottom-up vulnerability assessment : the case of Jordanian households' water supply"

Résumé

Les méthodes ascendantes proposent une inversion de paradigme pour la gestion de l'eau sous incertitude profonde. Au lieu d'évaluer une performance sur un nombre limité de scénarios, ces approches identifient, par le biais d'une surface de réponse, les limites des conditions acceptables dans un espace de vulnérabilité, en se fondant sur un seuil d'acceptabilité. Cependant, ces méthodes centrées sur la décision agrègent souvent les intérêts de grands groupes d'usagers à travers un nombre restreint de secteurs ou d'objectifs. Dans certains cas, une telle agrégation ne peut représenter les inégalités au sein d'une même catégorie d'utilisateurs et leurs préférences divergentes pour différentes interventions ou politiques. Elle risquerait ainsi d'entraîner un faible soutien politique pour leur mise en œuvre, a fortiori pour des interventions à l'échelle d'un pays. Cet article explore comment les choix d'agrégation pour des groupes importants et inégaux d'usagers de l'eau conduisent à des recommandations politiques différentes dans les études par surface de réponse. Un paramètre d'agrégation continu permet de produire différentes surfaces de réponse pour des niveaux d'agrégation spécifiques. Pour ce faire, deux méthodes d'agrégation sont considérées : des objectifs de satisfaction par centiles ou un opérateur de moyenne généralisée. Des intervalles d'agrégation spécifiques sont définis ex post à partir d'une relation de préférence fondée sur la robustesse des différentes options politiques, révélant ainsi les ensembles de choix d'agrégation qui favorisent une politique plutôt qu'une autre. Un stress-test bidimensionnel est appliqué à l'approvisionnement en eau des ménages

en Jordanie, un pays confronté à des pressions aiguës et incertaines sur sa sécurité hydrique. L'étude compare six politiques ou interventions différentes couvrant l'offre et la demande, à l'aide d'un modèle multi-agents dynamique et détaillé permettant de simuler l'ensemble du système hydrique du pays. Les résultats illustrent à quel point la robustesse ou la sécurité perçue d'un système hydrique – et surtout la hiérarchisation des options alternatives – peuvent différer selon le choix d'agrégation. L'identification des intervalles d'agrégation qui favorisent les préférences politiques peut permettre une compréhension plus fine des compromis entre usagers de même type et améliorer la délibération sous l'incertitude.

Abstract

Bottom-up methods propose a paradigm change for water resources modeling under deep uncertainty. Instead of predicting the outcomes of a limited number of scenarios, such inverse-oriented approaches find, through a response function, the boundaries of acceptable conditions within an exposure space based on an acceptability threshold. However, these decision-centric methods commonly treat large groups of water users as aggregate actors with only a few objectives. In some cases, such an approach aggregates diverse users across socioeconomic strata, precluding analysis of the equity impacts of interventions or policies. This paper explores how aggregation choices for large, unequal groups of water users lead to different policy recommendations in response function assessments. An aggregation parameter allows us to produce different response surfaces for specific aggregation levels. To do so, two aggregation methods are considered: percentile satisfaction targets or a generalized mean operator. Specific aggregation ranges are defined ex post from the robustness-based preference ordering of the different policy options, thus revealing the range of aggregation choices that would favor a policy over another. A 2-dimensional stress-test assessment across groundwater availability and population is applied to household water supply in Jordan, a country facing acute and uncertain pressures on its freshwater security. The study compares six different policies or interventions covering supply and demand, using a detailed, dynamic multi-agent model that allows for the simulation of the country's entire water system, including 800 household agents characterized across socioeconomic strata. Results illustrate how strongly the response function of a water system and, importantly, the prioritization of alternative policy recommendation, can differ depending on the aggregation choice. A focus on the most vulnerable households favors the equalization of access to water, in terms of regional allocation and weekly supply durations, as it substantially reduces robustness disparity. Combined policies with additional resources allow to withstand higher levels of stress under most aggregation choices. Identifying aggregation ranges that favor policy preferences can provide a finer understanding of trade-offs among the same type of water users and improve deliberation under uncertainty.

4.1 Introduction

Water resources modeling and management can be hampered by the difficulties to anticipate the future state of a given water system. The economic, demographic or geopolitical upheavals of human societies are drivers of water demand fraught with deep uncertainties (Maier et al., 2016), while climate change challenges the assumption of hydroclimatic stationarity under which water systems used to be designed (Milly et al., 2008). At the same time, model-based planning under such uncertainties also needs to consider the fairness of any policy recommendation, based on distributional outcomes of uncertain futures (Hallegatte and Rozenberg, 2017; Jafino et al., 2021).

Complementary approaches exist to assess and plan water systems under uncertainty. The most common relies on building a discrete set of scenarios to explore internally coherent, representative sets of future trajectories for climate, economic growth, land use or demographics (Riahi et al., 2017). Such scenarios are built upon different categories of projections, often informed by models. Such approaches are often called "top-down" (Mastrandrea et al., 2010; Brown and Wilby, 2012) or forward-oriented (Maier et al., 2016).

Another group of approaches, often called "bottom-up", flip the procedure instead focusing on the robustness of current decisions to deeply uncertain assumptions, reducing reliance on predictive approaches or probabilistic assumptions. Bottom-up approaches have been used across a diverse set of methodologies including inverse climate impact response functions (Füssel et al., 2003; Marcos-Garcia et al., 2020), robust decision making (Lempert et al., 2006; Lempert, 2019), info-gap (Ben-Haim, 2006), or decision-scaling (Brown and Wilby, 2012), often in combination with other methods. Instead of calculating the impacts of projected changes on different performance indicators, inverse approaches generally seek to identify the range of possible changes that can lead to adverse outcomes and, thus, usually expand the range of uncertainty in comparison to classic scenarios (Maier et al., 2016). They do not seek to find the impacts of specific conditions, but the conditions that lead to specific impacts on a system's performance. This range of conditions typically supports the construction of a response function or surface (Prudhomme et al., 2010) : possible conditions are sampled through a few stressor variables, which define an exposure space. System performance is simulated over this exposure space with a computer-based model. An acceptability threshold then divides the domain of performance values into acceptable and unacceptable sub-sets. This allows one to draw acceptable and unacceptable sub-spaces of the exposure space, which are further used to compare the robustness of different policies and interventions, based on their respective areas.

Importantly, water systems are inherently complex and entail a number of actors with diverse objectives that are often conflicting (Loucks and van Beek, 2017). In particular, assessments using some form of robust or inverse approach have been considering increasingly large numbers of stakeholders or objectives, such as in Poff et al. (2016); Culley et al. (2016); Trindade et al.

(2017); Kim et al. (2019); Gold et al. (2019). But each considered objective aggregates the stakes of multiple water users belonging to the same category of water use; e.g. households supplied by the same utility, farmers from the same irrigation scheme. Whereas in reality, users can experience differential impacts based on physical, geographic, and socioeconomic characteristics. Thus response surfaces can be substantially different among water users of a same category. This was illustrated in Hadjimichael et al. (2020) with the disparities of vulnerability profiles among farmers in the Colorado River Basin, showing the need for case-by-case analysis. For systems with a large number of actors, model aggregation risks hiding potential inequalities and undermining the relevance of the vulnerability assessment and public support for selected policies.

Eventually though, if a group of water users is very large, case-by-case assessments become impractical, requiring some form of aggregation to evaluate system-wide performances. For example, intermittent water supply systems can involve large numbers of households with very unequal access to water. In such cases, aggregation remains necessary to quantify the unequal vulnerabilities of different segments of the population. A key issue at the heart of distributional assessments and fairness considerations is the adequacy of the aggregation method (Jafino et al., 2021).

Aggregation does not only shape the description of a problem, but also the preferred policies to solve it. Aggregation of potentially misaligned individual preferences is thus arguably central to political theory and, more explicitly, at the heart of social choice theory (Arrow, 1951). A strictly egalitarian worldview such as J. Rawls' *maximin* principle could consider a policy choice as fair if it maximizes the outcome for the worse-off individual among a group (Rawls, 1970). A more utilitarian worldview, as often found with average-based performance indicators, would seek to maximize the sum of individual outcomes, accepting that better and worse outcomes even each other out.

In the present paper, the question of aggregation specifically applies to robustness of water availability, understood as the acceptable share of the exposure space. Our goal is thus to explore how aggregation among the same type of water users affects response surfaces and policy recommendation in an inverse or bottom-up framework. We analyze a range of aggregation choices, translating different attitudes towards inequalities and how it can affect response surfaces and the policy recommendation of a bottom-up assessment. Furthermore, in a similar manner to the inverse paradigm of the response function itself, we identify the aggregation ranges that lead to preferring one policy over another, to support equity and trade-off analysis under uncertainty within a group of similar water users.

In section 4.2, the conceptual methodology of the paper presents how to parameterize the aggregation and to identify the aggregation ranges that lead to certain policy preferences. Section 4.3 presents the studied system – the Jordanian household water supply – using the

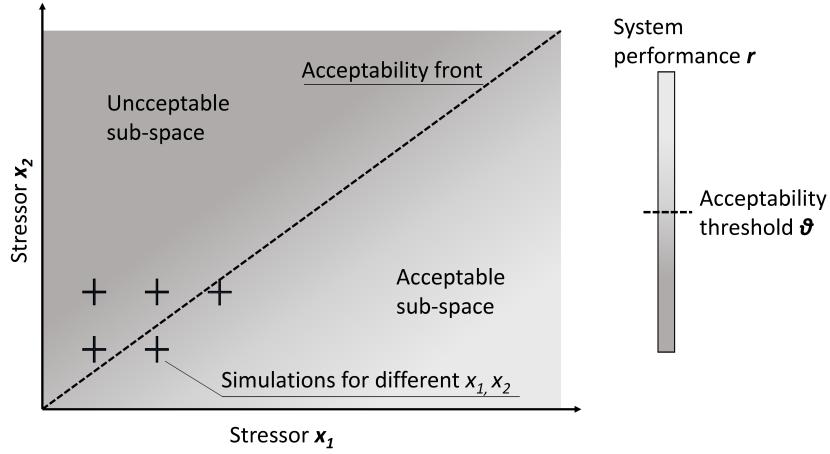


FIGURE 4.1 – Conceptual response function, mapping system performance r as function of two variables x_1, x_2 . An acceptability threshold θ qualifies performance r and, thus, subsets of the exposure space, as acceptable or unacceptable. Alternative decisions can be compared based on their respective divisions of the exposure space

Jordan Water Model (Yoon et al., 2021), and describes the experimental design to apply an inverse approach using the model. Results are detailed in section 4.4, followed by a discussion regarding their potential implications and shortcomings.

4.2 Methodology

We explore multiple approaches to vary the aggregation level of a response function, in order to assess (i) the distribution of acceptable outcomes among a large group of water users and (ii) the effect of such aggregation choices on the policy recommendation. Just as the inverse approach looks for the conditions that lead to certain outcomes, here the question is what levels or types of aggregation lead to certain options being favored over others.

The proposed methodology relies on a simple version of the response surface as a common tool among bottom-up methodologies. In its simplest expression, a response function maps the values of a performance indicator, r , to a discrete number of stressor variables, (x_1, x_2, \dots, x_n) , which define the exposure space or "states of the world" (fig. 4.1). The performance indicator r such as average consumption, reliability, resilience or vulnerability (Loucks and van Beek, 2017) is measured over a single time series. An acceptability threshold θ separates performance values between acceptable and unacceptable, and thus allows one to trace a frontier between acceptable and unacceptable shares of the exposure space. The response surface can be calculated for different policies or interventions that modify the system. Comparing the positions of the frontiers associated with different policies allows for the selection of preferred policy options.

Here we consider a response surface specific to a water user or "agent". n agents can be

grouped into a specific category of water users (e.g., households with unequal access to water supply), who share the same performance indicator, r , and acceptability threshold, θ . For a given agent, i , an individual response surface $r_i(x_1, x_2)$ is obtained by expressing the agent-specific performance of each simulation as a function of the two stressors, x_1, x_2 (e.g. changes in precipitation, temperature, demography, etc). The response surface is transformed into a binary acceptability surface. The acceptability a_i equals 1 if the measured performance r_i for agent i satisfies an acceptability threshold θ , 0 otherwise.

$$a_i(x_1, x_2) = \begin{cases} 1 & r_i(x_1, x_2) \geq \theta \\ 0 & r_i(x_1, x_2) < \theta \end{cases} \quad (4.1)$$

While the acceptability a_i is specific to a given agent, the objective is to produce aggregated response surfaces for the group of n agents and understand the effect of different aggregation choices on the acceptability surface. Exploring a range of aggregation options allows the representation of different social priorities. For example, if all agent performances are aggregated through an arithmetic mean, extreme values will compensate for each other and the assessment will produce a policy recommendation that would ignore strong inequalities. In contrast, focusing on the 5 percent most vulnerable might lead to a different aggregation choice, that might lead to policy recommendations that are more equalitarian but might not benefit the majority of users.

Comparing a few isolated aggregation options would reveal the potential effect they can have on the assessment outcome. However, here we want to characterize (i) how unequally distributed the acceptability fronts can be depending on the aggregation and (ii) which exact aggregation choices produce different policy recommendations - similarly to how inverse approaches look for the range of conditions that lead to a specific impact. If a continuous parameter controls the aggregation, it is possible to answer to explore points (i) and (ii) by regularly sampling the aggregation parameter. It is thus a way to represent the effect of social preferences with a continuous approximation.

Two parameterized aggregations are thus selected for this study : a percentile-based approach and a generalized mean approach. They can be understood as generalizations (or parameterizations) of the particular cases that are the (arithmetic) mean and the median.

The percentile-based method provides a simple composite indicator to control the aggregation choice. A percentile operator considers a given position within a ranked sample as an adequate level of representation of the population. For example, the objective can be to satisfy a target of 90% of the population according to the threshold θ . In that case, the acceptability space is defined as the share of the exposure space where less than 10% of the population experiences an unacceptable performance r . Defining $S(x_1, x_2)$ as the percentage of the population whose performance r does not meet the threshold θ , the parameterized acceptability function can

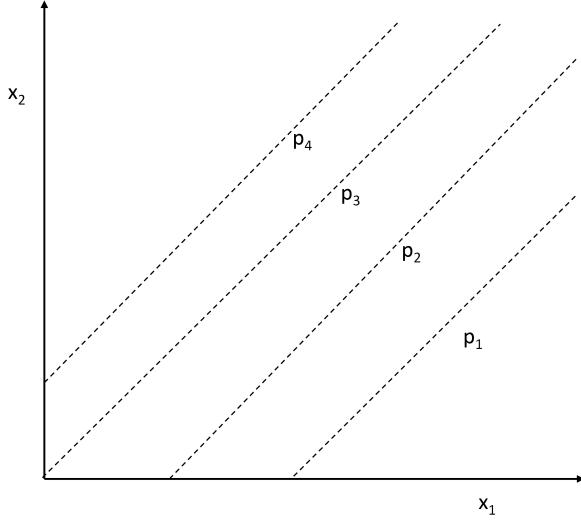


FIGURE 4.2 – Aggregated response surface : acceptability fronts for different values taken by an aggregation parameter p .

then be defined for any percentile level L .

$$A_L(x_1, x_2) = \begin{cases} 1 & S(x_1, x_2) < L \\ 0 & S(x_1, x_2) \geq L \end{cases} \quad (4.2)$$

For example, if the acceptability front should be drawn as to satisfy *at least* 90% of the population, then $L=10\%$, the sub-space of the response surface where more than 10% does not reach the threshold is deemed unacceptable. By sampling L at different levels, the distribution of acceptability ranges for different parts of the population are explored. A composite response can thus be displayed, tracing in the same exposure space the acceptability fronts corresponding to different percentiles of the population (fig. 4.2). Over the exposure space, this allows for the assessment of (i) the spread between levels, an indication of how unequal the water users can be in terms of vulnerability, (ii) the relative effect of percentile targets and policy choice on the front position, possibly indicating that the policy is relatively ineffective for parts of the population, and (iii) the possibility that preference between policies (the respective position of their fronts) switches for different percentile targets.

This aggregation method also allows for an explicit distributional assessment. The difference with highly disaggregated impact assessments such as in, e.g., Hallegatte and Rozenberg (2017) or Jaeger et al. (2017), is that in an inverse approach, the key metric is not so much the impacts under certain conditions, but the range of conditions before a specific impact is reached. Thus here the distribution measures the spread of robustness rather than the spread of impacts.

The second parameterization method, the generalized mean, is sometimes used in economic

development research, for example to monitor Sustainable Development Goals – SDGs (Rickels et al., 2016) or design human development indices (Kawada et al., 2019). For example, the Human Poverty Index for developing countries computed by UNDP uses the generalized mean with parameter $p = 3$ (Mariani and Ciommi, 2022).

This method first aggregates the performance values before tracing the acceptability front. For any coordinate (x_1, x_2) , and for a number of agents n , the generalized mean M_p with parameter p of the n performance values $r_i(x_1, x_2)$ is defined for positive values of r as :

$$M_p(r_1, \dots r_n) = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n r_i^p \right)^{\frac{1}{p}} \quad (4.3)$$

For $p = 0$, the generalized mean is defined as equal to its limit when p approaches zero :

$$M_0(r_1, \dots r_n) = \sqrt[n]{\prod_{i=1}^n r_i} \quad (4.4)$$

A weighted version allows for further modulation of the generalized mean, either to introduce additional priorities, or in case each single agent represents a larger population.

$$M_p(r_1, \dots r_n) = \left(\sum_{i=1}^n w_i r_i^p \right)^{\frac{1}{p}} \quad (4.5)$$

$$M_0(r_1, \dots r_n) = \prod_{i=1}^n r_i^{w_i} \quad (4.6)$$

The parameter p controls how skewed the aggregation is towards lower or higher performance values r_i . For each value of p , the aggregate acceptability at any given coordinate of the exposure space is given by :

$$A_p(x_1, x_2) = \begin{cases} 1 & M_p(x_1, x_2) \geq \theta \\ 0 & M_p(x_1, x_2) < \theta \end{cases} \quad (4.7)$$

The aggregated acceptability function over the response surface is thus the satisfaction of the threshold by the generalized mean, at different values of p . The front between accepted and rejected sub-spaces is drawn for different values of p , translating a different weighting given to performance values at different positions within a ranked sample. A notable drawback is that the generalized mean is not defined for $r = 0$.

A few special cases illustrate the effect of the parameter p . When p tends towards negative infinity, the generalized mean is equal to the minimum value of the sample. When $p = 1$, it becomes the arithmetic mean. When p tends towards positive infinity, it gives the maximum performance value. The generalized mean thus allows to parameterize in an almost continuous manner different aggregation choices between minimum, mean, and maximum. Just like choosing an acceptability percentile target, choosing a value of p when applying a generalized mean operator also translates different collective choice paradigms (Tilmant et al., 2007), that can be linked to social choice theory (Arrow, 1951; Moulin, 1985). Considering only the minimum water use ($p \rightarrow \infty$) of the entire sample when drawing the acceptability surface would correspond to a strictly egalitarian worldview : policies would be designed to improve the least robust water use, following a maximin rule, the Rawlsian definition of justice (Rawls, 1970). Respectively, considering only the maximum consumption would be considered as "dictatorial", as policies are selected to increase the robustness of the single agent with the highest performance. In between, different values of p express different degrees of utilitarianism. The arithmetic mean ($p = 1$) corresponds to a fully utilitarian worldview, seeking to improve the average performance among a population indifferent to the statistical distribution of such performance.

For both approaches, percentile-based and generalized mean, interventions are then compared based on the respective position of acceptability fronts on the aggregated response surfaces. This comparison is done for different levels of the controlling parameter, either the percentile of unacceptability L or the generalized mean parameter p (fig. 4.2).

The final goal of this method is to express policy preference as a function of the aggregation parameters. To do so, a single metric should represent the acceptability space. As opposed to the performance indicator r , this metric is not calculated over a time series but should be suited to qualify the whole set of simulations constituting the response surface. For each acceptability surface, a robustness index (RI) is calculated (Moody and Brown, 2013) to represent the distribution of the acceptable surface area across the population. Similar indices exist with additional weights to measure robustness over scenario ensembles or if the stressor domains can be weighted with probabilities. In this case, we consider the range of stressor values as equiprobable and select the simplest variant of the RI. For any tested policy, and for a given aggregation parameter value,

$$RI = \frac{\iint A(x_1, x_2) dx_1 dx_2}{\iint dx_1 dx_2} \quad (4.8)$$

With acceptable ranges being simplified to a single metric, alternative policies and interventions can be quantitatively compared either through the empirical cumulative distribution function (ECDF) across agent percentiles, or as a function of the parameter p with the generalized mean aggregation. RI thus becomes dependent on a parameterized acceptability A_L

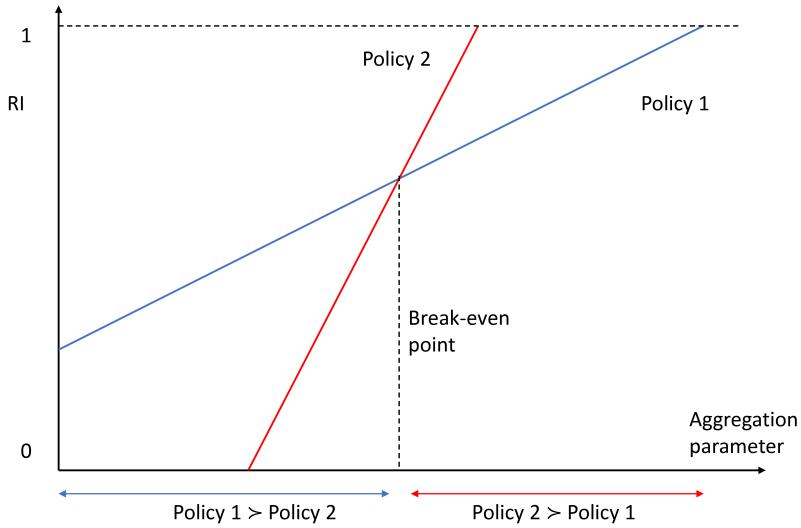


FIGURE 4.3 – Comparing aggregation-robustness functions for alternative policies allows to identify the aggregation ranges that favor one policy over another ("Policy1 \succ Policy2" means policy 1 is preferred to policy 2)

or A_P , and can therefore be expressed as a function of L or p .

For any value taken by an aggregation parameter, policies can thus be ordered by preference, by comparing their robustness index. Break-even points can then be identified for aggregation values where robustness is the same for two policies, and thus policy ordering is indifferent. Such aggregation values form the boundaries of aggregation ranges. Each of these aggregation bins is thus defined by a specific ordering of policy preference based on their RI values ordering (fig. 4.3).

It is thus possible to define the aggregation ranges that would lead to favor a policy over another when applied to a large number of agents. In the end, the objective is to acknowledge and quantify the winners and losers associated with each policy option, the trade-offs within a group of similar water users in the face of deep uncertainty and promote informed dialogue among stakeholders.

4.3 Application

4.3.1 Case study : the Jordanian water system

As a prime example of a tense water situation and looming uncertainties, the country of Jordan (fig. 4.4.a) faces a widening gap between dwindling freshwater resources and rapidly increasing demand, with difficult trade-offs among water uses (Whitman, 2019; Yoon et al., 2021). With an overall dry climate ranging from Mediterranean to arid, Jordan relies on limited natural freshwater resources (Gunkel and Lange, 2012). Its almost exclusive source of surface water,

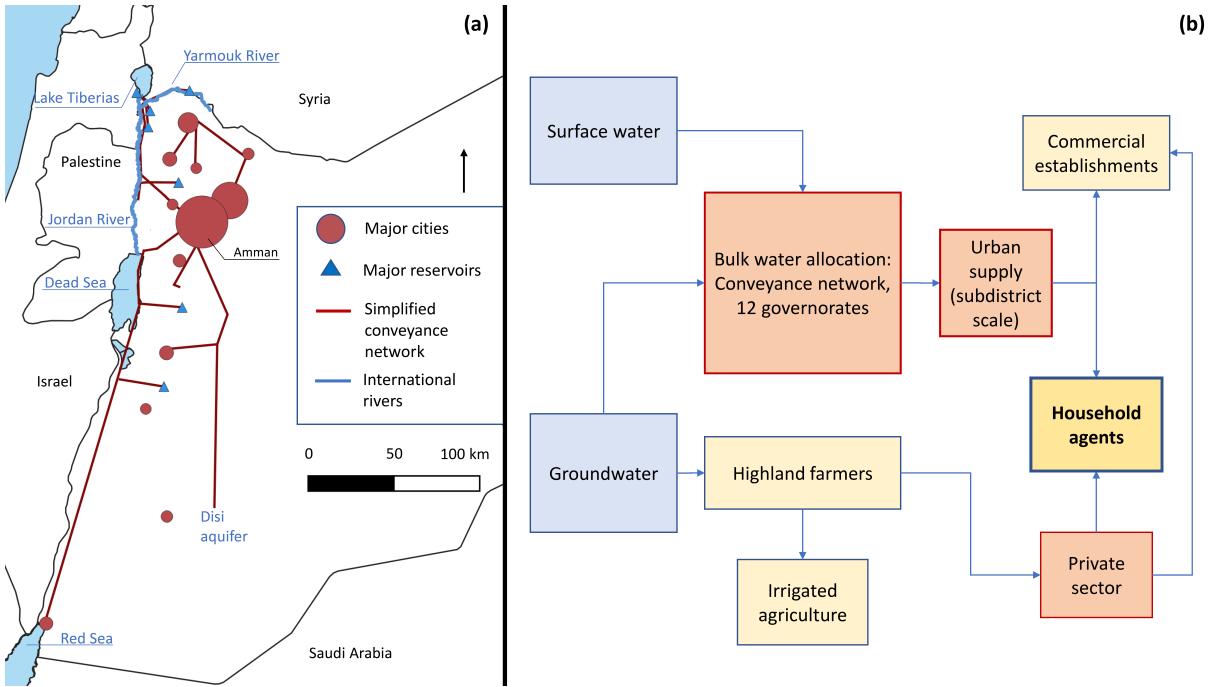


FIGURE 4.4 – Map of Jordan and simplified model concept (a) The Jordanian population is concentrated in its north-west area, particularly in the capital Amman and its larger agglomeration. Water supply comes mostly from different aquifers throughout the country, the Yarmouk River, shared with Syria, and transfers from Israel through Lake Tiberias. A bulk water conveyance network connects most of the cities. Future desalination projects could convey water from the Red Sea to the northern cities. (b) A simplified view of the water flows through the hierarchy of agents on the JWM. The schematic focuses on the modules most relevant to the present study. Blue : water resources / natural modules. Red : intermediary institutions. Yellow : consumers. Households are the studied system.

the Jordan River Basin, is shared with the neighboring countries, with Israel and Syria using an important part of the upstream flow (Courcier et al.; Avisse, 2018; Avisse et al., 2020). Groundwater resources are heavily overexploited, leading to a rapid decline of water tables – a rate that can reach 3.5 meters per year (Goode et al., 2013; Ministry of Water and Irrigation - MWI). Ecosystems are strongly affected, with the disappearing of the Ramsar-classified Azraq oasis (Al-Kharabsheh, 2000; Mustafa and Tillotson, 2019), and the shrinking of the Dead Sea (Salameh et al., 2019). Meanwhile, water demand persistently increases. Agriculture remains a major water consumer despite efforts to curb groundwater abstraction for irrigation (Ministry of Water and Irrigation - MWI). Demographic changes have been sudden, with a population increase of 50% since 2010 in part due to migration from the Syrian civil war, reaching about 11 million today (Central Intelligence Agency (CIA), 2021), even while the population growth rate has declined to 1%. Urban water consumption also includes industries and services, with tourism playing an important role in the country's economy. As a result, Jordan has one of the lowest per capita water availability ratios in the world.

Jordan has few options for developing new water resources. Wastewater is reused at 90% for agriculture (Ministry of Water and Irrigation - MWI). All fossil aquifers are now being exploited, including the deep Disi aquifer shared with Saudi Arabia (Müller et al., 2017). Desalination and conveyance from the Red Sea is expensive and depends on uncertain international financing. Increasing Jordan's share of transboundary surface water requires complex negotiations with upstream countries (Haddadin, 2009), though water imports from Israel are substantially increasing under recent agreements.

Important uncertainties are attached to many of the stressors, external and internal, that are relevant for Jordan's water system. Since 1947, demographic growth has not followed a steady and predictable rate but has been punctuated by sudden increases from populations displaced by neighboring conflicts in Israel, Lebanon, Iraq, Yemen, and importantly Syria since 2011 (Courcier et al.; Müller et al., 2016). Rainfall has decreased over the 20th century (Rahman et al., 2015), and climate change is expected to be particularly severe, with droughts becoming twice as frequent, long, and intense by the end of the 21st century (Rajsekhar and Gorelick, 2017). Meanwhile, the state of groundwater resources at any point in the future is hard to predict, as it depends on many factors and decisions made today.

Jordan's water system, characterized by such severe uncertainties, is a prime candidate for analysis using a deep uncertainty paradigm with a stress-test approach. For example, the time needed to reach current population levels was impossible to project before the Syrian war, thus hampering any form of predictive water planning in the view of high-ranking officials (Mustafa and Tillotson, 2019). The Disi aquifer and conveyance project, developed with the objective of satisfying a projected demand, strongly underestimated the demographic changes to come. Water availability at any given time in the future will also depend on climate change, transboundary renegotiations, and the previous trajectory of groundwater depletions. Decisions taken now, be they infrastructure projects or reallocation policies, can be hard to change later given their financial and political cost. Selecting a course of action based on its robustness to highly uncertain factors would thus make sense.

Once propagated through the system, these uncertainties affect a spatially and socially heterogeneous water supply. The case of Jordanian households is an example of a specific category of users (domestic water consumption) that can experience high disparity levels in terms of supply performance. Like many countries in the world, Jordan implements a rationing policy through intermittent water supply over most of the country (Rosenberg et al., 2008; Klassert et al., 2018a). Such intermittency varies strongly between neighborhoods, from less than one day per week in poorer districts to five days in wealthiest neighborhoods (Talozi, 2018), increasing reliance on private vendors.

The system comprised of Jordanian households and their sources of water supply thus provides an adequate case to explore the question of representativeness of bottom-up water vulnerability

assessments for large numbers of water users.

4.3.2 The Jordan Water Model

This work builds on the Jordan Water Model - JWM (Yoon et al., 2021). Watershed and groundwater modules are process-based and spatially explicit. Watershed rainfall-runoff is computed with SWAT, providing inflows for the major reservoirs. A groundwater response function is pre-computed with a detailed MODFLOW model at the subdistrict level and dynamically reacts to pumping decisions with a drawdown response. The coupled multi-agent, hydro-economic model employs an object-oriented software architecture (Knox et al. 2018). Here we focus on the simulation of dynamic interactions between a hierarchy of diverse actors and the natural/engineered water system primarily involving the piped water supply system (fig. 4.4.b). Components and features that are particularly relevant for this study are summarized in this section.

Using monthly time-steps, the 1,923 representative human agents (800 for households, 1,023 for commercial establishments, 84 for farmers, 14 for large industries and two managing institutions) make autonomous decisions based on inputs from natural/engineered modules and other human agents, in a hierarchical manner. Government bodies define high-level constraints and decisions, such as transboundary water availability or groundwater extraction limits. Among them, the Water Authority of Jordan (WAJ) determines monthly allocation and transfers of bulk water volumes between the twelve governorates of Jordan, based on regional per-capita targets and physical/topological constraints from the conveyance network.

From there, local piped supply institutions distribute the available water among sub-districts and among different and competing categories of households and commercial establishments. The quantity of water made available to each sub-district in the JWM is based on the number of agents and the rationing schedule, following Klassert et al. (2015). Weekly supply durations can range between 7.5 hours and uninterrupted supply. Agents buy a certain amount from the public supply based on tariffs and their respective demand function estimates derived from 16,153 observations (Sigel et al., 2017; Klassert et al., 2018b). Urban consumers can supplement piped water with purchases from private vendors who largely obtain groundwater sourced by farmers (Selby et al., 2016).

Each of the 800 household agents represents a certain share of the Jordanian population for specific characteristics, such as location (sub-district), income, refugee status, etc. Households decide purchases of piped water based on econometric demand estimates. Water demand functions notably depend on each household conservation options. These can rely on storage capacities or water saving behaviors depending on the education level of the female household head (Klassert et al., 2018b))”.

This multi-agent framework provides an opportunity to test a response surface approach for

Jordanian households in a highly disaggregated manner. As economic decisions are dynamic at the agent level, one can interrogate how the frequency distribution function of water use changes under stress, in a coherent, calibrated manner.

The model also allows for the evaluation of results based on other household characteristics that shape the dynamics that are simulated. For example, income, which is particularly relevant for equity-oriented questions, plays a central role in the amount of purchased water, the district of residence, and the rationing pattern of household users. Socio-economic causes of vulnerability underlying the analyses here, such as disparities in income and price elasticities, are described in Klassert et al. (2018b).

4.3.3 Experimental design

Using the multi-agent framework, with a focus on household water use, provides an opportunity to test a response surface approach for Jordanian households in a highly disaggregated manner. As economic decisions are dynamic at the agent level, one can interrogate the distribution of agent water use to discover the impact of changes in system stresses. The model allows for the evaluation of results based on other household characteristics that shape the dynamics that are simulated. For example, income, which is particularly relevant for equity-oriented questions, plays a central role in the amount of purchased water, the district of residence, and the rationing pattern of household users.

To illustrate the general approach, the bottom-up methodology is implemented as a linear change applied to two variables of the system without any associated probabilities (i.e. assuming a uniform probability distribution for all sampled states of the world). In practice, stress-testing is often only a first screening step along more complete decision frameworks with probabilistic approaches, directed exploration, adaptive planning, robust optimization, etc.

This exploratory work is complementary to the scenario approach deployed with the JWM in Yoon et al. (2021), where many more variables were considered in a consistent set of time-dependent narratives. For example, in the present stress-test approach, the time required to reach certain degrees of change on the selected variables is treated as a deep uncertainty. For consistency and comparability, the acceptable consumption threshold and the tested policies are adopted from Yoon et al. (2021) with some modifications that are described below. The experimental design is further described in the following sub-sections.

Problem delineation

While the JWM simulations involve many more modules and other agents that have dynamic effects on household water use, such as highland farmers deciding to sell water to urban consumers, this study focuses on household agents. The two selected variables are groundwater

availability and total population. While it is also subject to deeply uncertain factors like climate change or geopolitical upheavals, surface water is not selected as stressor in this study, as it has a limited impact on household water use specifically. Urban water supply relies in majority on groundwater. The surface water share comes from the Jordan Valley and takes precedence over other uses, and is thus secured to a large degree from climatic or geopolitical perturbations. Groundwater availability can still reflect unknown changes in precipitation and temperature that would reduce the natural recharge and increase irrigation needs.

These two variables are considered as stressors, in the sense that at any moment in time, water availability in the system is affected by both variables. Stressors represent sets of possible future conditions. The trajectory that led to any given condition, or its associated probabilities, are considered as unknown. Here, groundwater availability can be the result, at an unknown date, of past depletion rates and political decisions, without having to make a statement about which of these factors lead to a specific level of availability. Similarly, the stress-test assumes that population reaches a certain level at an unknown moment in time, without the need to know if it comes from higher or lower growth rates, or sudden shifts due to war or peace. However, with a different system delineation and approach, those variables might not be considered as independent external stressors as they are heavily path-dependant. Such a difference with time-dependent simulations will be further addressed in the discussions section.

For groundwater, a single capacity reduction factor is applied to all groundwater nodes, reducing in such proportion the maximum allowed monthly extraction. The model still dynamically determines abstractions within this limit and the drawdown response. Similarly, for the population variable, the same increase factor is applied to all representative households, regardless of location, income, etc. In practice, demographic changes have been, and will be, much more heterogeneously applied.

Simulations, policies and post-processing

For each tested intervention or policy, 72 simulations of the Jordan Water Model are performed. They combine nine levels of groundwater extraction decline (from 0 to 40%) and eight levels of population growth (from 0 to 175%). Such changes are consistent with those considered in the previous work with the JWM for the 2100 horizon. Simulations are performed over two years and results are recorded for the second year only. This allows agents to adapt to the circumstances as applied to the first year (typically expected market prices). The baseline year is 2016, the last one for which the supporting data was available when developing the JWM. The specific hydrological intra-year variability has little impact in the present study, though it would have to be considered if agriculture were included.

Response surfaces seek to compare options based on the respective position of their acceptability fronts. Six different interventions or policies are stress-tested, consistent with those

TABLE 4.1 – Labels and description of tested policies

Policy label	Policy effects
B Baseline	No intervention besides all projects that were already planned in 2017. They are all set as active in the first year.
R Rebalancing	<p>Supply and demand management</p> <ul style="list-style-type: none"> - Water availability per sub-district is modified as to represent equalized rationing patterns, now only depending on the number of agents. - Tariffs are doubled on the higher tier blocks - Administrative losses (theft or wrong billing) are halved - Per capita targets for bulk water allocation have a floor set at $50 \text{ m}^3/\text{cap/year}$ to tone down geographic disparities.
S / S+ Supply enhancement	<ul style="list-style-type: none"> - New projects are developed at either half (S) or full (S+) capacity (Red Sea desalination, increased transfers from Lake Tiberias ...). Available resource before losses is thus increased from 365 million cubic meters (MCM) each year to 500 MCM (+37%) or 624 MCM (+70%). - For both cases, physical losses are halved (from 25% to 12.5%) through pipe replacement and better management of system pressure to prolong the system lifespan.
RS / RS+ Combined policies	<p>Rebalancing policy R combined with new supply S or S+</p> <ul style="list-style-type: none"> - Again, new supply at either half (RS) or full capacity (RS+)

that were simulated in Yoon et al. (2021). As presented in Table 4.1, the tested policies focus either on supply improvement (adding new resources to the system in two stages), supply and demand management (reshaping the distribution without increasing the total available resources), or a combination of both.

For each simulation, we record monthly water use for each household agent. To build response surfaces, the common performance indicator is the average water consumption over a year, in liters per capita per day [L/c/d], calculated over the second year. The acceptability threshold is set at 40 L/c/d following Yoon et al. (2021).

For a given household i , the response surface $r_i(x_1, x_2)$ is obtained by expressing the performance of each simulation (the average water consumption per capita per day) as a function of the two stressors x_1, x_2 (here groundwater and population changes). Composite response surfaces are then calculated by sampling aggregation parameters (satisfaction percentiles or generalized mean parameter). Finally, a robustness index RI is expressed as a function of the aggregation parameters, revealing the aggregation ranges that correspond to specific preference orderings of the 6 tested policies. A sensitivity analysis showing how the value of the acceptability threshold θ (testing 30, 50 and 60 L/c/d) affects policy preference is provided

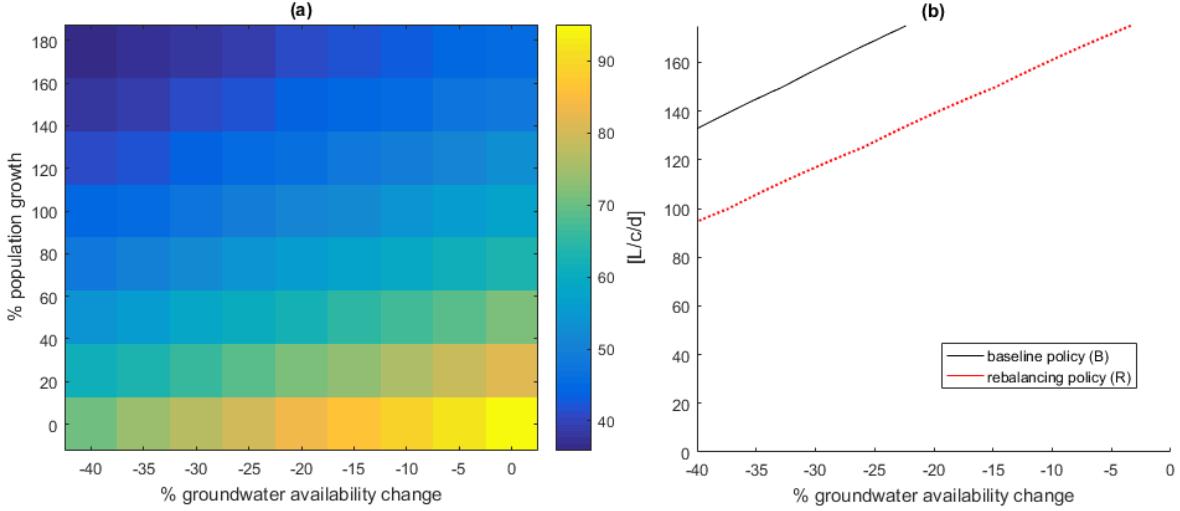


FIGURE 4.5 – (a) average water use response surface, $L/c/d$, for all 800 household agents, baseline policy B. Results from the initial 72 simulations (9 groundwater reduction levels \times 8 population growth levels) (b) average after linear interpolation (113x129) is performed. Policies are compared based on the average acceptability front. Only the baseline policy front (solid black line) and the rebalancing policy front (dotted red line) appear on the response surface, the other policies show an acceptable average performance over the entire exposure space and, thus, their acceptability does not show here

in supplementary information (tables C.2 and C.2). The S.I. also includes additional results assessing the spread of the robustness index for different income deciles and governorates (subsection C.2.1), and how the Gini coefficient of water use changes over the response surface (subsection C.2.3).

4.4 Results

Across the 72 simulations, sampling 9 levels of groundwater availability decline and 8 levels of population growth, average water use declines are, as expected, along with average water per capita (fig. 4.5a). The average consumption only gets below the acceptability threshold of 40 $L/c/d$ in the most extreme combinations of groundwater reduction and population growth. To trace the frontier between acceptable and unacceptable subspaces, linear interpolation is performed for each of the 800 individual response surfaces. The average is then recalculated and the exposure space is divided between acceptable and unacceptable average use (fig. 4.5.b). The acceptability gradient mostly follows a constant anisotropy in all tested sub-spaces, thus in all figures hereafter, the acceptable sub-space is southeast of the front and the unacceptable sub-space is northwest of the front. The effect of different policies and interventions can be compared based on the position of their respective fronts, though this policy comparison reveals the limitations of evaluating acceptability with an aggregate measure of average water use. Fig. 5, for example, shows that the baseline policy (B) seems to be preferable to the

rebalancing policy (R), since households have a larger average water use under policy B for any given combination of stressors, and the sub-space that would be evaluated as acceptable under policy B is correspondingly larger. The reason for this, however, is not a better supply situation under policy B. Rather, policy B reflects the highly unequal distribution of piped water supply durations that currently prevails in Jordan.

Under the unequal distribution resulting from policy B, some households are unable to meet their essential water demands with piped water and have to purchase expensive supplementary water from private vendors, while others receive much more water. When policy R distributes about the same overall quantity of piped water more equitably, more households are satisfied with the amount of piped water they receive and fewer have additional demand for expensive supplementary water purchases. This leads to a lower total water use quantity. As a result, the higher aggregate measure of average water use under policy B seems to indicate that policy B is strictly preferable, while in most cases, policy R is actually better at meeting households' demands, as the subsequent analyses show.

4.4.1 Percentile-based approaches

To further explore the disparity of policy preference among Jordanian households through the 800 representative agents, different aggregation levels are sampled for the two methods presented in section 2 : percentile-based and generalized mean.

We first proceed by percentile slicing. The percentage of households with insufficient water use is calculated over the exposure space, i.e., every combination of population and groundwater change. Acceptability fronts are defined by drawing contour plots for specific percentiles of unsatisfied users. Percentiles are weighted by the number of households that each agent represents. Thus, the “5%” line delineates the border of the region in which 95% of the population is satisfied, the 10% line is the limit where 90% of households are satisfied, etc. In Fig. 4.6, the alternative policies and interventions are compared based on their acceptability frontiers for different percentiles. With the baseline intervention (fig. 4.6a), the acceptability fronts for different percentiles are widely spaced. The 50% front is the median acceptability front where half the households have an acceptable water consumption. The 5% front is not visible; thus, the corresponding share of the population is already in an unacceptable state under initial (2017) conditions.

Gradient slopes slightly change across percentiles, indicating that the more vulnerable percentage of households is also more vulnerable to demographic growth, while more robust percentiles are more sensitive to groundwater availability decline, as they rely more on private water sales and thus private wells. Another notable feature is that the spread between percentiles under the baseline policy can be much wider than the difference between policies B and R based on the average water use, while such a difference would have been used to

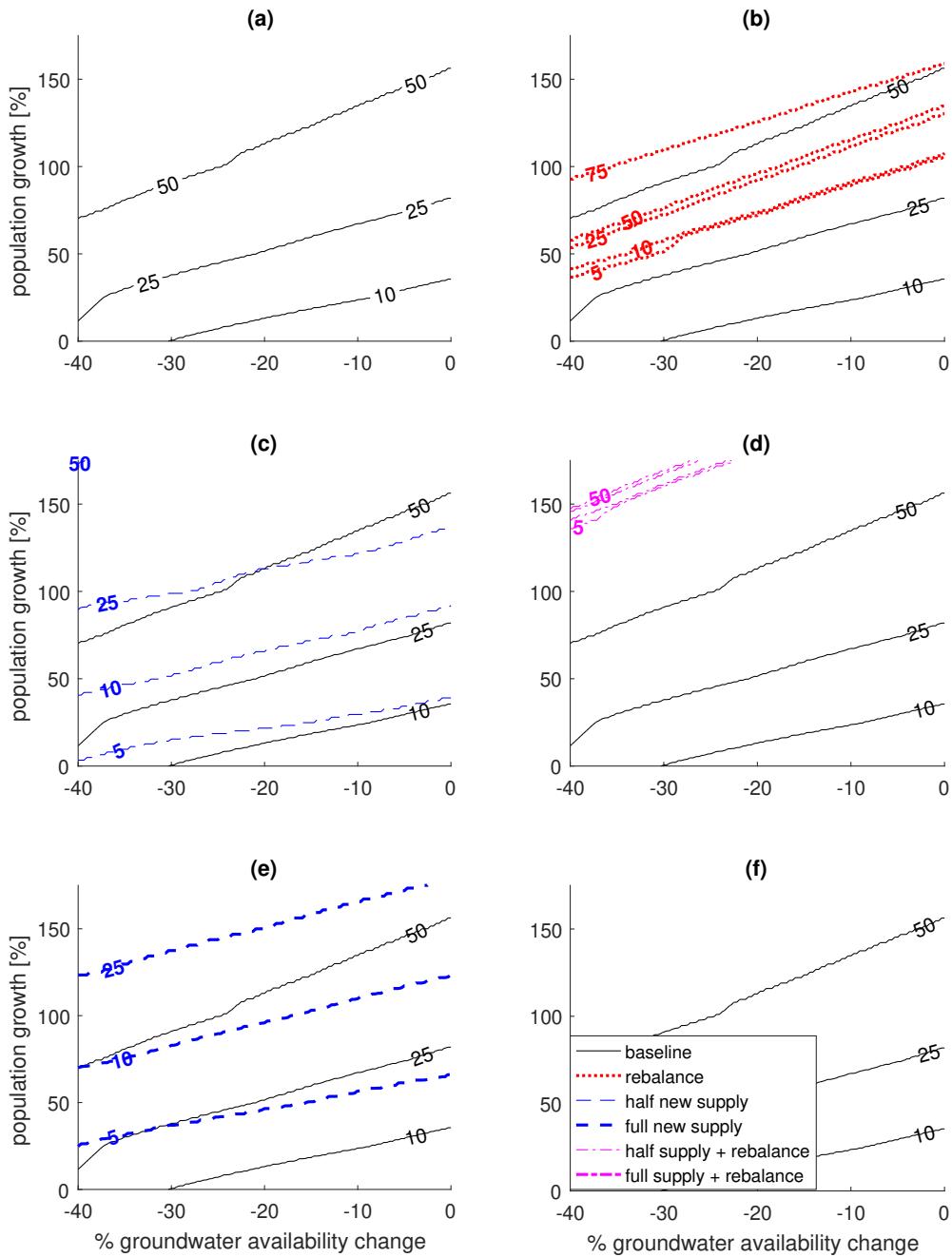


FIGURE 4.6 – percentile-based acceptability fronts. E.g. : a front with a value of 10 delineates the acceptability space for the 10% most vulnerable share in terms of water use (a) baseline - no intervention (b) rebalancing supply/demand (c) new supply at half capacity (d) half capacity + rebalancing (e) new supply at full capacity (f) new supply + rebalancing (fully acceptable response).

select one option above another in fig. 4.5. The local gradient change for the 25th percentile front (southwest corner) is due to the response surface of one particular agent, which locally becomes the 25th percentile and thus modifies the aggregated front. The location of that agent in Aqaba governorate means it is more sensitive to groundwater changes than most others and thus shows a different performance gradient

The following sub-plots compare this baseline policy response with alternative policies and interventions. Figure 4.6b shows the effect of the supply and demand rebalancing policy (detailed in Table 4.1) on the distance between acceptability fronts for different percentiles. It is much more compact than under baseline policy, with obvious winners and losers. By providing more water to households with lower water use, the equalization of supply durations within rationing schedules, combined with the raise in minimum regional targets, massively expands the acceptable space for the 40% most vulnerable households, while it decreases for the median or above. This also shows that, for moderate levels of stress, changes in allocation rules are extremely effective at protecting the most vulnerable households, while for higher levels of stress, most households fall under unacceptable consumption if no additional resources are added. The change in rationing schedule also means supplementary purchases from private vendors are decreased, as described for fig. 5.b. The respective roles played by the rationing schedule and the bulk water allocation targets are further separated and discussed in S.I., section C.2. This difference between percentiles is also further analyzed in subsection 4.3. Additional resource interventions, at either half (4.6c) or full (4.6e) capacity, shift the distribution away from the axis origin (“current” conditions), effectively increasing the acceptable space for all percentiles while slightly increasing the spread between them. Combined policies (4.6d) drastically increase the acceptable space for all household categories, as well as reducing the spread between them. In the case of the combined policy at full capacity (4.6f), no household reaches unacceptable water use in the sampled exposure space. This is also a case where the rebalancing policy, through supply duration equalization and increase in minimum bulk water regional supply, considerably improves the robustness equity, this time compared to the supply enhancement.

For most household percentiles, increasing supply with new projects at half capacity provides a larger acceptable space than the rebalancing policy. Both interventions provide about the same acceptable space for the 10-percentile. For the 5% most vulnerable share of households, the rebalancing policy increases the acceptable space further than the new supply policy at half capacity.

Combining policies has a massive effect in expanding the acceptable space for the most vulnerable percentiles, while remaining positive for most percentiles. A combined policy with new supply at half capacity (4.6d) provides more acceptable space than a full supply expansion policy without rebalancing (4.6e) for at least 25% of the population.

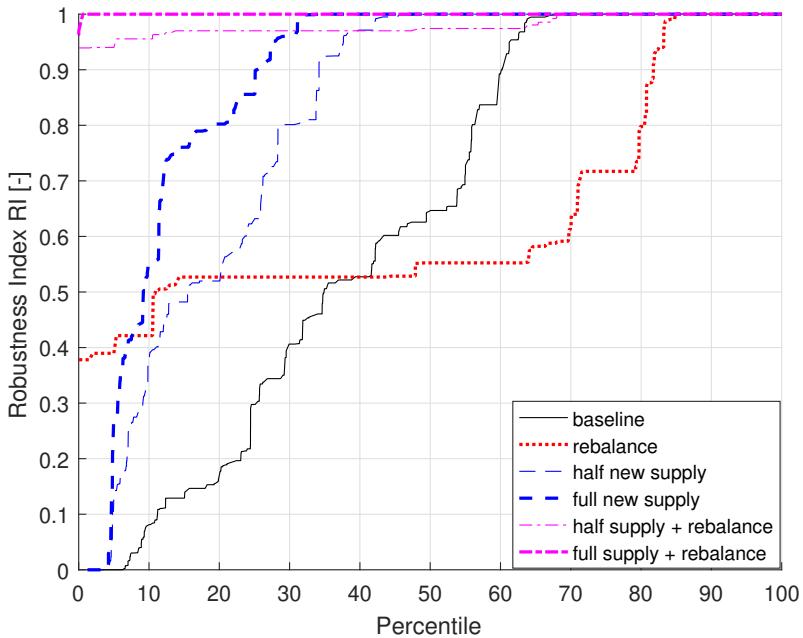


FIGURE 4.7 – Quantile functions of the individual Robustness Index (i.e. share of the exposure space or sampled simulations that yield an acceptable outcome) for the different interventions.

A more explicit distribution function of the varied responses in the household population can be obtained if the acceptable sub-space area is computed for each agent. This abstraction can be a loss of information, as a single area value can hide varied shapes of acceptability fronts, but in the present case the gradients of the acceptability range remain quite similar. To quantify the acceptability ranges we use the simplest version of the Robustness Index (RI, Moody and Brown, 2013), which is the ratio of the acceptable sub-space over the entire exposure sub-space. The robustness index RI (section 4.2, eq. 4.8) is calculated for each policy and for different values of the aggregation parameters. Figure 4.7 shows the quantile function of the RI distribution (weighted by the number of real households that each agent represents). Each distribution corresponds to a given policy or intervention. It allows us to quantify the difference between interventions in terms of acceptability space. Break-even points can be identified when comparing interventions to see the percentage of the population that benefits or is penalized by switching policies. For example, the rebalancing policy strongly increases the RI for the 40% of the population with lower water use and decreases it for the remaining 60%. Figure 4.6 shows that a combined policy (rebalancing + new supply at half capacity) was more beneficial than new supply at full capacity for the low consumption households. In fig. 4.7, we see that the break-even point is at 30% (thin dash-dotted magenta line vs thick dashed blue line). Break-even points can be considered as the boundaries of preference groups : shares of the population defined by how they prioritize policies based on the robustness index metric (Table 4.2). Percentile intervals corresponding to specific preferences can also be found

TABLE 4.2 – Preference ordering for specific ranges of the household population. With : B : baseline ; R : rebalancing ; S : new supply (half) ; S+ : new supply (full) ; RS : combined (half) ; RS+ combined (full). L : robustness-ordered percentile level Full/combined policy excluded.

Percentile range	Policy preference ordering
$0\% < L < 8\%$	$RS+ \succ RS \succ R \succ others$
$8\% < L < 20\%$	$RS+ \succ RS \succ S+ \succ R \succ S \succ B$
$20\% < L < 31\%$	$RS+ \succ RS \succ S+ \succ S \succ R \succ B$
$31\% < L < 34\%$	$RS+ \succ S+ \succ RS \succ S \succ R \succ B$
$34 < L < 40\%$	$others \succ RS \succ S \succ R \succ B$
$40\% < L < 48\%$	$others \succ S \succ RS \succ B \succ R$
$48\% < L < 63\%$	$others \succ RS \succ B \succ R$
$63\% < L < 68\%$	$others \succ B \succ RS \succ R$
$68\% < L < 84\%$	$others \succ R$
$84\% < L < 100\%$	<i>indifferent</i>

in pair-wise tables in the Supplementary Information appendix, additional results (Subsection C.2.2, table C.2), among a sensitivity analysis changing the value of the threshold θ .

For certain metrics, Fig. 4.7 also shows the compounding effect of combining policies, as noted in Yoon et al. (2021). With the baseline scenario, 60% of the population have a RI below 0.9. The rebalancing policy (red line) is detrimental in that regard, increasing the share to 80%. The supply enhancement at half capacity (thin blue dashed line) lowers the share to 35%. Combining both (thin magenta dash-dotted line) leads to 0% of the population below 0.9, thus having far more than additive effects compared to the baseline and outperforming the full supply enhancement policy.

Finally, we further disaggregate results based on other household characteristics that shape the dynamics that are simulated, in particular household income. In Fig. 4.8, the same percentile-

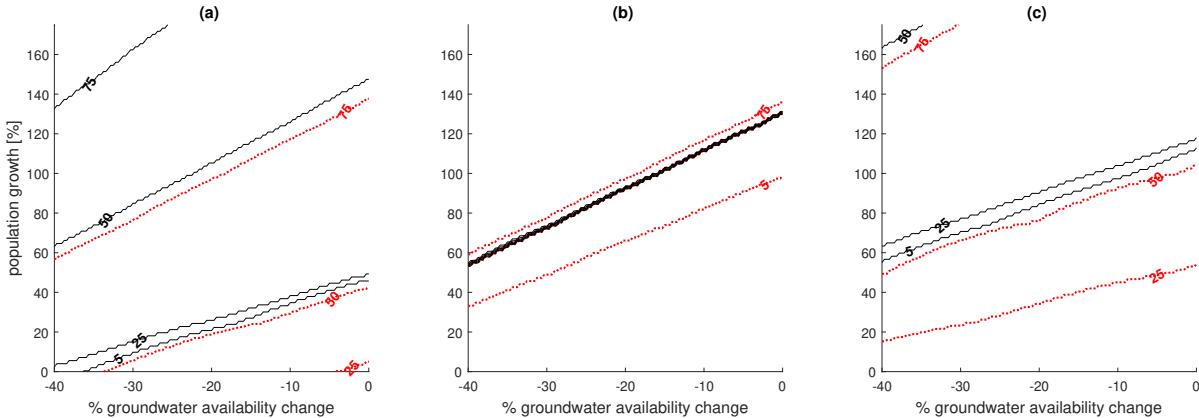


FIGURE 4.8 – Further disaggregation for top (solid black) and bottom (dotted red) income deciles (a) baseline - no intervention (b) rebalancing supply/demand (c) new supply at half capacity

based fronts are used for three interventions, but only for households at the top and bottom 10% of incomes. Under the baseline policy (Fig. 4.8a) there is a large spread between households within each income category, thus strongly overlapping with the other income group over the exposure space despite a notable difference. For example, the 75th percentile of poor households (dotted red line, "75") is roughly as robust as the 50th percentile of rich households (solid black line, "50"). In a similar way to the overall population figures, the rebalancing policy erases most of the differences (Fig. 4.8b), while a new supply policy (half capacity, Fig. 4.8c) shifts the fronts towards higher stress levels without changing the spread. Further results in supplementary information (subsection C.2.1) show the spread of the robustness index for different income deciles (fig. C.1) and for the different governorates (fig. C.3).

4.4.2 Generalized mean

The alternative way to explore the disparity of the response surfaces is to first aggregate individual water use, in a similar way to the mean operator but controlled by a parameter that can take different values for skewness. Figure 4.9 shows the use of the generalized mean. Interventions are compared for an array of values of p that control the skewness of the generalized mean towards lower or higher values. As covered in section 4.2, the parameter p in eq.5 and eq. 6 can be seen as a continuous cursor between the household with the smallest water use ($p \rightarrow -\infty$), the arithmetic mean of water use ($p = 1$), and the household with highest water use ($p \rightarrow \infty$), all particular cases of the generalized mean. The acceptability threshold is then simply applied afterwards to divide the exposure space for each value of p . Results show similar dynamics compared to a percentile-based approach. The parameter p plays a similar role to the percentile L , inferior values of p mean more weight is given to the households with lowest use, while high values of p give more importance to the households with higher water use. Rebalancing reduces the spread between levels of aggregation while new supply shifts the fronts and tends to slightly increase the spread between levels. Fig 4.9b shows the effect that a single household agent can have when getting closer to a MIN operator, as one outlier has different front slopes than the others.

The robustness index RI can similarly be computed for different values of p (Fig. 4.10). Policies can be compared based on their RI, representing different social choices. A more egalitarian approach (lowest values of p) favors rebalancing over new supply, while a more utilitarian approach (p around 1) prefers even the baseline policy over the rebalancing one (same result as Fig. 4.5). High values of p give more importance to households with high water use, which are more indifferent towards policy choice. Fig. 4.10 shows a discrepancy with the percentile-based method, as this time combined policies are preferred in any case. Again, break-even points can be used to identify decision-specific intervals of p , each defined by a given policy ordering (Table 4.3). This classification is more abstract than percentages of the population, it rather integrates all household consumptions like the arithmetic mean, but with varying

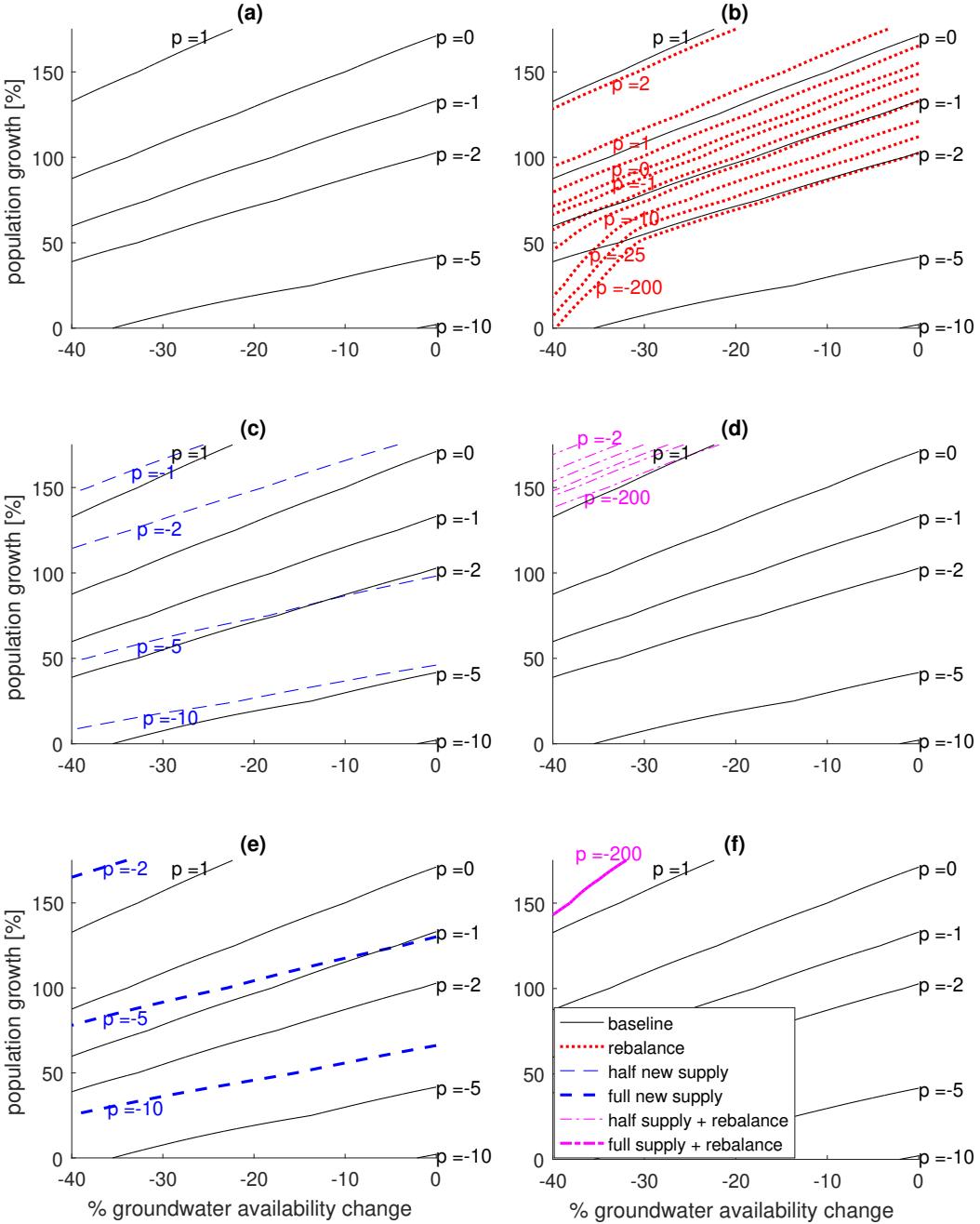


FIGURE 4.9 – Aggregation of response surfaces by generalized mean. The parameter p controls the importance given to higher or lower values. A very high p is equivalent to MAX, a very low p equivalent to MIN. $p=1$ equals the arithmetic mean (a) baseline - no intervention (b) rebalancing supply/demand (c) new supply at half capacity (d) half capacity + rebalancing (e) new supply at full capacity (f) new supply + rebalancing

TABLE 4.3 – Preference ordering for p intervals (generalized mean). With : B : baseline ; R : rebalancing ; S : new supply (half) ; S+ : new supply (full) ; RS : combined (half) ; RS+ combined (full).

Parameter range	Policy preference ordering
$-\infty < p < -17$	$RS+ \succ RS \succ R \succ others$
$-17 < p < -5.3$	$RS+ \succ RS \succ R \succ S+ \succ S \succ B$
$-5.3 < p < -3.6$	$RS+ \succ RS \succ S+ \succ R \succ S \succ B$
$-3.6 < p < -1.8$	$RS+ \succ RS \succ S+ \succ S \succ R \succ B$
$-1.8 < p < -0.4$	$others \succ S \succ R \succ B$
$-0.4 < p < -0.2$	$others \succ R \succ B$
$-0.2 < p < 1.6$	$others \succ B \succ R$
$1.6 < p < 2.6$	$others \succ R$
$2.6 < p < +\infty$	<i>indifferent</i>

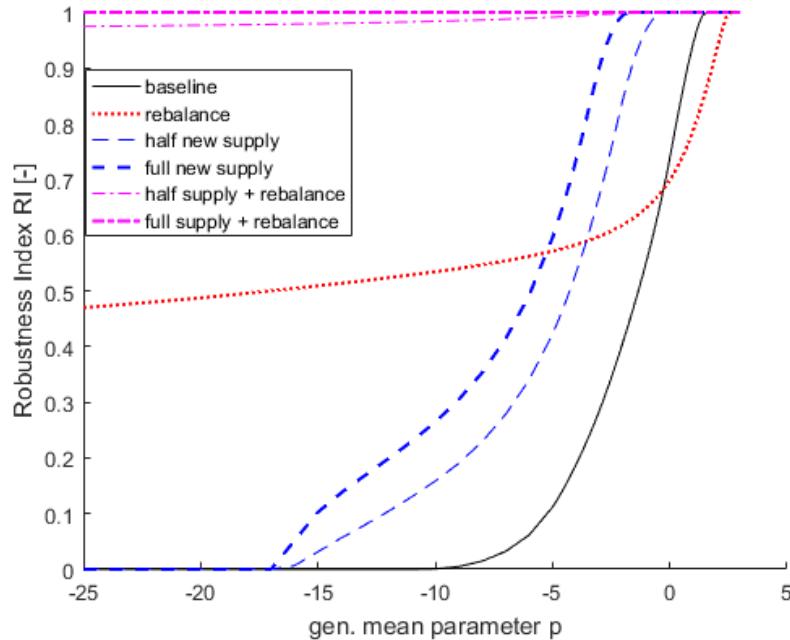


FIGURE 4.10 – Robustness index RI vs generalized mean parameter p

degrees of skewedness towards those with lowest use or those with highest use. Aggregation intervals corresponding to specific preferences can also be found in pair-wise tables in the Supplementary Information appendix, additional results (subsection C.2.2, Table C.3), among a sensitivity analysis changing the value of the threshold θ .

4.4.3 Distribution of water use

To better understand the structure of the response surfaces for different segments of the population and the role played by the model dynamics, we look at the consumption distribution functions sampled within the exposure space at different levels of stress : groundwater avai-

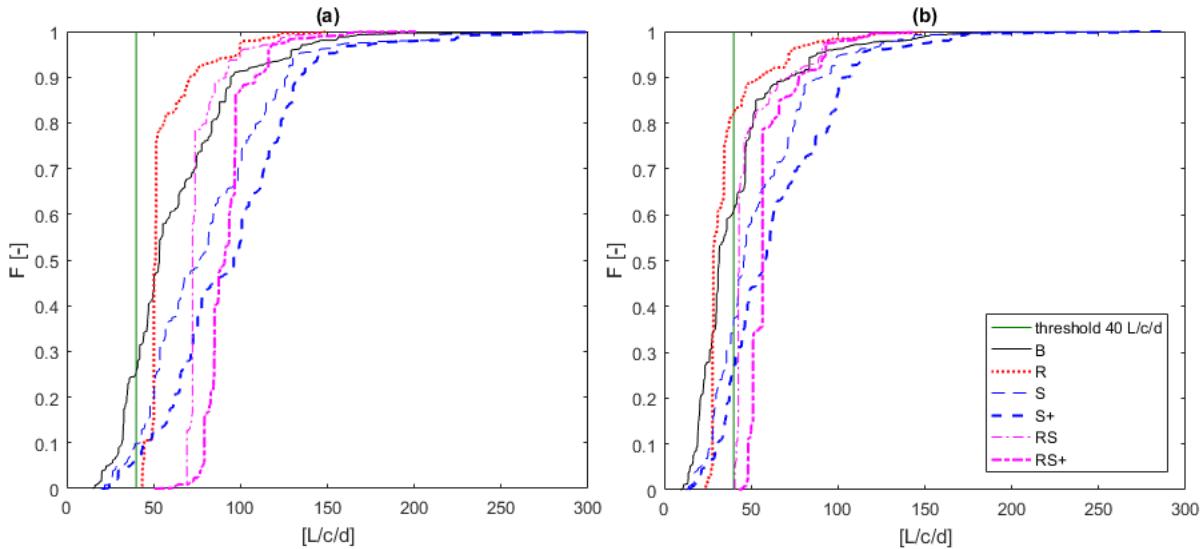


FIGURE 4.11 – Empirical CDFs of water use for different levels of stress : (a) -15% groundwater availability, +75% population growth, (b) -30% groundwater availability, +150% population growth.

lability decline of -15%, population growth of +75% (Fig. 4.11a), respectively -30% / +150% (Fig. 4.11b).

One apparent dynamics is that the benefits of supply enhancement policies (blue, dashed lines) are shared unevenly across the population compared to the baseline policy. This explains the low preference ranking of these policies on the lower end of the aggregation spectrum, for both aggregation methods. As new supply follows existing rationing patterns, it tends to increase availability within neighborhoods with already good supply duration. Such policies thus benefit more the upper half of the population in terms of water consumption and is relatively inefficient at increasing the acceptability sub-space for the population with the lowest use.

Importantly, Fig. 4.11 also exemplifies one of the reasons for the compounding effect of combining policies (redistributing and increasing the resource pool are more effective combined than alone). This is closely linked to the evaluation of policy performance based on the share of a population that is above a given threshold. The more vertical is the distribution, the more egalitarian is the water use (dotted red and dash-dotted magenta lines). This mechanically makes those policies much more susceptible to resource fluctuations as it leads to very large shares of the population suddenly crossing a threshold, in one way or the other, thus producing strong non-linearities with such metrics. Most households currently below the threshold generally benefit from more equal supply durations, while those above the threshold see their consumption reduced. Without additional supply there is a point where many households fall below the threshold, even though having the policy is still beneficial to the most vulnerable households. Combined policies benefit at the same time from the somewhat homogeneous shift

upwards that added supply brings, and from the more egalitarian distribution that lifts low use households much more effectively.

4.5 Discussion

4.5.1 Significance

Even within the same category of water users, aggregation choices can lead to different preferences when comparing possible policies in a water system. This can be particularly relevant for bottom-up methods in water vulnerability assessments, as those commonly rely on limited numbers of acceptability thresholds in order to establish policy preferences under uncertainty.

This study shows how different aggregated response functions can be obtained using a multi-agent hydro-economic model for large groups of water users, by continuously shifting an aggregation parameter either through percentile ordering or generalized mean. Results not only illustrate that water users within the same category can have differing preferences among a set of possible policies and interventions, but also reveal how aggregation choices, and thus socio-political attitudes towards equity, lead to the selection of one course of action over another. One advantage the generalized mean has over the percentile-based approach is that the generalized mean is affected by the actual value of water use, not only its position compared to the threshold. With the percentile-based approach, being slightly below the threshold or having no water consumption at all makes no difference. However, the generalized mean is also a more abstract method, while the percentile-based approach provides an explicit distribution of robustness. Both approaches do produce similar results, in terms of how relative preferences change along with aggregation parameters. This illustrates how, in this given case study, the aggregation parameter can matter more than the aggregation method. It can also facilitate the interpretability of the generalized mean.

The Jordan Water Model offers a high level of complexity and detail that allows for the exploration of such robustness distributions across a large number of representative agents, and to design policies that modify the demand and the supply distribution apart from the development of new water resources. Statistical distributions are also affected by the internal dynamics of the model, such as the rationing structure or the private water sales, allowing them to evolve under stress and further justifying the use of a distributed stress-test.

The disaggregation of the JWM enables analysis on the compounding benefits from combined policies, compared to their standalone performance, in this case within a bottom-up framing. The present stress-test, with its inherent emphasis on a satisficing metric (meeting an availability threshold), underlines the advantages and drawbacks of changing the slope of the water use distribution through policy. It thus partially explains how it can lead to non-linear benefits if combined with supply enhancement that shifts the distribution away from the acceptabi-

lity threshold. Developing new water resources or reallocating existing ones often represent conflicting narratives, with different national or international institutions favoring one or the other (Hussein, 2018). In addition to their standalone or combined benefits, the present work further asks "for whom?", exploring how aggregation determines preference.

With the tested aggregation functions, an aggregation parameter can modify the preference ordering for the set of different considered policies. Once such a divergence is acknowledged, society is faced with a trade-off between increasing the acceptable space for the most vulnerable households or increasing that for average or median households. This exploratory work can inform such discussions and, more generally, the concept of equity in the face of uncertain change, by quantifying such trade-offs within groups of similar water users. By applying different aggregation metrics, managers can identify more effective solutions to reduce vulnerabilities more equally, notably by combining new investments with changes in allocation rules. In turn, informing vulnerabilities of different socioeconomic strata may also encourage a broader participation of water users in water policy debates.

When producing a response surface at the scale of a country, exploring aggregation ranges also allows one to circumvent narratives about tracing a country's "safe space" with a single threshold, that could be seen as an excessively Malthusian perspective at best – particularly when water already feeds into internal tensions over migration and Jordanian identity (Mustafa and Tillotson, 2019) – while still considering the tangible benefits of increasing available resources for specific levels of demographic growth. Disaggregating the notion of "acceptable space", of the "time left" for Jordan as a whole before reaching some levels deemed as catastrophic, shows that such levels will be reached at very different times by different parts of the population, and that this is strongly influenced by allocation policies. This can help design the most effective solutions to ensure equitable robustness under uncertainty.

4.5.2 Caveats and future research

The clarity of results is here favored by several circumstances and assumptions. Slopes and gradients can slightly change but the surfaces are still roughly oriented in the same direction for all household agents, while the performance indicator itself remains the same for all. In other cases, the diversity of indicators, relevant stressors, response shapes and gradients, as in Hadjimichael et al. (2020), can make the aggregation more challenging. While this study remains a proof of concept, the selected indicators, the problem framing and their underlying values (Jafino et al., 2021) should receive further scrutiny within an actual policy recommendation paper. In particular, the selection of the satisfaction threshold can shape the results considerably, all the more so for the percentile aggregation method.

For the scope of this paper, we have only considered a few levels of complexity that the JWM can handle, leaving many others for future work. For example, it is highly unlikely that

population growth would happen homogeneously over the country or social strata, as was assumed in this simple stress test. Among the notable factors that were not considered but would affect the results, income is considered as constant, thus effectively assuming a stable, null economic growth outside of population changes. GDP per capita in Jordan could increase 8 times by 2100 according to the SSP2 scenario from the Shared Socio-economic Pathways (Riahi et al., 2017). Different growth or crisis trajectories would have an impact on many levels of the models such as the ability of households to purchase water from the private sector. Besides, integrating cost-benefit analyses and socio-political assessments of the tested policies within the present approach should be an avenue for future research. The implementation of a cost-benefit analysis would require estimated costs on the various intervention strategies (including both supply infrastructure and demand management), while benefits from the interventions can be estimated via modeling results. The benefits analysis could further be enhanced to account for the distributive effects among the population utilizing the aggregation approaches introduced in this work.

Another economic aspect that should be incorporated in a complete vulnerability analysis is the relationship between income and robustness of water use, which in this modelization are only partially correlated over the entire sample (geographic disparities being an important factor). For example, here the 10% most vulnerable share of the population in terms of water use does not correspond entirely to the bottom 10% of incomes. Households with acceptable water use might face other difficulties due to their low income, households with average income might have other ways to mitigate a low water availability. A related research continuation would be to assess the effects of household's conservation options (technical and behavioral) on their water vulnerability using the present framework.

Fluctuations in surface water were not considered either as they have limited impact on direct drinking water supply. However, there would certainly be an influence through changes in the agriculture sector and the effect on mobile providers. And while this study focuses on the household sub-system, a complete, multi-sectoral assessment should include agriculture, with climate change as an additional stressor, and rural-to-urban transfers as an additional policy.

These limitations highlight the trade-offs and complementarity between a narrative, scenario-focused forward approach as originally used with the JWM, and the present inverse stress-test approach. The bottom-up method can identify the exact levels of stress from a few variables that would lead to unacceptable performance, independently of time or without needing a mechanistic explanation to reach such levels. However, one of the challenges in applying a bottom-up sensitivity framework to a large group of water users is that it requires a binary outcome (acceptable/unacceptable water use) excluding information on the magnitude of the deficit. Besides, if more variables were to be considered (even after a preliminary selection of the most impactful ones), a bottom-up assessment would quickly run into a curse of dimensionality. Not only in terms of computational resources, where each added dimension increases the

number of simulations by an order of magnitude, but also in terms of visualization for policy makers. Besides, the non-temporal stress-test also precludes analysis of path dependent dynamics, which are particularly important in the Jordanian case (e.g. groundwater depletion). It is important to note that there is a likely degree of dependence between the stressor variables. More population at any given time may prevent curbing groundwater abstractions and lead to a reduced availability later. Or a collapse in water availability could have dire economic impacts and lead to emigration. For the present experiment under a deep uncertainty assumption, we choose to apply a veil of ignorance on the relative likelihood of stressor combinations, but further weighting could be applied to the response surfaces based on trustworthiness of future scenarios. While the conceptual simplicity of the stress-test is convenient for use with a complex model, it should be viewed as complementary to other decision frameworks such as adaptive planning (Haasnoot et al., 2019). Future avenues of research would also involve using this framework with the option to screen more intermediate degrees of intervention, in order explore trade-offs more methodically and strategically design new policy portfolios that target specific robustness and equity outcomes.

4.5.3 Conclusions

This study explores the effect of aggregation choices on water vulnerability assessments that rely on response surfaces, when applied to a large number of water users. To do so, it relies on a dynamic, multi-agent model of the Jordanian water system, and tests combinations of supply enhancement and distributional policies under groundwater decline and population growth. Response functions are aggregated with percentile targets or generalized mean. By relating the acceptable share of the exposure space to an aggregation parameter, this work illustrates how the safe range provided by different supply enhancement and rebalancing policies depends on aggregation assumptions, but also allows one to identify specific ranges of aggregation - and thus social choices - that lead to each different policy preference ordering. The proposed methodology can be used to quantify the benefits of more equitable policy design under a deep uncertainty framework. In the case of Jordan, different policy portfolios have different equity implications, and changes in allocation and rationing patterns can be particularly effective to equitably reduce water vulnerabilities. This exploratory work provides a proof of concept for more theoretical frameworks to define distributed freshwater security, and thus formulate equity and trade-offs within a given type of water user in the face of deeply uncertain changes.

We thank staff in the Jordanian Ministry of Water and Irrigation (MWI), Water Authority of Jordan (WAJ), Jordan Valley Authority, Ministry of Agriculture, and Department of Statistics for provision of data and reports for the analysis. We are particularly grateful for support provided by Dr. Hazim El-Naser, Ali Subah and Susan Kilani at MWI, and Refaat Bani Khalafat at WAJ. We also thank Steve Gorelick for bringing comments and advice to this paper; Samer Talozi, Yazzan Haddad, Marwan Shamekh and Nicolas Avisse for the help

extended in Jordan, as well as all the contributors to the Jordan Water Model. We also thank Mohammad Bataineh and Amin Badr El-Din for their support over the course of the project. Additional data and information were provided by the United States Geological Survey and the United States Agency for International Development. The Economic Research Forum and the Jordanian Department of Statistics granted the researchers access to relevant data, after subjecting data to processing aiming to preserve the confidentiality of individual data. The researchers are solely responsible for the conclusions and inferences drawn upon available data. The authors acknowledge the financial support of the Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada (NSERC) through grant G8PJ-437384-2012. This work was also supported by the US National Science Foundation (NSF) under Grants GEO/OAD-1342869 and ICER/EAR-1829999 as part of the Belmont Forum – Sustainable Urbanisation Global Initiative (SUGI)/ Food-Water-Energy Nexus theme). The NERC Belmont Forum provided UK funding (NE/L009285/1). Funding to the Helmholtz Centre for Environmental Research (UFZ) was provided by the Deutsche Forschungsgemeinschaft (DFG) (KL 2764/1-1) and the German Federal Ministry of Education and Research (BMBF) (033WU002) as part of the Belmont Forum. The University of Manchester’s Computational Shared Facility is acknowledged. Any opinions, findings, and conclusions or recommendations expressed in this material are solely those of the authors and do not necessarily reflect the views of the NSERC, NSF and other funding or governmental agencies that provided funding or data.

References

- Al-Kharabsheh, A. : Ground-water modelling and long-term management of the Azraq basin as an example of arid area conditions (Jordan), Journal of Arid Environments, 44, 143–153, <https://doi.org/10.1006/jare.1999.0580>, 2000.
- Arrow, K. J. : Social choice and individual values, yale university press - 2nd ed., 1963 edn., 1951.
- Avisse, N. : Quantitative analysis of non-cooperative transboundary river basins, Dissertation, Université Laval, Québec, Canada, URL <https://corpus.ulaval.ca/jspui/handle/20.500.11794/30278>, 2018.
- Avisse, N., Tilmant, A., Rosenberg, D., and Talozi, S. : Quantitative assessment of contested water uses and management in the conflict-torn yarmouk river basin, Journal of Water Resources Planning and Management, 146, 05020010, [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0001240](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0001240), 2020.
- Ben-Haim, Y. : Info-gap decision theory : Decisions under severe uncertainty (2nd ed.), London : Academic Press, <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-373552-2.X5000-0>, 2006.

Brown, C. and Wilby, R. L. : An alternate approach to assessing climate risks, *Eos, Transactions American Geophysical Union*, 93, 401–402, <https://doi.org/10.1029/2012EO410001>, 2012.

Central Intelligence Agency (CIA) : World Factbook : Middle East -Jordan, URL <https://www.cia.gov/the-world-factbook/countries/jordan/>, 2021.

Courcier, R., Venot, J., Molle, F., Suleiman, R., and Jridi, A. : “Historical transformations of the Lower Jordan River Basin (in Jordan) : Changes in water use and projections (1950–2025)” (Comprehensive Assessment of Water Management in Agriculture Research Report 9, International Water Management Institute, Colombo, Sri Lanka, 2005).

Culley, S., Noble, S., Yates, A., Timbs, M., Westra, S., Maier, H. R., Giuliani, M., and Castelletti, A. : A bottom-up approach to identifying the maximum operational adaptive capacity of water resource systems to a changing climate, *Water Resources Research*, 52, 6751–6768, <https://doi.org/10.1002/2015WR018253>, 2016.

Füssel, H.-M., Toth, F. L., van Minnen, J. G., and Kaspar, F. : Climate impact response functions as impact tools in the tolerable windows approach, *Climatic Change*, 56, 91–117, <https://doi.org/10.1023/A:1021340513936>, 2003.

Gold, D. F., Reed, P. M., Trindade, B. C., and Characklis, G. W. : Identifying actionable compromises : navigating multi-city robustness conflicts to discover cooperative safe operating spaces for regional water supply portfolios, *Water Resources Research*, 55, 9024–9050, <https://doi.org/10.1029/2019WR025462>, 2019.

Goode, D. J., Senior, L. A., Subah, A., and Jaber, A. : Groundwater-level trends and forecasts, and salinity trends, in the Azraq, Dead Sea, Hammad, Jordan Side Valleys, Yarmouk, and Zarqa groundwater basins, Jordan, USGS Numbered Series 2013-1061, U.S. Geological Survey, Reston, VA, URL <http://pubs.er.usgs.gov/publication/ofr20131061>, <https://doi.org/10.3133/ofr20131061>, 2013.

Gunkel, A. and Lange, J. : New insights into the natural variability of water resources in the lower jordan river basin, *Water Resources Management*, 26, 963–980, <https://doi.org/10.1007/s11269-011-9903-1>, 2012.

Haasnoot, M., Warren, A., and Kwakkel, J. H. : Dynamic Adaptive Policy Pathways (DAPP), in : Decision Making under Deep Uncertainty : From Theory to Practice, edited by Marchau, V. A. W. J., Walker, W. E., Bloemen, P. J. T. M., and Popper, S. W., pp. 71–92, Springer International Publishing, Cham, https://doi.org/10.1007/978-3-030-05252-2_4, 2019.

Haddadin, M. : Cooperation and lack thereof on management of the Yarmouk River, *Water International*, 34, 420–431, <https://doi.org/10.1080/02508060903396148>, 2009.

- Hadjimichael, A., Quinn, J., Wilson, E., Reed, P., Basdekas, L., Yates, D., and Garrison, M. : Defining robustness, vulnerabilities, and consequential scenarios for diverse stakeholder interests in institutionally complex river basins, *Earth's Future*, 8, e2020EF001503, <https://doi.org/10.1029/2020EF001503>, 2020.
- Hallegatte, S. and Rozenberg, J. : Climate change through a poverty lens, *Nature Climate Change*, 7, 250–256, <https://doi.org/10.1038/nclimate3253>, 2017.
- Hussein, H. : An analysis of the discourse of water scarcity and hydropolitical dynamics in the case of Jordan, Ph.D. thesis, 2018.
- Jaeger, W. K., Amos, A., Bigelow, D. P., Chang, H., Conklin, D. R., Haggerty, R., Langpap, C., Moore, K., Mote, P. W., Nolin, A. W., Plantinga, A. J., Schwartz, C. L., Tullos, D., and Turner, D. P. : Finding water scarcity amid abundance using human–natural system models, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 114, 11 884–11 889, <https://doi.org/10.1073/pnas.1706847114>, 2017.
- Jafino, B. A., Kwakkel, J. H., and Taebi, B. : Enabling assessment of distributive justice through models for climate change planning : A review of recent advances and a research agenda, *WIREs Climate Change*, 12, e721, <https://doi.org/10.1002/wcc.721>, 2021.
- Kawada, Y., Nakamura, Y., and Otani, S. : An Axiomatic Foundation of the Multiplicative Human Development Index, *Review of Income and Wealth*, 65, 771–784, URL <https://ideas.repec.org/a/bla/revinw/v65y2019i4p771-784.html>, publisher : International Association for Research in Income and Wealth, 2019.
- Kim, D., Chun, J. A., and Choi, S. J. : Incorporating the logistic regression into a decision-centric assessment of climate change impacts on a complex river system, *Hydrology and Earth System Sciences*, 23, 1145–1162, <https://doi.org/10.5194/hess-23-1145-2019>, 2019.
- Klassert, C., Sigel, K., Gawel, E., and Klauer, B. : Modeling Residential Water Consumption in Amman : The Role of Intermittency, Storage, and Pricing for Piped and Tanker Water, *Water*, 7, 3643–3670, <https://doi.org/10.3390/w7073643>, 2015.
- Klassert, C., Gawel, E., Sigel, K., and Klauer, B. : Sustainable transformation of urban water infrastructure in Amman, Jordan – Meeting residential water demand in the face of deficient public supply and alternative private water markets, in : *Urban Transformations : Sustainable Urban Development Through Resource Efficiency, Quality of Life and Resilience*, edited by Kabisch, S., Koch, F., Gawel, E., Haase, A., Knapp, S., Krellenberg, K., Nivala, J., and Zehnsdorf, A., Future City, pp. 93–115, Springer International Publishing, Cham, https://doi.org/10.1007/978-3-319-59324-1_6, 2018a.

Klassert, C., Sigel, K., Klauer, B., and Gawel, E. : Increasing Block Tariffs in an Arid Developing Country : A Discrete/Continuous Choice Model of Residential Water Demand in Jordan, Water, 10, 248, <https://doi.org/10.3390/w10030248>, 2018b.

Lempert, R. J. : Robust Decision Making (RDM), in : Decision Making under Deep Uncertainty : From Theory to Practice, edited by Marchau, V. A. W. J., Walker, W. E., Bloemen, P. J. T. M., and Popper, S. W., pp. 23–51, Springer International Publishing, Cham, https://doi.org/10.1007/978-3-030-05252-2_2, 2019.

Lempert, R. J., Groves, D. G., Popper, S. W., and Bankes, S. C. : A general, analytic method for generating robust strategies and narrative scenarios, Management Science, 52, 514–528, <https://doi.org/10.1287/mnsc.1050.0472>, 2006.

Loucks, D. P. and van Beek, E. : Water Resource Systems Planning and Management : An Introduction to Methods, Models, and Applications, Springer, Cham, <https://doi.org/10.1007/978-3-319-44234-1>, 2017.

Maier, H., Guillaume, J., van Delden, H., Riddell, G., Haasnoot, M., and Kwakkel, J. : An uncertain future, deep uncertainty, scenarios, robustness and adaptation : How do they fit together ?, Environmental Modelling & Software, 81, 154–164, <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2016.03.014>, 2016.

Marcos-Garcia, P., Brown, C., and Pulido-Velazquez, M. : Development of Climate Impact Response Functions for highly regulated water resource systems, Journal of Hydrology, 590, 125 251, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125251>, 2020.

Mariani, F. and Ciommi, M. : Aggregating Composite Indicators through the Geometric Mean : A Penalization Approach, Computation, 10, 64, <https://doi.org/10.3390/computation10040064>, number : 4 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2022.

Mastrandrea, M. D., Heller, N. E., Root, T. L., and Schneider, S. H. : Bridging the gap : linking climate-impacts research with adaptation planning and management, Climatic Change, 100, 87–101, <https://doi.org/10.1007/s10584-010-9827-4>, 2010.

Milly, P. C. D., Betancourt, J., Falkenmark, M., Hirsch, R. M., Kundzewicz, Z. W., Lettenmaier, D. P., and Stouffer, R. J. : Stationarity is dead : whither water management ?, Science, 319, 573–574, <https://doi.org/10.1126/science.1151915>, 2008.

Ministry of Water and Irrigation - MWI : Water Yearbook 2016-17 (MWI, Amman, Jordan, 2019).

Moody, P. and Brown, C. : Robustness indicators for evaluation under climate change : Application to the upper Great Lakes, Water Resources Research, 49, 3576–3588, <https://doi.org/10.1002/wrcr.20228>, 2013.

Moulin, H. : Egalitarianism and Utilitarianism in Quasi-Linear Bargaining, *Econometrica*, 53, 49–67, <https://doi.org/10.2307/1911723>, 1985.

Mustafa, D. and Tillotson, M. : The topologies and topographies of hydro-social territorialisation in Jordan, *Political Geography*, 70, 74–82, <https://doi.org/10.1016/j.polgeo.2019.01.011>, 2019.

Müller, M. F., Yoon, J., Gorelick, S. M., Avisse, N., and Tilmant, A. : Impact of the Syrian refugee crisis on land use and transboundary freshwater resources, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 113, 14 932–14 937, 2016.

Müller, M. F., Müller-Itten, M. C., and Gorelick, S. M. : How Jordan and Saudi Arabia are avoiding a tragedy of the commons over shared groundwater, *Water Resources Research*, 53, 5451–5468, <https://doi.org/10.1002/2016WR020261>, 2017.

Poff, N. L., Brown, C. M., Grantham, T. E., Matthews, J. H., Palmer, M. A., Spence, C. M., Wilby, R. L., Haasnoot, M., Mendoza, G. F., Dominique, K. C., and Baeza-Castro, A. : Sustainable water management under future uncertainty with eco-engineering decision scaling, *Nature Climate Change*, 6, 25–34, <https://doi.org/10.1038/nclimate2765>, 2016.

Prudhomme, C., Wilby, R., Crooks, S., Kay, A., and Reynard, N. : Scenario-neutral approach to climate change impact studies : Application to flood risk, *Journal of Hydrology*, 390, 198–209, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.06.043>, 2010.

Rahman, K., Gorelick, S. M., Dennedy-Frank, P. J., Yoon, J., and Rajaratnam, B. : Declining rainfall and regional variability changes in Jordan, *Water Resources Research*, 51, 3828–3835, <https://doi.org/10.1002/2015WR017153>, 2015.

Rajsekhar, D. and Gorelick, S. M. : Increasing drought in Jordan : Climate change and cascading Syrian land-use impacts on reducing transboundary flow, *Science Advances*, 3, e1700581, <https://doi.org/10.1126/sciadv.1700581>, 2017.

Rawls, J. : *A theory of justice*, Mass, USA,, cambridge university press edn., 1970.

Riahi, K., van Vuuren, D. P., Kriegler, E., Edmonds, J., O'Neill, B. C., Fujimori, S., Bauer, N., Calvin, K., Dellink, R., Fricko, O., Lutz, W., Popp, A., Cuarterosma, J. C., Kc, S., Leimbach, M., Jiang, L., Kram, T., Rao, S., Emmerling, J., Ebi, K., Hasegawa, T., Havlik, P., Humpenöder, F., Da Silva, L. A., Smith, S., Stehfest, E., Bosetti, V., Eom, J., Gernaat, D., Masui, T., Rogelj, J., Strefler, J., Drouet, L., Krey, V., Luderer, G., Harmsen, M., Takahashi, K., Baumstark, L., Doelman, J. C., Kainuma, M., Klimont, Z., Marangoni, G., Lotze-Campen, H., Obersteiner, M., Tabeau, A., and Tavoni, M. : The Shared Socioeconomic Pathways and their energy, land use, and greenhouse gas emissions implications : An overview, *Global Environmental Change*, 42, 153–168, <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2016.05.009>, 2017.

- Rickels, W., Dovern, J., Hoffmann, J., Quaas, M. F., Schmidt, J. O., and Visbeck, M. : Indicators for monitoring sustainable development goals : An application to oceanic development in the European Union, *Earth's Future*, 4, 252–267, <https://doi.org/10.1002/2016EF000353>, _eprint : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/2016EF000353>, 2016.
- Rosenberg, D. E., Talozi, S., and Lund, J. R. : Intermittent water supplies : challenges and opportunities for residential water users in Jordan, *Water International*, 33, 488–504, <https://doi.org/10.1080/02508060802474574>, 2008.
- Salameh, E., Alraggad, M., and Amaireh, M. : Degradation processes along the new northeastern shores of the Dead Sea, *Environmental Earth Sciences*, 78, 164, <https://doi.org/10.1007/s12665-019-8155-x>, 2019.
- Selby, P., Medellín-Azuara, J., Klassert, C., Yoon, J., and Harou, J. : An agent-based model of Jordan highland farmer decision making, in : undefined, 2016.
- Sigel, K., Klasser, C., Zozmann, H., Talozi, S., Klauer, B., and Gawel, E. : Socioeconomic surveys on private tanker water markets in Jordan : Objectives, design and methodology, Tech. Rep. 4/2017, Helmholtz Centre for Environmental Research (UFZ), Division of Social Sciences (ÖKUS), URL <https://ideas.repec.org/p/zbw/ufzdps/42017.html>, 2017.
- Talozi, D. M. S. : Tankers, Wells, Pipes and Pumps : Agents and Mediators of Water Geographies in Amman, Jordan, *Water Alternatives*, 11, 916–932, 2018.
- Tilmant, A., van der Zaag, P., and Fortemps, P. : Modeling and analysis of collective management of water resources, *Hydrology and Earth System Sciences*, 11, 711–720, <https://doi.org/10.5194/hess-11-711-2007>, 2007.
- Trindade, B. C., Reed, P. M., Herman, J. D., Zeff, H. B., and Characklis, G. W. : Reducing regional drought vulnerabilities and multi-city robustness conflicts using many-objective optimization under deep uncertainty, *Advances in Water Resources*, 104, 195–209, <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2017.03.023>, 2017.
- Whitman, E. : A land without water : the scramble to stop Jordan from running dry, *Nature*, 573, 20–23, <https://doi.org/10.1038/d41586-019-02600-w>, 2019.
- Yoon, J., Klassert, C., Selby, P., Lachaut, T., Knox, S., Avisse, N., Harou, J., Tilmant, A., Klauer, B., Mustafa, D., Sigel, K., Talozi, S., Gawel, E., Medellín-Azuara, J., Bataineh, B., Zhang, H., and Gorelick, S. M. : A coupled human–natural system analysis of freshwater security under climate and population change, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 118, <https://doi.org/10.1073/pnas.2020431118>, 2021.

Chapitre 5

Discussion

5.1 Apports de la recherche

Les méthodes développées dans le présent travail de recherche, à travers les deux articles présentés, explorent l'effet que deux types d'incertitude normative, l'ambiguïté du seuil d'acceptabilité et l'équité du choix d'agrégation des usagers, peuvent avoir sur une analyse de vulnérabilité hydrique par surface de réponse. Elles proposent une manière d'intégrer ces incertitudes aux surface de réponse et une illustration à travers la modélisation de systèmes hydriques du Haut Saint-François et de la Jordanie.

La première méthode utilise la logique floue pour intégrer un seuil ambigu à la surface de réponse. Le défi est de concilier en une seule surface de réponse des incertitudes qui sont de nature différente : la surface de réponse contient sa propre incertitude stochastique, une variabilité découlant de l'impossibilité pour un nombre réduit de variables d'expliquer les fluctuations de performance induites par une série temporelle stochastique. Le cas d'étude du système du Haut Saint-François illustre bien ce problème, où la variabilité des apports et la complexité du système d'opération des réservoirs produisent une surface de réponse hétérogène. A cette variabilité s'ajoute le seuil flou, une incertitude portant non pas sur le comportement du système, mais sur sa qualification subjective, en l'occurrence une fréquence tolérable d'inondation.

La méthode proposée introduit une forme possible d'intégration de ces valeurs, en agrégant plusieurs régressions logistiques correspondant à différentes coupes- α de l'ensemble flou du domaine acceptable. La surface de réponse n'est plus binaire ni probabiliste, mais possibiliste. La méthode exigerait donc en pratique de pouvoir élaborer une fonction d'appartenance exprimant le seuil flou ; et de s'accorder sur un niveau de possibilité souhaité pour pouvoir comparer différents jeux de règles de gestion des réservoirs. Les résultats montrent, d'une part, comment la prise en compte d'un seuil flou ou sa simplification en un seuil net peuvent changer l'ordre de préférence entre les deux règles de gestion alternatives. Ils illustrent aussi un

principe des surfaces de réponse, consistant à tester l'hypothèse d'un sous-échantillonnage par les projections climatiques. La démarche explore les possibilités de performance inacceptable pour des configurations voisines aux projections climatiques, même lorsque celles-ci donnent toutes des performances acceptables.

La deuxième méthode propose un paramétrage de deux formes d'agrégation pour pouvoir explorer de façon continue leur effet sur la surface de réponse des ménages jordaniens. Le modèle multi-agent co-développé au préalable (voir annexe B et Yoon et al., 2021) puis employé dans l'étude apporte plusieurs avantages pour cette recherche. D'une part, le niveau de détail dans la représentation des ménages permet d'explorer les effets d'un approvisionnement inégal. D'autre part, le caractère dynamique du modèle évite de figer la distribution statistique de l'approvisionnement, lui permettant d'évoluer en fonction des stresseurs de la surface de réponse et montrant ainsi leur effet autrement que sur la ressource totale disponible. Les résultats montrent un écart considérable entre les fronts d'acceptabilité correspondant à différents paramètres d'agrégation, souvent supérieurs aux différences induites par des changements de politique. Les résultats montrent également comment le paramétrage des méthodes d'agrégation permet d'identifier, sur ces paramètres, des intervalles qui correspondent à différents classement des politiques possibles par ordre de préférence.

Autrement dit, en paramétrant la surface de réponse en fonction d'un choix d'agrégation, la méthode proposée donne un nouvel usage à la surface de réponse. Plutôt que de comparer dans l'absolu diverses options ou politiques envisagées pour un système hydrique, elle permet d'identifier les agrégations qui favorisent l'une ou l'autre de ces politiques, et donc la philosophie de choix social, plus ou moins égalitaire ou utilitaire, qui caractérise chaque option. On dispose ainsi d'un outil conceptuel liant quantitativement incertitude, équité et choix politiques. Cela peut favoriser un débat transparent au sein d'une société sur les arbitrages à opérer sous forte incertitude. Pour cette méthode, le développement du modèle multi-agent "Jordan Water Model" représente un atout considérable pour simuler un système hydrique avec un niveau de détail suffisant pour représenter différentes catégories socio-économiques de ménages et différentes dynamiques internes permettant de moduler la distribution de l'approvisionnement à travers un ensemble de comportements individuels s'adaptant aux pressions extérieures.

Cette méthode permet aussi de construire pour la première fois une surface de réponse hydrique à l'échelle d'un pays en évitant certains écueils symboliques : tester la performance d'un système en fonction de la démographie et en représentant un "espace d'acceptabilité national" serait problématique en soi, et d'autant plus dans un contexte de forte tensions politiques liées à l'eau et la migration. En posant la question "acceptable pour qui?", on peut considérer l'incertitude démographique comme un des facteurs matériels influant sur la disponibilité hydrique par habitant, et mettre en forme la crainte de hauts responsables Jordaniens d'un "seuil critique" (Mustafa and Tillotson, 2019), tout en rappelant que la répartition de

l'approvisionnement joue un rôle central.

Les méthodes d'analyse par surface de réponse et, plus généralement, les cadres de modélisation sous incertitude, posent en premier lieu la question du système de décision dans la modélisation des systèmes hydriques. Elles ont en commun de présenter le rapport à l'incertitude comme un choix conditionnant le travail de modélisation d'un système donné. Ce travail de thèse s'inscrit dans l'exploration des incertitudes supplémentaires, en l'occurrence normatives, qui pèsent sur ce type de méthode de simulation. Les deux méthodes proposées impliquent une remise en cause de la figure abstraite du "décideur" dans la modélisation de systèmes hydriques. Dans la première méthode, le seuil flou peut permettre d'intégrer la difficulté à exprimer un système de décision par une valeur numérique nette, le rôle de l'intuition et de l'expérience des personnes en charge des infrastructures. La deuxième méthode pose la question de la représentativité de la décision, et rappelle la nécessité d'outils de modélisation favorisant une délibération transparente entre acteurs aux visions du monde différentes. Dans les deux cas une formulation mathématique permet d'intégrer ces questions dans le processus de simulation.

5.2 Limites de la démarche

Les deux méthodes proposées apportent une formalisation d'incertitudes normatives, l'ambiguïté du seuil et l'agrégation des usagers, dans l'approche par surface de réponse. Elles proposent une extension du domaine d'applicabilité de ce cadre de modélisation à des situations pouvant la mettre à défi. Cependant, ces démarches qui restent exploratoires s'appuient sur un certain nombre de présupposés et atteignent en l'état certaines limites. D'abord sur le plan de la modélisation des systèmes, de nombreux facteurs sont susceptibles d'altérer le résultat. Par exemple, dans la constitution des données d'entrée : dans le cas du Haut Saint-François, le choix du générateur de séries synthétiques ou l'échantillonnage non-supervisé de la surface de réponse peuvent considérablement affecter celle-ci. Les perturbations apportées à la génération synthétique afin de couvrir un plus grand secteur de la surface de réponse peuvent se justifier au regard d'une démarche en stress-test, visant à chercher les limites opérationnelles du système hydrique ; elles devraient cependant être soumises à un travail d'analyse plus poussé quant à leur plausibilité en lien avec l'hydrologie du bassin. Par ailleurs, le séquençage des séries temporelles de 30 ans en périodes de 5 ans peut également être réexaminé. S'il permet un échantillonnage plus dense de la surface de réponse et se prête à un paradigme non-stationnaire (peu d'importance accordée aux cycles climatiques pluriannuels), il oblige par cohérence à faire de même avec les projections climatiques ajoutées a posteriori. Or celles-ci sont générées par les modèles de circulation globaux en suivant des cycles pluriannuels. Enfin, ce séquençage a l'avantage de varier les conditions initiales de remplissage des réservoirs, mais la question des conditions limites mériterait d'être également d'être approfondie.

Dans le cas Jordanien, le PIB est considéré comme constant, ce qui peut considérablement

affecter la demande en eau du secteur commercial ou la capacité des ménages à commander de l'eau sur le marché informel. Les cas d'étude produisent également des surfaces de réponse à front d'acceptabilité relativement linéaire, ce qui facilite grandement la comparaison entre les options simulées. Il n'est pas dit que cela soit le cas dans d'autres configurations. En particulier, pour la méthode portant sur l'agrégation, des formes plus complexes de surface de réponse pourraient rendre contestable l'établissement d'un classement des préférences. Si les fronts correspondant à deux politiques simulées se croisent sur la surface de réponse, l'une est préférable dans une certaine région des possibles, l'autre est préférable dans un autre secteur. Leur comparaison sur la seule base de l'indice de robustesse RI (ratio entre espace acceptable et espace d'exposition) représenterait une perte d'information importante.

Une des différences fondamentales entre une surface de réponse et une approche descendante classique est que la surface de réponse est, dans le cas présent, indifférente au temps écoulé pour atteindre un certain niveau de stress. Les deux méthodologies proposées s'appliquent à des systèmes opérant sur des échelles temporelles très différentes, ce qui permet d'illustrer les différents défis auxquels sont confrontées les surfaces de réponse dans leur rapport au temps. Dans le cas du Haut Saint-François, les fluctuations de performance du système hydrique peuvent se jouer sur une échelle de temps très courte, de l'ordre de quelques heures. Les tentatives de caractérisation des stresseurs du système à travers des paramètres annuels, pour rendre compte de possibles changements de long terme, peinent donc à prédire la performance du système. Cela peut rendre l'analyse d'autant plus sensible aux choix de modélisation, de générateur de séries hydroclimatiques synthétiques, et, bien sûr, à la caractérisation du seuil flou d'acceptabilité.

Dans le cas Jordanien, on a l'effet inverse. Le niveau d'épuisement des nappes phréatiques ou la démographie peuvent connaître des sauts plus ou moins brutaux, mais pas de fluctuation stochastique de court terme. Leur échelle de temps se situe plutôt au niveau des décennies. La surface de réponse est, dans ce cas, déterministe sur la ressource disponible par habitant. En revanche, un grand nombre de variables non considérées vont avoir des effets importants sur le temps long : croissance économique, prix de l'énergie, nouveaux traités internationaux. En cela, une surface de réponse est peu adaptée pour explorer des trajectoires cohérentes par rapport à la construction de scénarios classiques : toute variable supplémentaire augmente d'un ordre de grandeur le temps de calcul et diminue la transmission des résultat aux acteurs. Avec un plus grand nombre de dimensions, les décisions seraient comparées sur un hypervolume de réponse, pour lequel il serait nécessaire de développer des outils de visualisation adaptés.

Ensuite, ce travail de recherche souligne autant la possibilité d'intégrer des incertitudes normatives à la surface de réponse, que les défis que cette intégration représente. Dans le cas de l'ambiguité du seuil, l'élaboration d'une fonction d'appartenance avec les acteurs du système pour formaliser une imprécision linguistique est un processus très étudié, mais demeure néanmoins un défi supplémentaire. Dans le cas jordanien, les résultats pourraient varier consi-

dérablement avec d'autres indicateurs de performance et en intégrant d'autres types d'usagers. La force des intervalles d'agrégation propres à chaque classement des politiques possibles est de rendre lisible les arbitrages sous incertitude au sein d'une population. La diversification des indicateurs de performance serait une analyse de sensibilité indispensable en vue de fournir une recommandation pratique, mais elle montrerait également une limite de l'exercice en démultipliant les angles d'analyse. Dans les deux cas d'étude, on voit se construire une tension entre, d'une part, le développement de modèles de simulation représentant au mieux les aspirations des acteurs et, d'une autre, le besoin de produire un résultat lisible par ceux-ci.

5.3 Réflexions et pistes de recherche

Ce travail de recherche peut ouvrir d'autres pistes d'analyse. A partir de ces deux articles, se pose en premier lieu la question de leur combinaison. Comment agréger des surfaces de réponse fondées sur des seuils flous ? Cette agrégation de seuils flous serait une continuation naturelle de ce travail de thèse, d'autant plus que c'est une question fréquemment étudiée dans le domaine de la logique floue, par exemple à travers les intégrales de Choquet et Sugeno (Marichal, 2000). Ce serait également l'occasion de revenir sur l'hypothèse d'un seuil d'acceptabilité unique et en partie arbitraire pour l'ensemble d'une population Jordanienne et donc d'intégrer des seuils différenciés pour mieux prendre en compte la subjectivité des "parties prenantes". De même, dans le cadre du Haut Saint-François, une nouvelle étape d'analyse serait d'identifier plus précisément les différents acteurs pour exprimer un arbitrage collectif face à l'incertitude. Par exemple, on pourrait détailler des vulnérabilités inégales face aux inondations ou mettre en tension celles-ci et les objectifs d'usage récréatif des lacs.

Enfin, ce travail combiné permettrait d'explorer comment agréger des préférences entre usagers de types différents et aux stratégies de nature potentiellement différente : par exemple des ménages dans une attitude de satisfaction de besoins et des agriculteurs dans une posture de maximisation d'utilité. Un travail théorique pourrait être développé sur le fait que, si la présente étude évalue la performance via la satisfaction d'un seuil, les ménages du modèle JWM sont représentés par un comportement de maximisation d'utilité, leur achat de volumes d'eau se fondant sur une courbe de demande.

Cela dit, on touche ici aux limites d'une intégration toujours plus grande d'aspects décisionnels, et donc politiques, dans les modèles de simulation de systèmes hydriques. On peut s'attendre à ce que les seuils d'acceptabilité, flous ou nets, varient entre autres en fonction de la classe sociale d'un ménage. Les ménages à faible revenu, habitués à gérer un approvisionnement faible et intermittent, auront des attentes inférieures aux ménages plus aisés, habitant des quartiers mieux desservis. Une analyse de vulnérabilité agrégée fondée sur des attentes différentes et individuelles renforcerait mécaniquement les inégalités existantes et souffrirait d'un problème de légitimité considérable. Une solution de compromis serait d'assumer un seuil flou mais unique

pour tous les ménages. Cela pourrait apporter une amélioration notable dans la méthode employée dans l'article 2. Comme illustré à la figure 4.11 chapitre 4, la définition de l'acceptabilité fondée sur un seuil net induit des fluctuations brutales de robustesse agrégée. En particulier, la politique visant à uniformiser l'accès à l'eau potable est artificiellement vulnérable à l'augmentation du niveau de stress : si de nombreux ménages ont un approvisionnement semblable, ils sont nombreux à passer d'un coup sous le seuil d'acceptabilité. Cependant, pour bon nombre d'entre eux, leur approvisionnement reste proche du seuil acceptable, ce que l'indicateur retenu, binaire, ne reflète pas. L'introduction d'un seuil flou permettrait de pondérer les surfaces de réponse en fonction de la distance au seuil. Si la borne haute est fixée à 40 litres par habitant par jour, un seuil flou reconnaîtrait ainsi une différence entre un approvisionnement de 39 litres par jour ou de 0 litre par jour. Par ailleurs, il permettrait de maintenir une stratégie de satisfaction plutôt que d'optimisation, où l'approvisionnement supérieur au seuil acceptable ne représenterait pas un gain supplémentaire.

Plus généralement, on constate le grand nombre de possibilités différentes de mesure de la performance d'un système hydrique complexe, pouvant modifier les recommandations issues de la modélisation. C'est peut-être là une conséquence intuitive des méthodes ascendantes en particulier. En tentant de supprimer la part d'arbitraire portant sur les scénarios probables, inhérente aux méthodes descendantes classiques, elle la déplace vers les questions normatives, auxquelles elle se rend plus sensible en leur donnant une place prépondérante. Par opposition, les méthodes plus classiques, avec leur limitations connues (hypothèse de stationnarité contestable ou difficulté à traduire localement les modèles climatiques globaux) ont pour elles une certaine neutralité vis-a-vis du processus décisionnel. Cela n'annule pas les avantages de l'une ou l'autre mais appelle à une certaine prudence, où finalement les processus de décision des sociétés humaines sont bien plus vastes que les cadres de modélisation des systèmes hydriques. Cela justifie d'autres types de travaux interdisciplinaires où des modèles hydriques peu ambitieux sur le plan décisionnel s'intègrent dans un cadre plus vaste d'étude sociologique ou politique.

Bibliographie

- Marichal, J.-L. : On Sugeno integral as an aggregation function, *Fuzzy Sets and Systems*, 114, 347–365, [https://doi.org/10.1016/S0165-0114\(98\)00116-X](https://doi.org/10.1016/S0165-0114(98)00116-X), 2000.
- Mustafa, D. and Tillotson, M. : The topologies and topographies of hydro-social territorialisation in Jordan, *Political Geography*, 70, 74–82, <https://doi.org/10.1016/j.polgeo.2019.01.011>, 2019.
- Yoon, J., Klassert, C., Selby, P., Lachaut, T., Knox, S., Avisse, N., Harou, J., Tilmant, A., Klauer, B., Mustafa, D., Sigel, K., Talozi, S., Gawel, E., Medellín-Azuara, J., Bataineh, B., Zhang, H., and Gorelick, S. M. : A coupled human–natural system analysis of freshwater

security under climate and population change, Proceedings of the National Academy of Sciences, 118, <https://doi.org/10.1073/pnas.2020431118>, 2021.

Conclusion

Cette thèse de doctorat explore l'effet d'incertitudes normatives sur les surfaces de réponse utilisées dans l'analyse de vulnérabilité de systèmes hydriques et l'intégration de ces incertitudes dans un cadre méthodologique. Deux angles spécifiques sont analysés à travers deux cas d'étude : l'ambiguïté du critère de décision dans la gestion des réservoirs du Haut Saint-François et l'agrégation de la surface de réponse des ménages Jordaniens en termes d'approvisionnement en eau potable. Le présent travail de recherche propose de formaliser ces incertitudes à travers l'utilisation d'ensembles flous et d'agrégations paramétrées. La première méthode permet d'intégrer dans une surface de réponse des incertitudes de nature différente : l'ambiguïté d'un seuil de décision et la variabilité de la surface de réponse inhérente à un problème de contrôle d'inondations. La deuxième méthode permet de mettre en relation différentes politiques modélisées, les conditions incertaines à travers lesquelles on les évalue et les choix d'agrégation correspondant à chaque classement de ces politiques par ordre de préférence.

Ces preuves de concept ont dû s'appuyer sur plusieurs présupposés ou choix de modélisation qui seraient à étudier plus en détail dans un cadre pratique d'aide à la décision. Elles permettent néanmoins de donner à voir de façon concrète des questions souvent inexplorées dans la modélisation de systèmes hydriques et d'amorcer une réflexion sur leur intégration théorique et méthodologique. L'approche par ensemble flous s'inscrit dans une problématique plus large de combinaison d'incertitudes de nature très différente. La méthode d'agrégation proposée pour le système Jordanien peut alimenter une réflexion plus générale entre équité et incertitude. En reprenant l'hypothèse anthropologique d'Ulrich Beck d'une transformation du rapport entre société et incertitude, si la question de la distribution des "biens" a occupé une place centrale dans la philosophie politique des XIXe et XXe siècles, celle de la distribution des "maux" peut devenir de plus en plus importante au XXIe. Dans les deux cas, les choix portant sur la façon de modéliser et de simuler un système sous forte incertitude sont intimement liés aux mécanismes d'évaluation et de décision des acteurs concernés qui doivent pouvoir disposer d'outils pour en tenir compte.

Annexe A

Modélisation HEC-ResSim de l'opération des réservoirs du Haut Saint-François

Une partie du travail de recherche a été réalisée dans le cadre du projet "Étude visant l'adaptation de la gestion des barrages du système hydrique du Haut-Saint-François à l'impact des changements climatiques dans le cadre du Plan d'action 2013–2020 sur les changements climatiques (PACC 2020 ; Fonds vert)". Les modélisations réalisées dans l'article 1, chapitre 3, s'appuient sur la modélisation préalable de la gestion des réservoirs du Haut Saint-François. Cette modélisation s'est appuyée sur une première version commencée par le CEHQ, et avec la participation d'Alexandre Mercille, Xavier Faucher et Jean-Philippe Marceau.

La modélisation a été faite avec le logiciel HEC-ResSim. Il décrit le système hydrique en propageant les débits en pas de temps journaliers à travers un ensemble d'arcs (segments de rivière, canaux) et de noeuds (réservoirs, confluences). Il représente les opérations des réservoirs par un système de règles conditionnelles, résumées dans les figures A.1 et A.2.

Le système opère les réservoirs sous plusieurs contraintes : ménager une capacité d'accueil dans les réservoirs pour retenir les crues, viser un niveau acceptable en été pour les usages récréatifs, garantir un débit stable pour une station hydroélectrique en aval, s'adapter au débit de la rivière Saumon, affluent non régulé contribuant aux inondations et, bien sûr, préserver l'intégrité des barrages.

La modélisation reproduit les observations de la période 2000-2014 de façon acceptable pour le CEHQ. Le logiciel reste cependant limité pour représenter les décisions humaines dans certains cas extrêmes avec des effets en cascade importants entre les lacs. De fortes crues peuvent forcer le logiciel à de brusques soutirages au lac Saint-François pour préserver son seuil critique d'opération. Cela provoque des débordements subits en aval, au lac Aylmer.

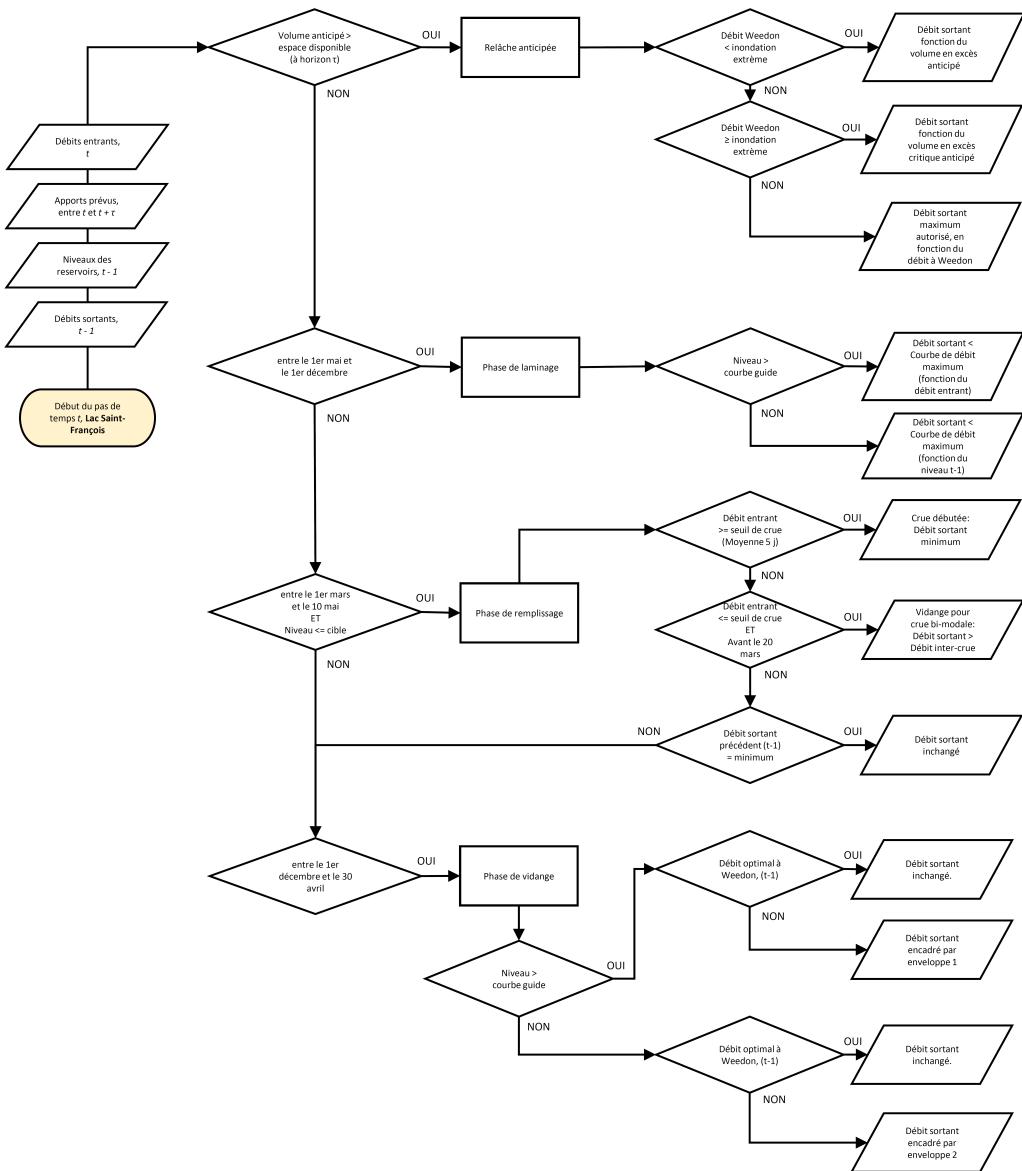


FIGURE A.1 – Diagramme de flux des règles conditionnelles de gestion du lac Saint-François

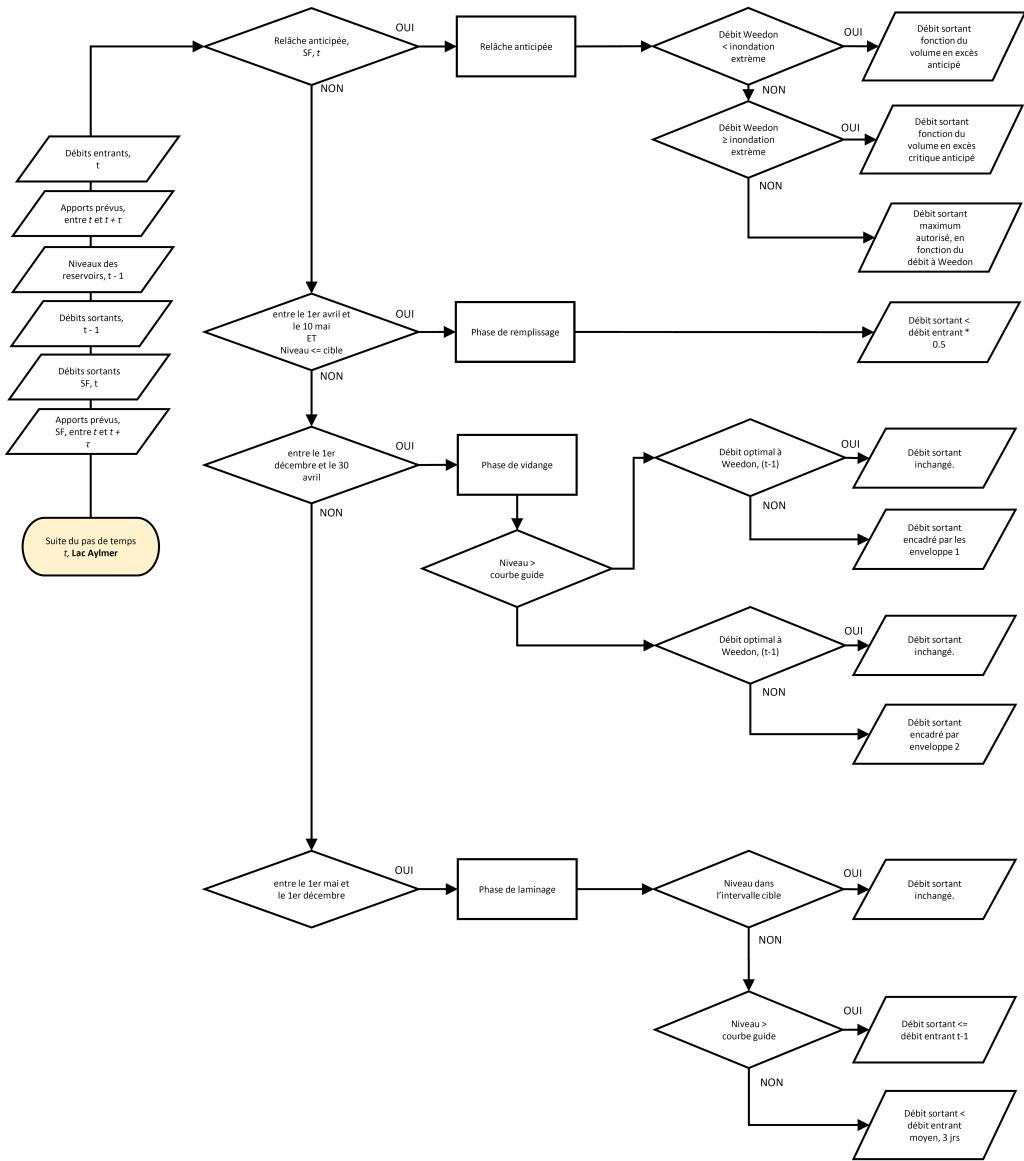


FIGURE A.2 – Diagramme de flux des règles conditionnelles de gestion du lac Aylmer

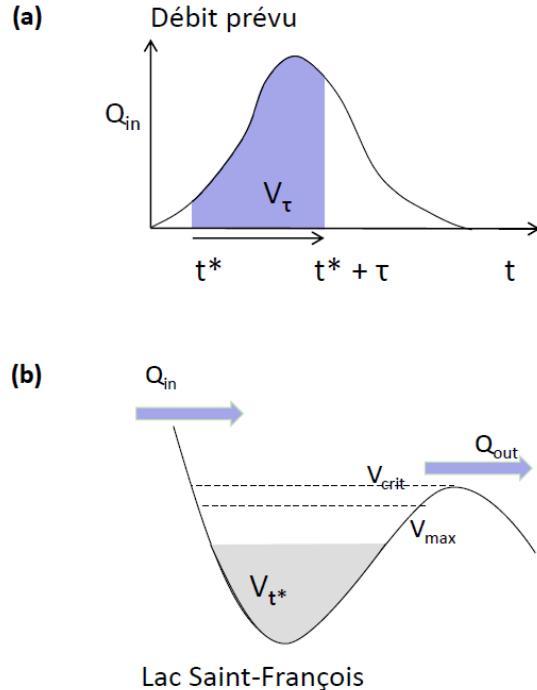


FIGURE A.3 – (a) Volume anticipé à horizon τ , au temps t^* (b) Volume d'eau, volume critique.

Il est supposé que ce genre de situations est en réalité anticipée par les opérateurs, ménageant du volume de stockage en avance tout en tolérant un certain degré d'inondations à Weedon pour préserver l'intégrité structurelle des barrages. Un système roulant de prévision parfaite à 5 jours est développé pour représenter ce type de situation.

En un pas de temps t^* donné, le volume prévu entrant au lac Saint-François à un horizon τ s'exprime en fonction du débit entrant Q_{in} :

$$V_t = \int_{t^*}^{t^*+\tau} Q_{in}(t) dt \quad (\text{A.1})$$

Le volume excédent V_E du lac Saint-François est le volume d'eau sur l'horizon τ excédent le volume maximum autorisé, et que le lac Saint-François doit transférer à l'aval : $V_E = V_t^* + V_\tau - V_{max}$. Le soutirage normal en phase de crue est ici négligeable.

En général, cet excédent est amorti par le lac Aylmer dont le soutirage augmente. On s'intéresse aux cas critiques où l'opération du réservoir n'arrive pas, selon le modèle, à évacuer assez vite l'excédent du lac Saint-François. Pour cela, un seuil critique Θ est évalué empiriquement. Le modèle est lancé pour les 365 scénarios hydroclimatiques mis à disposition par le CEHQ. Le niveau d'eau journalier au lac Aylmer est exprimé en fonction du volume excédent calculé sur la période τ précédente au lac Saint-François. Avec un horizon à 5 jours, on estime à 70

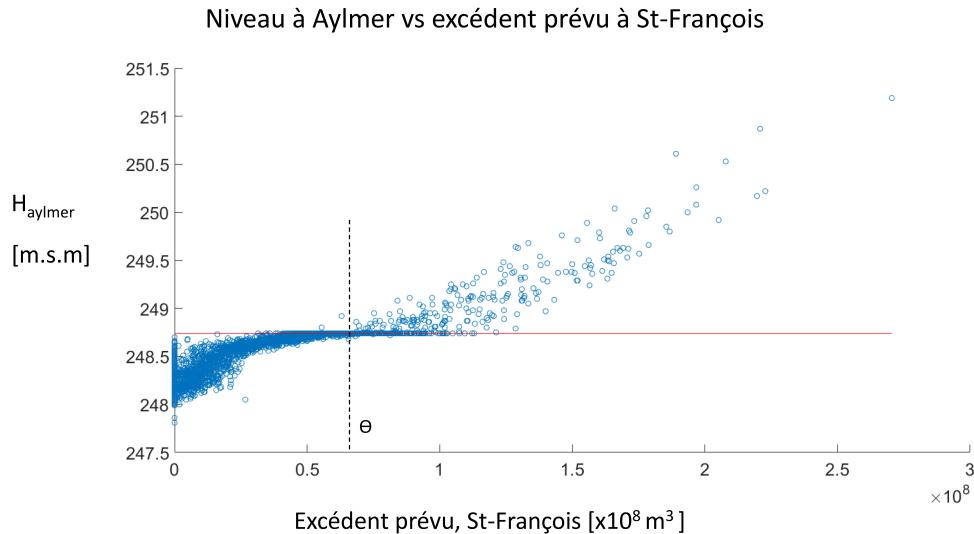


FIGURE A.4 – Niveau d'eau du lac Aylmer en fonction de l'excédent sur 5 jours au lac Saint-François, valeurs journalières issues de 365 simulations de scénarios de 30 ans (cercles bleus) et niveau maximum autorisé (ligne rouge).

millions de mètres cubes l'excédent maximal du lac Saint-François évacuable par Aylmer, Θ . Au delà, le niveau dépasse largement les limites autorisées (fig. A.4).

Ainsi, le dépassement de ce seuil active un soutirage anticipé au lac Saint-François, étalant sur l'horizon τ la fraction non-évacuable :

Si $V_E > \Theta$, le soutirage moyen journalier en m^3/s devient :

$$Q_{out} = \frac{V_E - \Theta}{\tau * 24 * 3600} \quad (\text{A.2})$$

Annexe B

Jordan Water Model : Formulation du module WAJ

Le module WAJ est une classe Python développée pour le Jordan Water Model (JWM). En retour, le JWM a été employé pour les simulations du 2e article présenté dans cette thèse, au chapitre 4, ainsi que dans les deux publications en second auteur citées en avant-propos. Dans Yoon et al. (2021), et en particulier dans sa section Informations Supplémentaires, l'architecture d'ensemble du modèle multi-agent est présentée, dans lequel s'insère le présent module.

Cette annexe présente la formulation conceptuelle du module. Son développement Python, utilisant l'environnement Pynsim (Knox et al., 2018) de modélisation de systèmes hydriques complexes est disponible avec la totalité du modèle sur :

<https://purl.stanford.edu/zw908ds8394>

B.1 Présentation

L'Agence de l'Eau de Jordanie (Water Authority of Jordan - WAJ) est un organisme gouvernemental responsable de la répartition de l'eau dans le pays, à l'exception de la vallée du Jourdain. Son comportement est interprété dans le modèle comme un ensemble de calculs visant à déterminer comment les volumes d'eau sont extraits, transférés et alloués à l'échelle nationale.

Le module WAJ reçoit plusieurs inputs provenant d'autres modules biophysiques et humains :

- Le module de l'autorité centrale de l'eau définit annuellement la quantité d'eau de surface disponible pour WAJ à partir de sources transfrontalières (fleuve Yarmouk, lac de Tibériade) et de réservoirs alimentés par les modules de bassin versant. Il définit également l'extraction maximale annuelle des eaux souterraines par gouvernorat et les objectifs d'allocation mensuelle par habitant dans chaque gouvernorat.

- Le module des eaux souterraines indique le niveau d'eau et l'état des puits d'eau souterraine à chaque pas de temps.
- Le module de l'Autorité de la Vallée du Jourdain (Jordan Valley Authority – JVA) gère les réservoirs présents dans cette vallée et informe le module WAJ des volumes annuels attendus.

Le module WAJ contient les informations propres au réseau d'adduction d'eau : topologie et capacités du système de canalisation. Il fonctionne en deux étapes : il calcule une fois par an (donc tous les 12 pas dans une simulation) une prévision d'allocation aux 12 gouvernorats de Jordanie, et met à jour ces livraisons à chaque pas de temps mensuel. Cette approche en deux étapes imite la procédure institutionnelle actuelle qui suit également une planification annuelle et un ajustement mensuel. Le module WAJ fournit ensuite à chaque pas de temps mensuel le volume d'eau disponible pour chaque gouvernorat, où le module des utilisateurs d'eau urbains effectuera une allocation plus détaillée entre les ménages et les activités économiques. Le module des eaux souterraines reçoit les informations mensuelles sur l'extraction et met à jour les niveaux des eaux souterraines en conséquence. Aux stades annuel et mensuel, le module WAJ surveille les capacités d'extraction des puits d'eau souterraine et modifie l'extraction en conséquence.

Les données mensuelles d'extraction d'eau pour chaque puits et d'allocation à chaque gouvernorat ont été fournies par le ministère de l'Eau et de l'Irrigation de Jordanie, ainsi que la topologie du réseau d'adduction, les caractéristiques des canalisations et les plans directeurs pour les projets d'infrastructure en cours ou prévus.

B.2 Algorithme d'allocation

Une fois par an, le module WAJ calcule les volumes d'eau extraits, transférés et alloués pour chaque gouvernorat et pour les douze pas de temps mensuels suivants. Les extractions annuelles autorisées d'eau souterraine et la part disponible d'eau de surface sont fixées par le module CWA (à partir des modules biophysiques ou des entrées de l'utilisateur). La demande mensuelle par gouvernorat est également fixée par l'utilisateur du modèle, elle peut reproduire la tendance historique, évoluer avec la population ou le PIB, ou viser des politiques alternatives (par exemple, dans l'article 2, la politique R modifie les objectifs d'approvisionnement par habitant). Le but de l'algorithme est donc d'allouer entre les douze gouvernorats le volume d'eau disponible pour s'approcher le plus possible de cette demande, autrement dit de minimiser les déficits.

L'enjeu pour ce module est d'abord de proposer une fonction objectif à minimiser, qui permette de répartir ces déficits entre gouvernorats de façon crédible en tenant compte des contraintes de transfert sur le réseau d'adduction. Cette fonction objectif doit permettre au module WAJ de réagir aux changements de disponibilité, de demande ou de contraintes de façon souple,

en évitant les sauts discontinus et les solution d'angle. On doit décourager la compensation entre différents gouvernorats, où il serait équivalent d'allouer toute la ressource en un point ou en plusieurs. La formule doit être le plus simple possible et doit tendre vers une répartition équitable. Cette équité ne doit si possible pas être une contrainte supplémentaire afin d'éviter les situations d'infaisabilité, mais plutôt une propriété de la fonction objectif. Une formulation quadratique est donc favorisée : ainsi le coût marginal des déficits augmente, ce qui décourage leur concentration en un point.

Une première option de formulation quadratique, couramment utilisée dans ce type de problème, serait une minimisation de la somme des carrés des déficits à travers les gouvernorats et les douze mois de l'année. Si l'on simplifie le problème à deux variables de déficit d_1, d_2 et une contrainte de ressource totale, impliquant un déficit total fixe T :

$$\begin{aligned} & \text{Minimize } d_1^2 + d_2^2 \\ & \text{s.c. :} \\ & d_1 + d_2 = T \end{aligned} \tag{B.1}$$

La solution à ce problème satisfait $d_1 = d_2$. Cela se vérifie graphiquement (fig. B.2.a). La fonction objectif à minimiser est un paraboloïde de révolution. La contrainte de ressource totale $d_1 + d_2 = T$ est un plan vertical (en bleu). Le problème revient à minimiser la courbe d'intersection entre les deux surfaces, dont la solution $(\frac{T}{2}, \frac{T}{2})$ se retrouve sur le plan $d_1 = d_2$. Cette formulation simple a donc l'avantage de tendre à égaliser les déficits entre gouvernorats et à travers l'année. En revanche, cette approche ne serait pas politiquement crédible. Les gouvernorats représentent des populations, et donc des demandes agrégées en eau potable, très disparates. La capitale Amman compte environ deux millions d'habitants, nombre de gouvernorats ruraux comptent dix fois moins d'habitants. Un déficit absolu égal entre la capitale et un gouvernorat à faible population implique un faible déficit *relatif à la demande* à Amman, et un déficit catastrophique dans les gouvernorats peu peuplés.

L'objectif est donc une formulation qui tend à égaliser les déficits relatifs à la demande totale. Si l'on prend une formulation quadratique avec les déficits relatifs, avec D_1, D_2 les demandes totales de nos deux gouvernorats :

$$\begin{aligned} & \text{Minimize } \left(\frac{d_1}{D_1}\right)^2 + \left(\frac{d_2}{D_2}\right)^2 \\ & \text{s.c. :} \\ & d_1 + d_2 = T \end{aligned} \tag{B.2}$$

La solution serait plus satisfaisante d'un point de vue des déficits relatifs. Cependant, cette

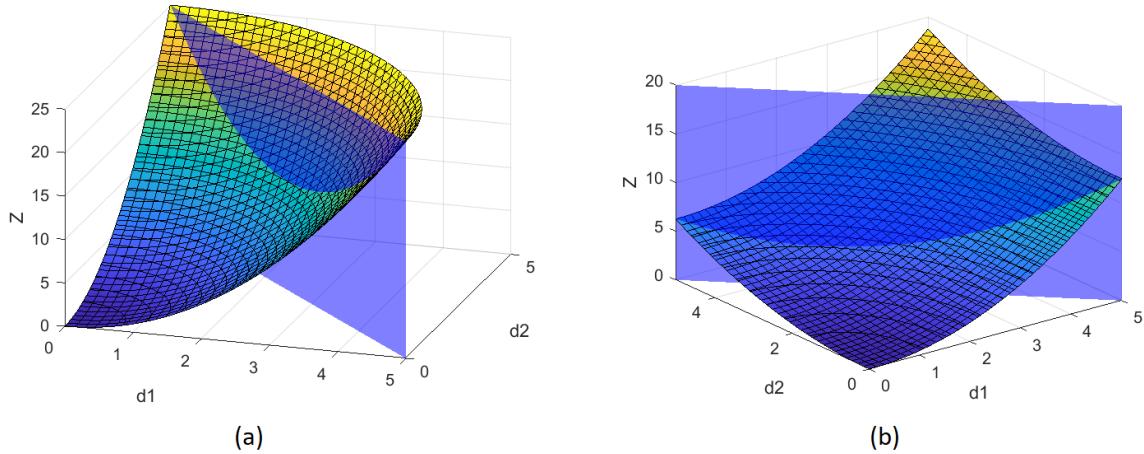


FIGURE B.1 – Illustrations graphiques des problèmes de minimisation quadratique. Exemple avec deux variables de déficit d_1, d_2 . Le plan bleu vertical est la contrainte de ressource totale. (a) : Minimisation quadratique sans coefficient. La fonction objectif est un paraboloïde de révolution. La solution se situe aussi sur le plan $x=y$. (b) : Minimisation quadratique avec coefficients. La fonction objectif est un ellipsoïde. La solution est déplacée.

formulation ne tend pas à égaliser les déficits relatifs ($\frac{d_1}{D_1}, \frac{T}{2}$). La fonction objectif désormais ellipsoïde (fig. B.2.b) est modifiée, tandis que la contrainte de ressource est inchangée. La solution au problème est :

$$\left(\frac{TD_1^2}{D_1^2 + D_2^2}; \frac{TD_2^2}{D_1^2 + D_2^2} \right) \quad (\text{B.3})$$

On vérifie qu'elle ne satisfait pas le critère $\frac{d_1}{D_1} = \frac{d_2}{D_2}$. Le problème est ici de tenter d'égaliser les déficits relatifs alors même que les variables de décision (transfert et allocation) se font entre gouvernorats, en grandeur absolue.

Finalement la fonction objectif retenue est du type suivant :

$$\begin{aligned} & \text{Minimize} \quad \frac{d_1^2}{D_1} + \frac{d_2^2}{D_2} \\ & s.c. : \end{aligned} \tag{B.4}$$

$$d_1 + d_2 = T$$

Dans ce cas, la solution pour d_1, d_2 :

$$\left(\frac{TD_1}{{d_1}^2 + {d_2}^2}; \frac{TD_2}{{d_1}^2 + {d_2}^2} \right) \quad (\text{B.5})$$

satisfait également le critère $\frac{d_1}{D_1} = \frac{d_2}{D_2}$.

On généralise donc cette formulation au cas d'étude : 12 gouvernorats et 12 pas de temps. Pour que le module soit suffisamment flexible face à une augmentation hypothétique de la ressource totale, on sépare la variable déficits en deux, déficits et surplus, pour leur attribuer une pénalité différente et décourager d'autant plus l'allocation excédentaire tant qu'elle reste déficitaire en un autre point du système. Des coûts opérationnels sont également introduits pour l'extraction et l'adduction. Dans la formulation actuelle du modèle, ils sont maintenus suffisamment bas pour ne pas affecter l'allocation finale, en revanche ils hiérarchisent les trajets de transferts entre gouvernorats et les choix d'extraction mensuels.

$$\begin{aligned}
& \text{Minimize} \sum_{g,m} \left[C_d * \frac{d_{g,m}}{D_{g,m}}^2 - C_s \frac{s_{g,m}}{D_{g,m}} + 2 * C_s * s_{g,m} \right] + \text{op. cost} \\
& \text{s.c. :} \\
& d = \text{Max}(D - A, 0) \\
& s = \text{Max}(A - D, 0) \\
& \text{op. cost} = \sum_{g,g',m} C_T * T_{g,g',m} + \sum_{g,m} C_E * E_{g,m} \\
& A_{g,m} = E_{g,m} + T_{g, g', m} - T_{g', g, m} \\
& T_{g, g', m} \leq TC_{g, g'} \\
& E_{g, m} \leq EC_g \\
& \sum_m E_{g,m} \leq E_{g,max} \\
& T_{Disi, Amman} \leq R * A_{Amman}
\end{aligned} \tag{B.6}$$

Avec :

- d = Déficit
- A = Allocation
- D = Demande
- g, g' = Gouvernorats (au nombre de 12)
- m = Mois
- C_d, C_s = Pénalités de déficit et surplus
- C_T, C_E = Coût d'extraction et de transfert
- $T_{g,g',m}$ = Volume transféré de g à g' au mois m
- $TC_{g,g'}$ = Capacité de transfert (débit maximal sur un segment)
- EC_g = Capacité d'extraction
- $E_{g,max}$ = Extraction totale annuelle autorisée au gouvernorat g
- R = Contrainte de dilution de radioactivité sur l'eau extraite de l'aquifère Disi

Cette formulation quadratique garantit que les déficits relatifs aux objectifs par habitant ont des coûts marginaux croissants. Respectivement, les excédents par rapport à l'objectif ont des avantages marginaux décroissants. En veillant à ce que les faibles déficits en un point ne compensent pas les déficit élevés en un autre, la différence entre les objectifs par habitant et les livraisons réelles est répartie uniformément entre les gouvernorats et tout au long de l'année. Cela évite également les sauts chaotiques entre différentes solutions d'allocation lorsque la situation change dans le modèle global.

Par ailleurs, une approximation linéaire par morceaux de ce problème de minimisation permet au module de basculer sur un solveur linéaire, en cas d'infaisabilité avec les solveurs quadratiques employés (*CPLEX* ou *IPOPT*).

Ce calcul est fait une fois par an et détermine l'allocation régionale pour les 12 pas de temps suivants. Les ressources ou la demande peuvent cependant changer de façon inattendue au cours de l'année. A chaque pas de temps mensuel, le module WAJ minimise de façon linéaire la somme des écarts entre allocations réelles et allocations prévues ce mois ci. La contrainte sur l'extraction annuelle totale des eaux souterraines est inactive pour ce pas de temps, tandis que les contraintes physiques telles que les capacités d'extraction et d'acheminement restent actives.

B.3 Ajustement face à l'épuisement des eaux souterraines

On suppose ici que les volumes annuels nationaux extraits sont fixés par le module CWA ou l'interface utilisateur, et qu'ils ne sont pas affectés par le niveau des eaux souterraines jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de puits à pleine capacité. Cependant, le module WAJ s'adapte à la réduction dans le temps de la capacité des puits individuels et en augmentant le pompage des autres puits. Ces "puits" virtuels sont des nœuds représentatifs à un niveau d'agrégation intermédiaire entre les gouvernorats et les puits eux-mêmes.

A chaque puits d'eau souterraine est associé un facteur de réduction de capacité, fonction de la hauteur d'eau et calculé par le module des eaux souterraines. Lorsque cette capacité devient inférieure à 1, un volume proportionnellement plus faible peut être extrait du puits. L'extraction d'eau est d'abord réaffectée au sein du gouvernorat aux nœuds restants à pleine capacité, proportionnellement à leur part précédente dans la production du gouvernorat. Si aucun puits ne reste à pleine capacité dans le même gouvernorat, les extractions sont rééquilibrées sur l'ensemble du pays. Au pas de temps t , $R_{w,t}$ est la contribution relative (varie entre 0 et 1) d'un seul puits w à l'extraction d'eau globale du gouvernorat g dans lequel le puits est situé. $R_{w,t}$ est mis à jour à chaque pas de temps t en fonction des nouveaux facteurs de capacité $C_{w,t}$. La mise à jour est calculée comme suit.

Pour chaque puits w , si $C_{w,t} < 1$:

$$R_{w,t} = R_{w, t_F} * C_{w,t} \quad (\text{B.7})$$

Si $C_{w,t} = 1$:

$$R_{w,t} = R_{w, t_F} * \left(1 + \frac{CL_{g,t}}{1 - CL_{g,t}} \right) \quad (\text{B.8})$$

où $CL_{g,t}$ est la perte théorique de capacité d'extraction du gouvernorat avant réorganisation, et R_{w, t_B} est la contribution relative du puits w pour une année de référence (2009).

$$CL_{g,t} = \sum_{w'=1}^W [R_{w', t_B} * (1 - C_{w',t})] \quad (\text{B.9})$$

$$R_{w, t_B} = \frac{V_{w, t_F}}{\sum_{w'=1}^W V_{w', t_F}} \quad (\text{B.10})$$

W étant le nombre total de puits dans le gouvernorat g , et V_{w, t_F} le volume mensuel extrait au puits w pour l'année de référence.

Lorsqu'il ne reste aucun puits à pleine capacité dans un gouvernorat, le volume correspondant est extrait des autres gouvernorats en proportion de leur contribution au total du pays.

$$VL_g = CL_g * E_g \quad (\text{B.11})$$

$$VL_J = \sum_{g'=1}^{12} VL_{g'} \quad (\text{B.12})$$

VL_g étant la perte volumétrique dans le gouvernorat g , E_g l'extraction mensuelle initialement prévue, VL_J le volume perdu devant être compensé à l'échelle du pays.

S'il existe au moins un puits à pleine capacité ($C_{w,t} = 1$) dans le gouvernorat g , avec N gouvernorats partageant cette même situation :

$$E_g^* = E_g + \frac{E_g}{\sum_{g'=1}^N E_{g'}} * VL_J \quad (\text{B.13})$$

E_g^* étant l'extraction du gouvernorat mise à jour. S'il n'y a plus de puits à pleine capacité dans le gouvernorat g :

$$E_g^* = E_g - VL_g \quad (\text{B.14})$$

Ensuite, tous les mois, une fois que l'extraction et l'allocation de l'eau ont été calculées, le volume extrait dans chaque gouvernorat g est réparti entre les puits individuels w selon leur valeur actuelle de contribution relative $R_{w,t}$ (voir eq. B.7)

$$V_{w,t} = R_{w,t} * E_{g,t} \quad (\text{B.15})$$

Avec $V_{w,t}$ le volume réel extrait à tout puits w et au temps t , et $E_{g,t}$ le volume réel extrait pour le gouvernorat g et au temps t .

Knox, S., Meier, P., Yoon, J., and Harou, J. J. : A python framework for multi-agent simulation of networked resource systems, Environmental Modelling & Software, 103, 16–28, <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2018.01.019>, 2018.

Yoon, J., Klassert, C., Selby, P., Lachaut, T., Knox, S., Avisse, N., Harou, J., Tilmant, A., Klauer, B., Mustafa, D., Sigel, K., Talozi, S., Gawel, E., Medellín-Azuara, J., Bataineh, B., Zhang, H., and Gorelick, S. M. : A coupled human–natural system analysis of freshwater security under climate and population change, Proceedings of the National Academy of Sciences, 118, <https://doi.org/10.1073/pnas.2020431118>, 2021.

Annexe C

Article 2, matériel supplémentaire

La présente annexe reprend l'appendice "matériel supplémentaire" publié en Anglais avec l'article 2 :

Aggregation in bottom-up vulnerability assessment and equity implications : the case of Jordanian households' water supply, 2022 (article soumis).

Thibaut Lachaut, Jim Yoon, Christian Klassert et Amaury Tilmant

C.1 Policy design

The following subsections describe in further detail the policies simulated through the Jordan Water Model in the vulnerability assessment.

Baseline policy (B)

the Jordanian water system based on information available as of 2019. Available bulk water is conveyed between governorates by the WAJ (Water Authority of Jordan) module, following a yearly quadratic minimization of deficit relative to regional per capita targets. Those targets are defined based on historical records. Water is then transferred to sub-districts based on rationing schedules, where household agents determine their purchases based on water availability, their demand curve estimates and the water tariffs. Each module implementation is described in Yoon et al., 2021., under SI Appendix, Methods.

Rebalancing policy (R)

This policy combines a set of interventions that do not increase the overall available resource but uses administrative and financial tools to modify its distribution. It is similar to the “demand management” intervention in Yoon et al., 2021, the last point being a new inclusion.

The other modification is that the timeline is removed : any change is assumed to be finalized whenever a given combination of groundwater availability and population change is reached.

- Equalization of piped supply availability : under baseline policy, the quantities of piped water made available at the subdistrict scale are assumed as proportional to the current supply schedules (see the Methods section, Human Modules, Local Piped Water Allocation Institutions, in Yoon et al., 2021, S.I. Appendix). The policy R modifies the allocation at subdistrict scale by equalizing this amount on a per capita basis.
- Increased price on higher tariff blocks : in Jordan, water users pay for piped water following increasing block tariffs. The first block of cubic meters costs less than the second block, and so forth. The policy R increases the tariff on higher blocks, to curb consumption without financially penalizing the more vital water uses.
- Halving unbilled water : the baseline policy B assumes a 25% share of un-billed piped water (theft, billing errors or other causes) as estimated in Jordan in the late 2010's. This policy assumes a reduction to 12.5%, meaning the block tariff changes apply to more users.
- Rebalanced bulk water allocation between governorates : under policy R, the WAJ allocation algorithm is modified to increase the per capita targets in the low supply governorates. A minimum of 50 m³/cap/year is now introduced : governorates whose per capita targets were above 50 m³/cap/year keep the same target, while the others have their target set at 50. The mechanically reduces water delivered to governorates with unchanged targets, while partially preserving existing differences.

Supply improvement (S, S+)

A set of infrastructure projects are developed to increase the available water resources. These infrastructure changes are tested at either half capacity (policy S) or full capacity (policy S+). The full capacity version corresponds to the “Supply enhancement” intervention designed in Yoon et al., 2021, based on several reports on potential enhancement plans and discussions with stakeholders in the water sector. The only change in the present study is, again, that the implementation timeline is removed, given the experiment design : each simulation assumes the changes were already implemented at any given combination of groundwater availability and population changes.

- Physical losses are reduced by 25% / 50%. This assumes a new, hefty renovation of the urban piped system, which is all the more challenging as the intermittency of water supply shortens the pipes life span through pressure fluctuations. It should be noted that, in the present experiment setup, the dynamic relation between leakage and groundwater recharge is not considered.

- Additional groundwater extraction, based on wellfield development plans considered as of 2019 : 30/60 million cubic meters (MCM) per year. This additional resource is affected by the groundwater availability stressor.
- Additional surface water transfers : additional water imported from Israel through Lake Tiberias (25/50 MCM/year), and desalination of Red Sea water (75/150 MCM/year). Unimpeded connection with the main conveyance network is assumed, either because a new pipeline would be built, or because desalinated would be exchanged with additional water from Lake Tiberias. Those new resources are unaffected by the groundwater stressor.

Combined policies (RS, RS+)

A combination of new supply (S, S+) and rebalancing (R) policies.

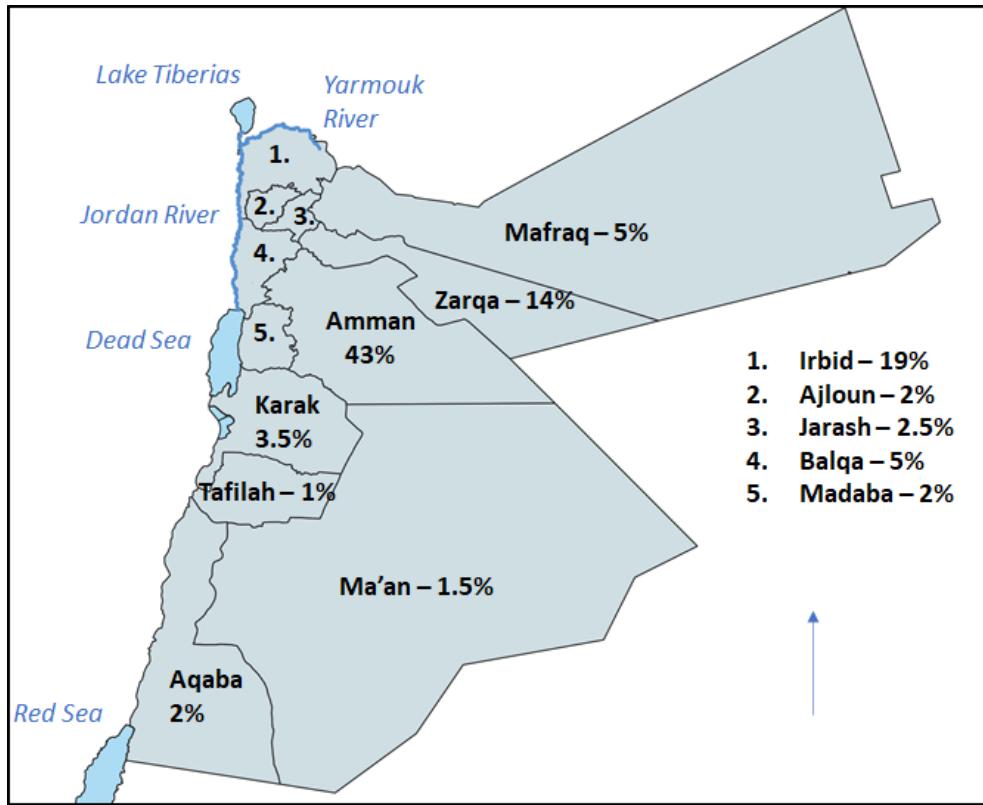


FIGURE C.1 – Map of the governorates of Jordan and their share of the national population as of 2017.

C.2 Additional results

C.2.1 Factors affecting the robustness index distribution : income, location

Fig. C.2 shows the boxplots of the robustness index (RI) among the household population for different income percentiles, and for every tested policy. All calculations account for the actual population size represented by each household agent. Overall, income and supply robustness are only slightly correlated. Table 1 provides the income-RI correlation coefficients per governorate, while Fig. C.1 shows a map of Jordan's governorates and their population percentage as of 2017. The highly populated Amman governorate drives down the country-wide correlation, while most other governorates show positive correlation between income and robustness.

Boxplots and Table C.1 should be considered with caution. While 800 representative agents allow the model to be highly distributed and cover different levels of access to water within each of the 89 sub-districts, this is still too coarse to capture the effect of income when focusing on a single governorate. Disparities between income deciles are thus strongly linked to location in the present model. These results should therefore be considered as providing a more detailed

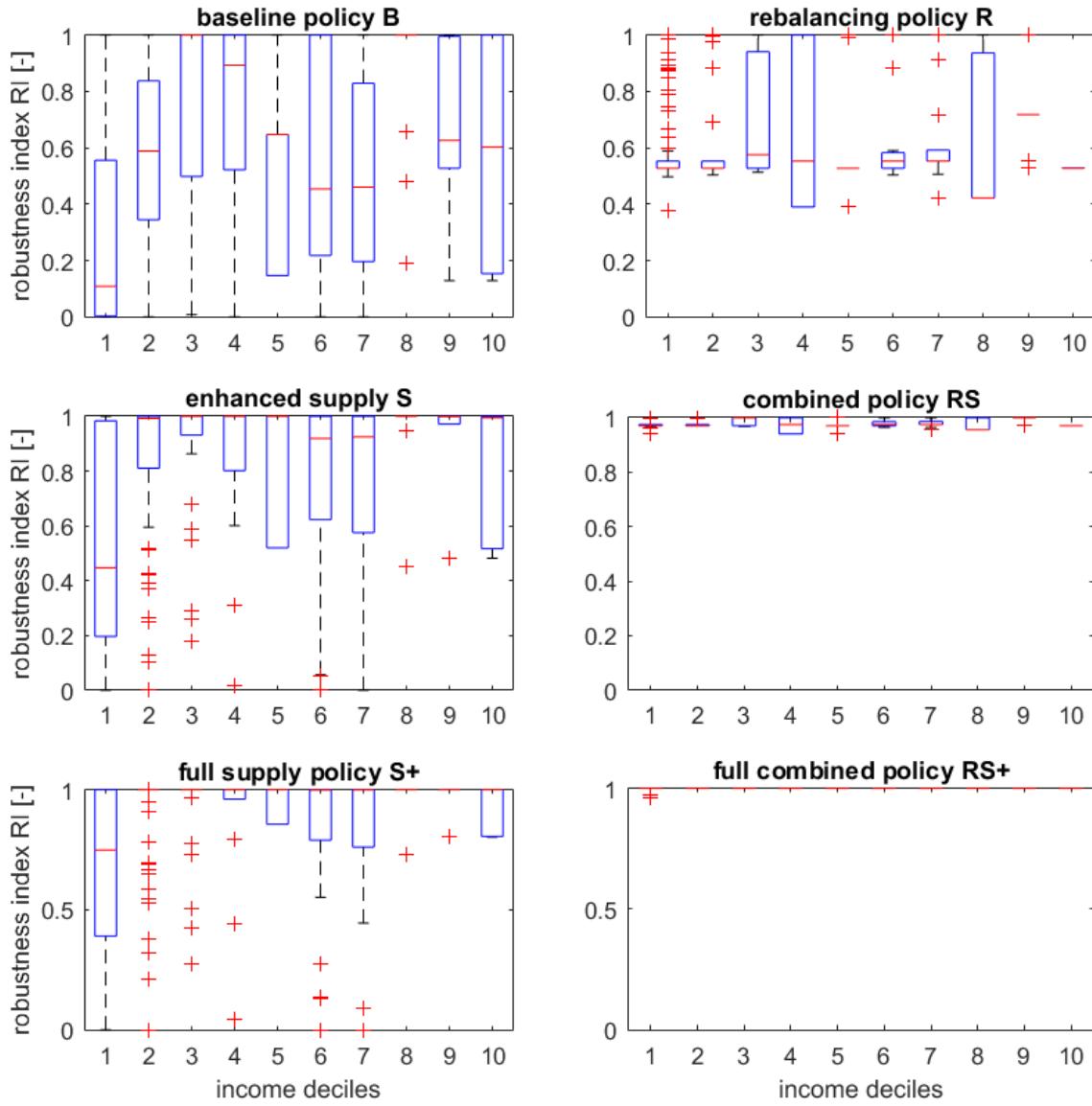


FIGURE C.2 – RI distribution (boxplots) per income decile, for each policy. The box displays the population range between first and third quartile. Inside, the bar (red) displays the median. Dash lines display 1.5 times interquartile range. Crossed dots (red) display values outside of this range. While there is a slight correlation between income and robustness, location has a strong impact on the difference between deciles, as some deciles are only represented in one governorate given the still limited number of representative agents in each district. For example, here the 8th decile is entirely located in the Mafraq governorate, and the 10th in Amman.

TABLE C.1 – Regional correlation coefficients between income and robustness index

Location	Abbreviation in box-plots	RI-income correlation
Jordan		0.17
Governorates :		
Amman	amm	0.15
Balqa	bal	0.33
Zarqa	zar	0.69
Madaba	mad	0.60
Irbid	irb	0.38
Mafraq	maf	0.19
Jarash	jar	0.57
Ajloun	ajl	-0.33
Karak	kar	0.09
Tafilah	taf	0.63
Maan	maa	0
Aqaba	aqa	-0.59

understanding of the model rather than a socio-economic analysis of water consumption in Jordan. In terms of income-robustness relation, higher income households may also offset part of their water use (restaurants, efficient cleaning tools, laundry services, purchase of bottled water, etc.) which would not be revealed in an income-based vulnerability analysis.

Fig. C.3 shows the boxplots of the RI among the household population for each of the 12 governorates (administrative regions) of Jordan. Their location and population share are given on the map C.1. The notable spatial differences in the robustness index are mostly due to the bulk water allocation rules. The module that represents the Water Authority of Jordan sets a per capita target for each governorate based on historical observations. When total per capita resources decrease, the module minimizes deficits with a quadratic optimization (see Yoon et al., 2021, SI Appendix, Methods). The difference between per capita targets can be explained by the presence of commercial water users such as touristic facilities who take a share of the bulk water, or by many socio-political factors (political influence, negotiations with the central agencies, etc.). In the model, no physical chokepoint limits transfers between governorates connected to the national conveyance network as it implements all the most recent infrastructure improvements. The rebalancing policies (R, RS, RS+) set a minimum per capita supply of $50 \text{ m}^3/\text{cap/year}$ to all governorates, which explains the spatial homogenization.

The notable exception of Zarqa shows a steep decrease in robustness between policies B and R. This is a clear drawback of simply setting a floor of $50 \text{ m}^3/\text{cap/year}$ for all governorates without modifying the targets that are above. In the case of Zarqa governorate, it means a supply decline of 10%. Under growing stress, it pushes the per capita supply very quickly below the acceptability threshold theta, and thus lowers the RI.

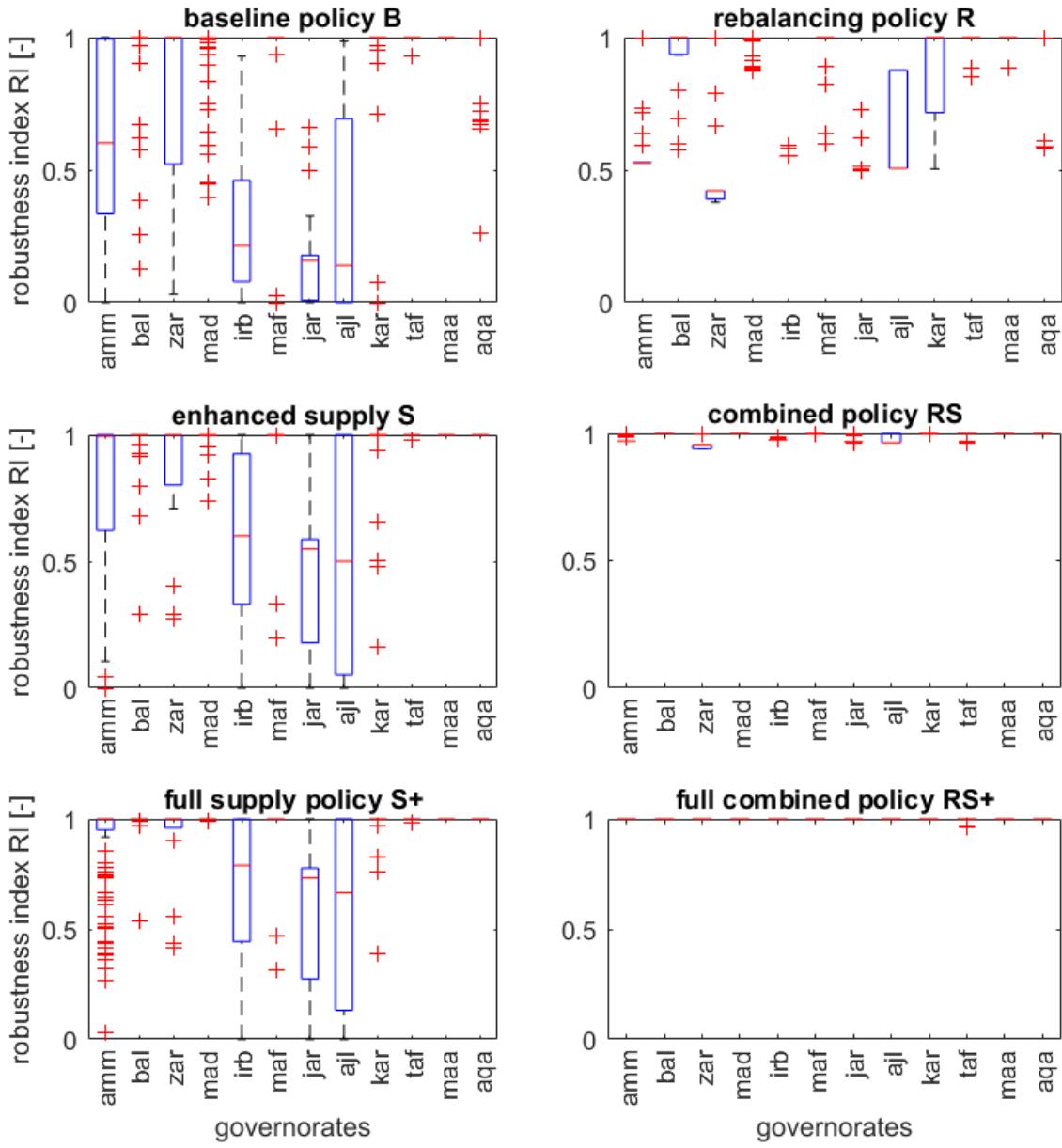


FIGURE C.3 – RI distribution (boxplots) per governorate and policy.

This figure also highlights the effect of rationing schedules. While the median is noticeably shifted by the changed in bulk water allocation targets, the interquartile spread is considerably reduced between policies B/S/S+ on one side and R/RS/RS+ on the other by the equalization of supply durations.

C.2.2 Threshold θ sensitivity analysis for policy preference

Tables C.2 and C.3 shows the effect of changing the threshold θ value (30, 50, 60 L/c/d instead of 40 L/c/d) on pairwise policy preference relations (percentile method and generalized mean). They show how much the aggregation intervals that correspond to specific pairwise preferences can change along with θ . Some policy preferences only exist under specific θ assumptions and not under others. With both aggregation methods, increasing θ mechanically widens the interval over which supply enhancement (alone or combined) are preferred to B or R, and over which combined policies are preferred to all others, while the intervals favoring B and R do not increase as much. Lowering θ to 30 conversely tones down the differences between policies, because the threshold is more easily reached.

C.2.3 Response surfaces of the Gini coefficient of water use

Figure C.4 shows how the Gini coefficient of water use changes over the response surface, and for each policy. The coefficient measures how a quantity is dispersed or concentrated over a sample, and thus commonly used to measure inequality. It is defined between 0 and 1, zero meaning complete equality – in our case all households have the same consumption ; and 1 meaning one household uses all the water. It tends to increase along with stress levels under baseline policy. Supply enhancement policies S and S+ slightly reduce the coefficient value.

The Gini coefficient is given by :

$$G = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |r_i - r_j|}{2n^2\bar{r}} \quad (\text{C.1})$$

With r_i being the average daily water use per capita of household i , n the number of households, and \bar{r} the average water use. Fig. C.4 shows how the Gini coefficient G , and thus inequality of water use, increases along with stress levels. Moderate supply enhancement policy S slightly decreases G over the entire surface. The full supply enhancement policy S+ has little additional effect. The rebalancing policy R decreases G more noticeably, as expected given the homogenization of rationing patterns. Inequality still tends to increase along with stress. Combined policies produce an ever more equal water use (very low G value). Very low numbers and low spread between them make interpretation harder, but a minimum point can be noticed within the response surface : while stress increases ; inequality tends to decrease first (from 0.1 to 0.06) before rising again with further stress.

TABLE C.2 – Pairwise policy preference, sensitivity analysis for θ , percentile intervals. Reading order : vertical policies are preferred to horizontal policies for specific percentile intervals and for different values of the threshold θ . For example, for $\theta = 40$ L/c/d, policy B is preferred to policy R between the population percentiles 40 and 84. This interval is changed to [42, 89] if $\theta = 50$ L/c/d. As only strict preference is used, preferences do not always span between 0 and 100. For example, for $\theta = 40$ L/c/d, $R \succ B$ over [0,40], $B \succ R$ over [40,84], and there is no preference over [84,100] as this share of the population has a RI=1. In two special cases, a preference relation applies to two intervals.

θ [L/c/d]	Policies	B	R	S	S+	RS	RS+
30	$B \succ \dots$	-	34 – 69	-	-	-	-
40			40 – 84	-	-	63 – 68	-
50			42 – 89	-	-	69 – 79	-
60			47 – 92	-	-	70 – 83, 87 – 90	-
30	$R \succ \dots$	0 – 34	-	0 – 18	0 – 7	-	-
40		0 – 40		0 – 20	0 – 8	-	-
50		0 – 42		0 – 16	0 – 7	-	-
60		0 – 47		0 – 14	0 – 11	-	-
30	$S \succ \dots$	0 – 59	18 – 69	-	-	-	-
40		8 – 68	20 – 84		-	40 – 84	-
50		7 – 86	16 – 89		-	47 – 79	64 – 69
60		11 – 87	14 – 92		-	47 – 90	66 – 83
30	$S+ \succ \dots$	0 – 59	7 – 69	0 – 26	-	-	-
40		8 – 68	8 – 84	8 – 68		31 – 68	-
50		7 – 86	7 – 89	7 – 69		33 – 79	47 – 69
60		11 – 87	11 – 92	11 – 83		36 – 90	47 – 83
30	$RS \succ \dots$	0 – 59	0 – 69	0 – 26	0 – 14	-	-
40		0 – 63	0 – 84	0 – 40	0 – 31		-
50		0 – 69	0 – 89	0 – 47	0 – 33		-
60		0 – 70, 83 – 87	0 – 92	0 – 47	0 – 36		-
30	$RS+ \succ \dots$	0 – 59	0 – 69	0 – 26	0 – 14	0 – 14	-
40		0 – 68	0 – 84	0 – 48	0 – 34	0 – 68	
50		0 – 86	0 – 89	0 – 64	0 – 47	0 – 79	
60		0 – 87	0 – 92	0 – 66	0 – 47	0 – 90	

TABLE C.3 – Pairwise policy preference, sensitivity analysis for θ , generalized mean parameter p intervals. Reading order : vertical policies are preferred to horizontal policies for specific percentile intervals and for different values of the threshold θ . Example : policy R is preferred to (more robust than) policy B if the aggregation parameter p is between negative infinity and 0.3, and if θ is 40 liters per capita per day. The table allows to assess how different θ assumptions shift the preference intervals. Sometimes new preferences appear, for example if $\theta=50$, policy B can be preferred to policy RS for certain values of p, which is not the case if $\theta=40$.

θ [L/c/d]	Policies	B	R	S	S+	RS	RS+
30	B $\succ \dots$	-	-	-	-	-	-
40			-0.3, 2.6	-	-	-	-
50			0, 4	-	-	2.4, 2.8	-
60			0, 5.2	-	-	2.6, 4.8	-
30	R $\succ \dots$	- ∞ , 0	-	- ∞ , -4	- ∞ , -5.9	-	-
40		- ∞ , -0.3		- ∞ , -3.6	- ∞ , -5.3	-	-
50		- ∞ , 0		- ∞ , -3.4	- ∞ , -5	-	-
60		- ∞ , 0		- ∞ , -3.4	- ∞ , -4.6	-	-
30	S $\succ \dots$	- ∞ , 0	-4, 0	-	-	-	-
40		-17, 1.6	-3.6, 2.6		-	-	-
50		-8, 2.6	-3.4, 4		-	0, 2.8	-
60		-6, 3.4	-3.4, 5.2		-	0.2, 4.8	2, 3.4
30	S+ $\succ \dots$	- ∞ , 0	-5.9, 0	- ∞ , -3	-	-	-
40		-17, 1.6	-5.3, 2.6	- ∞ , -0.3		-	-
50		-9, 2.6	-5, 2.6	-9, 1.4		-1.5, 2.8	-
60		-6, 3.4	-4.6, 5.2	-6, 2.6		-1.4, 4.8	0.2, 3.4
30	RS $\succ \dots$	- ∞ , 0	- ∞ , 0	- ∞ , -3	- ∞ , -4.4	-	-
40		- ∞ , 1.6	- ∞ , 2.6	- ∞ , -0.3	- ∞ , -1.8		-
50		- ∞ , 2.4	- ∞ , 4	- ∞ , 0	- ∞ , -1.5		-
60		- ∞ , 2.6	- ∞ , 5.2	- ∞ , 0.2	- ∞ , -1.4		-
30	RS+ $\succ \dots$	- ∞ , 0	- ∞ , 0	- ∞ , -3	- ∞ , -4.4	-	-
40		- ∞ , 1.6	- ∞ , 2.6	- ∞ , -0.3	- ∞ , -1.8		-
50		- ∞ , 2.6	- ∞ , 4	- ∞ , 1.4	- ∞ , 0		-
60		- ∞ , 3.4	- ∞ , 5.2	- ∞ , 2	- ∞ , 0.2		-

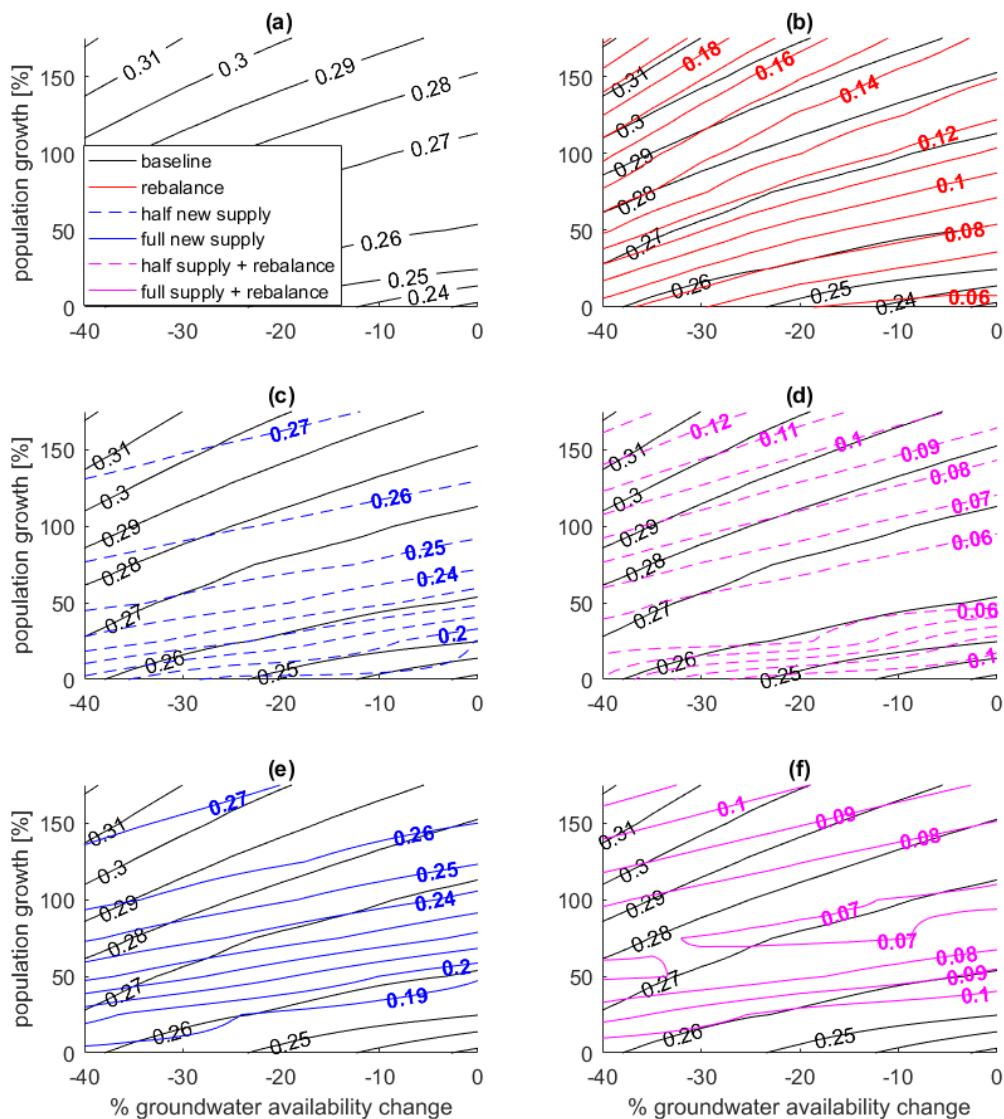


FIGURE C.4 – Gini coefficient of water use over the response surface