

Vulnérabilité sociophysique aux inondations au Sénégal

Une analyse exploratoire sur la base de nouvelles données et de Google Earth Engine



Auteurs Bessie SCHWARZ, Beth TELLMAN, Jonathan SULLIVAN, Catherine KUHN, Richa MAHTTA, Bhartendu PANDEY, Laura HAMMETT (Cloud to Street), Gabriel PESTRE (Data-Pop Alliance)

Coordination Thomas ROCA (AFD)



Sénégal

**Vulnérabilité sociale, risques, inondations,
télédétection**

AUTEURS

Bessie SCHWARZ, Beth TELLMAN, Jonathan SULLIVAN, Catherine KUHN, Richa MAHTTA, Bhartendu PANDEY, Laura HAMMETT (Cloud to Street), Gabriel PESTRE (Data-Pop Alliance).

COORDINATION

Thomas ROCA, Division Recherche et Développement

RÉSUMÉ

Chaque année, au Sénégal, ce sont des milliers de personnes et des millions d'euros d'actifs qui sont affectés par des inondations. Les projections prévoient une augmentation de la fréquence de ce type d'événements extrêmes au cours de la prochaine décennie. Les auteurs n'ont trouvé aucune carte des inondations publiquement disponible sous forme numérique, à l'exception près de quelques photographies aériennes et d'évaluations post-catastrophe d'UNOSAT. Ce rapport présente une approche expérimentale visant à évaluer la vulnérabilité sociophysique du Sénégal sur la base de la mise en œuvre de moyens de télédétection à grande capacité, d'apprentissage automatique, d'avancées récentes dans le domaine des sciences sociales et de la mobilisation communautaire.

L'approche scientifique de l'analyse des inondations qui est exposée dans ce rapport est beaucoup plus rapide et modulable que la cartographie des inondations traditionnellement mise en œuvre, le tout pour un coût bien inférieur.

Pour commencer, des algorithmes spécifiques de détection de l'eau développés par Cloud to Street ont été appliqués sur l'imagerie publiquement disponible issue de plusieurs satellites (MODIS et Landsat) afin de cartographier les principales inondations de ces trente dernières années. Puis, une approche d'apprentissage automatique a été appliquée au domaine de l'hydrologie sur Google Earth Engine, utilisant les cartes des inondations historiques comme ensemble d'apprentissage. En troisième lieu, une analyse en composantes principales, appliquée sur des variables modifiées issues du recensement du Sénégal, a révélé cinq dimensions sous-jacentes de la vulnérabilité sociale aux inondations.

L'étude a pu mettre en évidence l'existence d'une plaine d'inondation de 5 596 km² qui est pour 30 % constituée d'une zone à haut risque peuplée de 97 000 personnes. Environ 5 millions de personnes vivent dans les 30 arrondissements ayant un profil de vulnérabilité sociale comparativement très élevée. Dans une version ultérieure, cette plateforme de risque pourra servir à partager en continu des éléments d'imagerie satellitaire publique et des informations issues d'autres senseurs, permettant ainsi que l'analyse de vulnérabilité du Sénégal soit mise à jour par le biais d'une simple actualisation du navigateur, sans téléchargement nécessaire.

LANGUE ORIGINALE

Anglais.

ISSN

2492-2838

DÉPÔT LÉGAL1^{er} trimestre 2017**AVERTISSEMENT**

Les analyses et conclusions de ce document sont formulées sous la responsabilité de ses auteurs. Elles ne reflètent pas nécessairement le point de vue de l'Agence Française de Développement ou de ses tutelles institutionnelles.

Les *Notes techniques* sont téléchargeables sur le site des publications de l'AFD : <http://librairie.afd.fr>

Sommaire

1. Introduction.....	5
2a. Le risque biophysique : construction d'une base de données historique des inondations au Sénégal	11
I. Épisodes historiques d'inondations.....	12
II. Cartographie des épisodes d'inondations historiques.....	13
III. Méthodes de détection des inondations.....	16
1. Imagerie MODIS	16
2. Imagerie Landsat	17
3. Seuillage automatique	17
4. Données UNOSAT.....	19
IV. Résultats de détection des inondations	19
1. La mise en œuvre de l'algorithme de DFO	19
2. Mise en œuvre de l'algorithme de Feyisa	21
V. Historique d'inondations au Sénégal.....	22
VI. Limites.....	25
2a. Risque biophysique : l'hydrologie basée sur les données avec apprentissage automatique.....	26
I. Introduction	26
II. Méthodes	28
1. Zones d'étude	28
2. Déterminants des inondations	29
3. Élaboration du modèle	29
4. Indicateurs de performance	30
III. Résultats	30
1. Le prototype de Saint-Louis	31
2. Prédictions pour les régions exposées aux inondations au Sénégal.....	32
IV. Erreurs, limites du modèle et perspectives de recherche	33
V. Conclusion	34
3. La vulnérabilité sociale aux catastrophes au Sénégal.....	36
I. Introduction	37
II. Méthodes	41
1. Données pour les indicateurs sociaux	41
2. Profil démographique du Sénégal.....	42
3. Les « points chauds » des dimensions clés de la vulnérabilité sociale ..	44
4. Sélection de variables.....	45
5. L'analyse factorielle basée sur une ACP	48
III. Résultats	49
IV. Le profil de vulnérabilité sociale du Sénégal.....	52
V. Limites des données	55
VI. Recommandations d'application et perspectives de recherche	56
4. La vulnérabilité sociale et biophysique combinée au Sénégal	58
5. L'engagement participatif pour la résilience aux inondations : comment arriver à impliquer la population sénégalaise dans les évaluations	60
I. Introduction	60
II. Le dialogue participatif pour la résilience des inondations dans le contexte du Sénégal.....	64

III.	Méthodologie pour l'approche participative de dialogue avec les parties prenantes	65
1.	Outil participatif numérique de vérification des cartes d'inondations	66
2.	La sélection des sites des ateliers	67
3.	Les ateliers présentiels	68
IV.	Prochaines étapes et suivi	72
1.	Mesurer le succès	72
2.	Surmonter les obstacles à la réussite	73
	Conclusions: étapes suivantes	74
	Annexes.....	75
	Références	79
	Précédentes publications de la collection	87
	Qu'est-ce que l'AFD ?	90

1. Introduction – Des menaces nouvelles, des innovations nouvelles et l'arrivée de nouvelles formes d'analyse de la vulnérabilité au Sénégal

Le risque et l'impact des catastrophes naturelles sont en train de croître plus rapidement qu'à tout autre moment de l'histoire humaine du fait du changement climatique et des migrations massives de population. Les inondations représentent presque la moitié de toutes les catastrophes météorologiques au cours des deux dernières décennies, affectant 2,3 milliards de personnes. Chaque année, des millions de personnes et des milliards d'euros d'actifs à travers le monde sont affectés par les inondations, lesquels sont à l'origine de plus de pertes sur les plans économique, social et humanitaire à l'échelle mondiale que n'importe quel risque naturel (UNISDR, 2015). D'ici à 2030, le nombre de personnes et le volume de PIB exposés aux inondations doubleront en raison des changements climatiques et des migrations de population (World Resources Institute, 2015). Ce n'est tout simplement pas un niveau de risque que le monde est en mesure d'absorber. La gestion des catastrophes repose de nos jours essentiellement sur une approche réactive, avec 87 % des fonds utilisés pour la gestion des catastrophes étant consacrés aux interventions d'urgence (Keating *et al.*, 2014). Dans les pays en développement, et notamment des pays comme le Sénégal, 80 % des personnes exposées aux inondations n'ont pas d'assurance couvrant le risque d'inondation (Keating *et al.*, 2014). Les auteurs estiment que de nombreuses personnes habitant aujourd'hui en zone inondable ne figurent probablement pas sur les cartes officielles des zones inondables et ne sont donc pas en mesure de se préparer de manière effective ou d'être protégées par les pouvoirs publics.

Les modèles de vulnérabilité conventionnellement utilisés pour évaluer la géomorphologie et l'hydrologie des fleuves sont construits sur la base de paramètres physiques, ils sont fastidieux à élaborer, coûteux, n'intègrent pas les dimensions sociales de la vulnérabilité aux catastrophes, ne s'adaptent pas aux spécificités des différentes communautés et ne prévoient pas la participation de celles-ci. Avant tout, il convient de rappeler que le processus de construction de nouveaux modèles hydrologiques et hydrauliques visant à refléter les changements géomorphologiques peut coûter des millions d'euros et prendre des années pour la calibration et la validation. Ces obstacles sont de nature à rendre parfois impossible l'élaboration de modèles hydrologiques en temps opportun, d'autant plus que de nouvelles évaluations sont nécessaires à chaque fois qu'un nouvel événement majeur a lieu dans la région.

Deuxièmement, les analyses conventionnelles des risques d'inondation demandent une quantité importante de données expertes qui sont rarement publiquement disponibles ou faciles à créer. Des initiatives comme CLUVA (*Climate Change and Urban Vulnerability in Africa* – Changement climatique et vulnérabilité des villes africaines) ont investi dans la construction de systèmes d'information géographique à Saint-Louis, la deuxième ville la plus importante du Sénégal, mais les administrateurs de programme font état de lacunes persistantes dans les données en ce qui concerne les connaissances des parties prenantes au sujet de la vulnérabilité aux inondations, en particulier de la part des pouvoirs publics à l'échelon local, régional et national. S'il est reconnu par les universitaires sénégalais que

« des informations présentées de façon appropriée peuvent jouer un rôle de catalyseur dans la prévention des risques » (Diagne, 2007), les auteurs n'ont trouvé aucune carte des inondations publiquement disponible sous forme numérique, à l'exception près de quelques photographies aériennes et d'évaluations post-catastrophe d'UNOSAT (le service onusien de cartographie satellitaire).

En outre, la plupart des modèles hydrologiques ne tiennent pas compte des dimensions sociales de la vulnérabilité alors qu'il s'agit d'un élément tout aussi important pour la préparation et la réponse aux catastrophes. Enfin, à quelques exceptions importantes près telles que BRACED (*Building Resilience and Adaptation to Climate Extremes and Disasters*) et un nombre restreint d'autres projets, il existe peu de bons modèles d'engagement qui soient véritablement communautaires et inclusifs dans le domaine de la résilience et de l'évaluation de la vulnérabilité au Sénégal. De plus, il n'existe sans doute pas d'approche qui intègre des apports des communautés et accorde la même valeur aux connaissances et à l'expertise locales qu'aux évaluations scientifiques externes de la vulnérabilité dans la zone.

Malgré une relative absence de données sur les risques et de modélisation de la vulnérabilité au Sénégal, il est essentiel de comprendre ce qui rend le territoire socialement et physiquement vulnérable aux inondations, d'autant plus que les changements climatiques iront probablement dans le sens d'une aggravation de la situation. Le risque d'inondation au Sénégal est en constante évolution du fait du changement climatique et de l'évolution de l'urbanisation. À l'instar d'une grande partie du Sahel, le Sénégal a connu des conditions climatiques très incertaines au cours de son histoire, alternant cycles de sécheresse et époques marquées par de violentes et fréquentes inondations. Après plusieurs décennies très sèches entre 1968 et 1997, le climat régional Sénégalais a connu une augmentation de 35 % de la moyenne des précipitations entre 2000 et 2005 (Nicholson, 2005). En plus des évolutions climatiques, le Sénégal a connu d'importants changements dans l'utilisation des sols déclenchés par des périodes d'extrême sécheresse dans les années 1970, 1980 et 1990 qui ont forcé les populations rurales à migrer vers les zones urbaines (Goldsmith, Gunjal et Ndarishikanye, 2004). Le taux de croissance de la population urbaine de la capitale du Sénégal, Dakar, a culminé aux alentours de 7-8 % par an et 44 % des Sénégalais vivent actuellement dans des zones urbaines (Mbow, Diop, Diaw et Niang, 2008).

Avec l'augmentation de la fréquence des épisodes d'inondation intenses, les résultats de l'évolution rapide des dynamiques naturelles et humaines au Sénégal ont accru la vulnérabilité aux inondations. En 2005, les pluies torrentielles qui ont duré d'août à début septembre ont provoqué des inondations à Dakar, menant à 46 décès, une épidémie de choléra et à l'évacuation de 60 000 personnes (Tschakert, Sagoe, Ofori-Darko et Codjoe, 2010). En 2009, à nouveau, des inondations ont détruit 30 000 maisons à Dakar, touchant plus d'un demi-million de personnes et donnant lieu à 44,5 milliards d'USD de dommages et pertes. En 2012, une autre inondation catastrophique a dévasté des infrastructures publiques déjà fragiles et contaminé plus de 7 700 sources d'eau potable. Le Bureau des Nations Unies pour la coordination des affaires humanitaires (OCHA) a déterminé qu'entre 100 000 et 300 000 Sénégalais sont affectés par les inondations, aussi bien dans des zones rurales que dans des villes telles que Saint-Louis et Kaolack (UNOCHA, 2013). Ces inondations ont constitué des catastrophes majeures pour la région, non seulement du fait de la menace physique mais aussi à cause des conditions politiques, économiques et sociales des populations et des communes qui ont été touchées. Les dimensions sociales du Sénégal évoluent rapidement avec l'urbanisation et le changement climatique, ce qui met en

évidence la nécessité d'évaluations de la vulnérabilité aux inondations qui soient dynamiques.

Le présent rapport tire sa définition de la résilience aux inondations comme permettant le développement soutenu des ressources humaines, financières, naturelles, sociales et du capital physique au fil du temps du Global Resilience Partnership et du Zurich Flood Resilience Program. La résilience aux inondations n'est pas un point terminal statique à atteindre mais représente au contraire un effort continu d'adaptation dans un contexte où la vulnérabilité aux inondations évolue en fonction de changements du climat, dans l'usage des sols, l'économie et la démographie. Une société résiliente aux inondations doit être en capacité d'apprendre des conséquences de ses propres efforts d'adaptation, ainsi que des changements de vulnérabilité dus à des forces aussi bien internes (utilisation des sols, construction de digues) qu'externes (fréquence des tempêtes). Ce processus d'« apprentissage » ne renforcera la résilience que si les connaissances sur l'évolution du système se traduisent par des interventions plus transparentes et démocratiques (Pahl-Wostl, Becker, Knieper et Sendzimir, 2013). Il existe différents types de connaissance sur la vulnérabilité provenant des analyses des chercheurs et des expériences des membres des communautés touchées par les inondations. Les nouvelles technologies peuvent combiner ces sources disparates mais complémentaires.

Le manque d'informations signifie que les praticiens manquent de directives claires sur la façon de prioriser les dépenses et les autres ressources, et de définir le territoire à cibler et la manière de concevoir des programmes visant à améliorer la préparation et à réduire le degré d'impact. L'accessibilité de cette information est considérée comme essentielle pour améliorer la capacité des individus à faire face aux impacts du changement climatique (Hellmuth, Mason, Vaughan, Van Aalst et Choularton, 2011 ; T. Mitchell *et al.*, 2010). De même, la production d'informations climatiques pour la prise de décision est de plus en plus perçue comme un point d'entrée pour bâtir des ponts entre les travaux sur l'adaptation aux changements climatiques, la réduction des risques de catastrophe et le développement des lieux sensibles aux changements climatiques (Ahmed, Kodijat, Luneta et Krishnamurthy, 2015 ; Foresight, 2012). De lourds investissements dans des systèmes de drainage ou d'assainissement ont été financés par la Banque mondiale (qui a apporté 90 millions d'USD) via le Projet de gestion des eaux pluviales et d'adaptation au changement climatique (PROGEP). Cependant, il reste des lacunes dans la coordination et la communication entre les principales parties prenantes, les résidents et les fonctionnaires publics et entre différents organismes publics (Diagne, 2007 ; Vedeld, Coly, Ndour et Hellevik, 2015).

Ce rapport est axé sur l'étape de préparation du cycle de gestion des catastrophes et cherche à combler les lacunes critiques d'information afin de pouvoir répondre à la question de savoir où et comment préparer le Sénégal pour des inondations de grande ampleur d'aujourd'hui et de demain.

Les informations climatiques générées par les activités de suivi et d'analyse sont en train de devenir une partie intégrante de la programmation de la gestion du risque et de la résilience. Heureusement, l'abondance de capteurs physiques et numériques bon marché, de satellites collecteurs de données ainsi qu'une plus grande capacité de calcul informatique ont créé une mine de données d'une résolution plus fine, de manière plus rapide et économique, que l'on n'imaginait pas jusque-là. La révolution des données ouvertes du *big data* permet aux scientifiques d'en comprendre plus que jamais sur les catastrophes naturelles et de produire

de nouvelles connaissances à la vitesse et à l'échelle nécessaires pour prendre des décisions d'ordre pratique permettant une gestion des catastrophes plus adéquate. Cette nouvelle ressource exige toutefois de nouvelles méthodes scientifiques.

Ce rapport combine de nouveaux outils d'analyse du *big data* avec les meilleurs outils d'évaluation rapide des sciences physiques et sociales pour explorer les possibilités de relever et de corriger les lacunes d'information sur les risques d'inondation au Sénégal. L'imagerie satellite en continu disponible sur Google Earth Engine (GEE) constitue l'une des alternatives possibles et permet de générer des cartes de vulnérabilité aux inondations rapidement et à moindre coût pour permettre une planification et une prise de décision immédiate après des épisodes d'inondations, pendant que des modèles hydrologiques plus précis sont en train d'être élaborés. GEE est un référentiel de données géographiques couplé à une plateforme de *big data* qui permet d'accéder à une bibliothèque d'imagerie satellitaire publique et à d'autres produits cartographiques scientifiques et outils d'analyse pour le développement d'algorithmes scientifiques. La plateforme GEE offre des avantages uniques pour les évaluations de la vulnérabilité dans les pays en développement sujets aux inondations pour trois raisons principales : 1) la quantité de données qu'il stocke et auxquelles il permet d'accéder, 2) sa capacité de traitement de données sur des volumes importants et 3) l'utilisation d'une interface de navigateur web. Le catalogue de données de GEE est une archive de données géoréférencées de plusieurs pétaoctets qui est essentielle pour l'évaluation et la prévision de catastrophes et qui comprend notamment des images satellitaires d'observation de la terre (par exemple, Landsat et MODIS) et de capteurs aéroportés, d'ensembles de données météorologiques et climatiques, de modèles numériques de terrain et d'autres éléments encore. GEE peut traiter ces ensembles de données de gros volume extrêmement rapidement en parallélisant le traitement sur des milliers de processeurs. Enfin, cette puissance analytique est accessible à partir de n'importe quel ordinateur doté d'une bonne connexion Internet, ce qui permet d'exécuter des analyses régionales ou même à l'échelle planétaire même sur des ordinateurs de bureau à basse performance, évitant ainsi le recours à des logiciels, des traitements ou des systèmes de gestion de données onéreux. Enfin, l'utilisation d'une interface de navigateur web permet aux utilisateurs de partager aussi bien des données que des analyses de manière immédiate par l'envoi d'un simple lien web. La licence pour l'utilisation de GEE est actuellement gratuite pour une utilisation à titre scientifique, dans le cadre d'une administration publique et même dans le cadre d'une utilisation commerciale.

Nous profitons des capacités de modélisation de GEE et de R pour évaluer la situation actuelle de la géomorphologie et l'hydrologie de la région sur la base de données de télédétection par satellite. En outre, les auteurs ont utilisé les outils et méthodes les plus avancées pour évaluer la vulnérabilité sociale de la région sur la base de sources multiples de données socio-économiques. Une composante essentielle de la prévision des évolutions futures des inondations, ainsi que de la préparation à cette menace, repose sur la compréhension des lieux où les inondations ont eu lieu dans le passé et des types d'investissements d'atténuation qui ont porté leurs fruits. Les données sur les crues et inondations sont également des données d'entrée nécessaires pour l'utilisation des nouvelles méthodes hydrologiques axées sur les données qui ont été développées par Cloud to Street et adaptées au Sénégal dans le cadre de ce rapport. Par conséquent, les auteurs ont d'abord construit un inventaire des inondations historiques pour le Sénégal sur la base de deux référentiels de données sur plusieurs décennies : MODIS et Landsat. Cela est décrit

dans le chapitre 2a. Ensuite, les auteurs utilisent ces inondations passées comme ensembles d'apprentissage pour un modèle d'apprentissage automatique dans cinq bassins versants prioritaires afin d'estimer les plaines d'inondation qui leur sont probablement associées. Cela est décrit dans le chapitre 2b. Le chapitre 3 décrit la vulnérabilité sociale du Sénégal que les auteurs ont modélisée grâce un échantillon de données brutes issues du recensement du Sénégal et fournies en exclusivité à l'équipe de recherche et à ses partenaires.

Les résultats estiment le nombre et la nature des inondations importantes ayant eu lieu au Sénégal dans le passé récent et projettent les zones du pays et les populations exposées au risque d'inondations extrêmes dans le futur. Il décrit également les principales conditions sociales qu'on estime conduire à des pertes plus importantes et quels sont les secteurs ou communes où les populations sont les plus vulnérables.

Cette information sur les risques peut contribuer à répondre plus rapidement aux questions quant aux zones qui seront les plus durement touchées et pourquoi, et là où les pouvoirs publics devraient consacrer leurs ressources limitées pour atténuer les effets des catastrophes et augmenter la résilience. En plus de ses atouts sur le plan technique, l'outil offre des fonctionnalités de communication impressionnantes pour les décideurs. Non seulement les cartes qui en résultent sont très engageantes, faciles à comprendre et interactives, mais les résultats sont présentés sur la familière carte de base de Google Maps.

Tout comme de nouveaux algorithmes et méthodes scientifiques sont nécessaires pour exploiter le *big data*, de nouvelles méthodes de gestion – la façon dont les auteurs dirigent et mobilisent les communautés sur des thématiques de résilience – sont nécessaires pour mettre en pratique le fruit de ces réflexions afin de tirer pleinement avantage de l'information produite par les outils. Le fait de mettre à disposition des cartes actualisées de la vulnérabilité face au risque inondation peut jouer un rôle important dans la réorientation des efforts d'atténuation là où ils sont les plus nécessaires et dans l'implication des décideurs locaux dans des itérations futures du travail d'adaptation de leur propre outil, comme indiqué dans la section finale, ce qui pourrait permettre de transformer la gestion des catastrophes. De ce fait, les auteurs soutiennent que cette combinaison du *big data* et des apports issus de la participation communautaire a le pouvoir de radicalement transformer le *big data*, en outillant les non-spécialistes avec des données et des capacités plutôt que de ne faire qu'extraire et traiter des données issues d'une source participative. Un ancrage solide des aspects scientifiques et des analyses dans les contextes locaux peuvent aider les individus à comprendre la crise climatique et prendre le contrôle du processus de préparation et de réponse aux risques naturels. La plateforme diffuse en continu les données les plus récentes recueillies par le satellite, ce qui permet la mise à jour des analyses simplement en rafraîchissant la page du navigateur – aucun téléchargement n'est requis. Dans les régions subissant de rapides changements dans l'affectation des sols, ce qui est le cas du Sénégal, le fait que le catalogue de données de GEE soit constamment mis à jour permet de fournir une analyse significativement actualisée. Cette analyse dynamique, combinée à des évaluations de la vulnérabilité biophysique et sociale, fournit des informations exploitables sur les lieux où il est plus pertinent de concentrer les investissements dans une perspective de résilience face aux catastrophes. L'alternative, qui consiste à attendre des mises à jour du modèle hydrologique par des experts scientifiques, peut conduire à des résultats lents et un manque d'information à des moments où des informations rapides sont cruellement nécessaires.

Dans les chapitres suivants, ce rapport cherche à : 1) évaluer de façon holistique le niveau de menace actuel face au risque inondation et 2) expliquer les possibilités et les limites de ces nouvelles approches en affinant la compréhension de la vulnérabilité au Sénégal.

Ce rapport pose les bases d'un outil visant à évaluer les dimensions biophysiques et sociales du risque, qui est suffisamment souple pour qu'il puisse bénéficier d'ajustements par des experts locaux ayant des connaissances approfondies et contextuelles sur des variables importantes du risque d'inondation dans leur région. Lorsqu'il sera entièrement construit, cet outil pourra également être utilisé pour analyser l'évolution dans le temps de la vulnérabilité en exécutant le modèle sur plusieurs années ou mois pour suivre des évolutions dans l'utilisation des sols, la géomorphologie ou encore les tendances de peuplement. Il pourrait être en mesure d'identifier de façon dynamique les populations et les infrastructures soumises à un risque d'inondation en tirant parti des données satellitaires planétaires publiquement disponibles, du recensement national, des détails des appels de téléphone mobile et des contributions issues des sciences dites citoyennes ou participatives. L'outil, qui a été conçu aussi bien pour les gouvernements, les résidents, les collectivités, les organismes d'aide et les chercheurs, est profondément enraciné dans trois stratégies clés fondamentales de transformation : une approche humaine de la modélisation scientifique, l'apprentissage communautaire et l'impact de développement au niveau des pouvoirs publics. Notre modèle replace la résilience entre les mains des communautés et redéfinit la modélisation scientifique conventionnelle dans le sens d'une inclusion de ceux qui ne sont traditionnellement pas engagés dans le processus de création des savoirs. L'outil de vulnérabilité ainsi coproduit sera ancré dans les besoins des communautés, mais notre cadre n'en est pas moins conçu pour venir compléter les efforts d'adaptation au niveau national et s'y intégrer pleinement.

2a. Le risque biophysique : construction d'une base de données historique des inondations au Sénégal

Les auteurs utilisent des algorithmes d'apprentissage automatique dans l'objectif de comprendre les risques d'inondation et générer une capacité de prévision des épisodes d'inondation, ce qui constitue une approche novatrice dans le domaine de l'hydrologie. Une exigence majeure des algorithmes d'apprentissage automatique est d'avoir des pixels connus et représentatifs de lieux où des inondations ont précédemment eu lieu, afin de donner ainsi une capacité prédictive à ces méthodes. Dans le jargon de l'apprentissage automatique, cela est communément appelé les ensembles d'apprentissage (ou les jeux de données d'apprentissage). Que ce soit pour retracer des épisodes historiques d'inondations ou inférer de l'extension d'inondations futures sur la base de conditions changeantes, il est nécessaire de disposer d'une base de données historique des épisodes d'inondations qui soit représentative des paramètres hydrologiques et biophysiques de la région. L'on trouvera présentées ci-dessous les étapes de l'élaboration d'un algorithme d'apprentissage automatique opérationnel pour le calcul de l'extension des inondations au Sénégal, et notamment la constitution d'une base de données historique des observations d'inondations, la collecte de variables déterminantes (par exemple, les niveaux de précipitation ou encore l'utilisation des sols) et l'application d'algorithmes d'apprentissage automatique à ces ensembles de données à des fins de prévision des extensions des inondations historiques.

Une composante essentielle de la prévision des inondations et de la vulnérabilité de zones données, ainsi que de la préparation à ces menaces potentielles repose sur la compréhension des lieux où des inondations ont eu lieu dans le passé et des types d'investissements d'atténuation qui ont porté leurs fruits. Cependant, il n'existe actuellement pas de données spatiales sur les inondations au Sénégal qui soit divulguées par la base de données DFO. Les auteurs ont donc créé une petite base de données des événements historiques d'inondations et y ont appliqué leurs algorithmes de détection d'eau personnalisés pour cartographier les principales inondations importantes du pays au cours de ces trente dernières années en utilisant Google Earth Engine. Google Earth Engine (GEE) est la plateforme la plus adaptée pour cette analyse, car elle fournit une bibliothèque historique cohérente de différents capteurs satellitaires ainsi qu'un moteur de calcul parallélisé permettant une analyse facile de l'imagerie.

Nous avons constaté que les plus grandes inondations se produisent dans des départements à dominante rurale. D'après nos résultats, l'inondation la plus importante en termes d'extension a été celle déclenchée par les précipitations d'août-septembre 2007 (DFO 3180), couvrant entre 1 213 et 2 320 km², selon la méthode de détection d'inondations utilisée. Les limites dans notre travail de détection d'inondations au cours de cette première évaluation de référence réduisent l'utilité de nos cartes d'inondation résultantes, en particulier là où auraient potentiellement eu lieu des inondations extrêmes ayant échappé à la détection. En somme, notre inventaire d'épisodes d'inondations n'inclut probablement pas l'ensemble des inondations qui ont eu lieu dans l'histoire du Sénégal.

I. Épisodes historiques d'inondations

Il n'existe pas de source de données homogène sur les inondations à l'échelle de la planète. Les données sur les inondations sont généralement recueillies au cas par cas ou pays par pays et la seule collecte de données géospatiales sur les épisodes d'inondations à l'échelle planétaire et comportant une dimension historique est celle réalisée par l'observatoire des inondations de Dartmouth (DFO – Dartmouth Flood Observatory), qui tient un inventaire des principales inondations historiques¹. Bien que cette base de données offre des données utiles pour chaque inondation de 1985 à nos jours, comme par exemple des estimations de l'extension de l'inondation et du nombre de personnes touchées, ainsi qu'environ 200 inondations cartographiées (sur la période 1999-2011) pour différents pays, ces sources de données n'aboutissent pas à un jeu de données suffisamment robuste pour permettre la détection de tendances à l'échelle régionale ou des facteurs d'évolution du comportement des inondations. Il n'existe pas actuellement de données spatiales sur les inondations au Sénégal dans la base de données de DFO. Le manque de données spatiales empêche les hydrologues de pouvoir faire passer les cartes de prévision des inondations, y compris l'application de techniques d'apprentissage automatique susceptibles d'appuyer les programmes d'atténuation et d'adaptation.

Nous avons compilé une liste d'épisodes d'inondation au Sénégal sur la base de sources d'information publiquement disponibles. Ces sources comprennent : des bases de données existantes, des articles universitaires, des rapports institutionnels et des articles de presse. La base de données de DFO a constitué la principale source de données utilisée pour identifier l'occurrence d'inondations historiques au Sénégal – 7 inondations y ont été identifiées (tableau 1). Plusieurs sources d'information supplémentaires corroborent les renseignements trouvés dans la base de données de DFO, et notamment UNOSAT (*UNITAR's Operational Satellite Applications Programme*)² et Copernicus EMS (*Copernicus Emergency Management Service*)³. D'autres sources ayant apporté des preuves de l'existence d'inondations supplémentaires sont par exemple les dépêches d'information de BRACED (*Building Resilience and Adaptation to Climate Extremes and Disasters*) au sujet des fortes précipitations qui ont provoqué des inondations à Dakar et à Saint-Louis (*Building Resilience and Adaptation to Climate Extremes and Disasters*, 2015).

Les résultats de cette analyse préliminaire qui s'est fondée sur des informations publiquement accessibles sont résumés dans le tableau 1. Notre analyse ne représente pas une liste exhaustive des inondations au Sénégal et les auteurs chercheront à présenter de plus amples détails dans l'éventualité d'une future collaboration avec les partenaires locaux.

¹ L'observatoire des inondations Dartmouth Flood Observatory (DFO) effectue la télédétection à l'échelle mondiale de la mesure des eaux douces et de leur cartographie « en temps quasi-réel » et enregistre ces informations dans une archive permanente – <http://floodobservatory.colorado.edu/>.

² Le Géoportail Inondation d'UNOSAT fournit un accès gratuit à des données d'inondations obtenues par satellite dans un format vecteur SIG. Le portail comprend des données sur les événements d'inondations survenus depuis 2007 pour lesquels UNOSAT a réalisé des analyses d'images satellitaires – <http://floods.unosat.org/geoportal/catalog/main/home.page>.

³ La plateforme de services de gestion des urgences Copernicus EMS (*Copernicus Emergency Management Service*) permet aux « utilisateurs » de mettre à disposition des signaux satellites après seulement quelques jours ou heures à des fins d'intervention en cas de catastrophe. Les résultats de ces « activations » sont publiés sur Copernicus EMS – <http://emergency.copernicus.eu/mapping/list-of-activations-rapid>.

Tableau 1 : Liste d'épisodes historiques d'inondations ayant eu lieu au Sénégal.

Réf. N°	Localisation détaillée ⁴	Date de début	Date de fin	Zone affectée (km ²)	Source
C2S0001	Ngor, Dakar, Saint-Louis	06/08/2015	01/11/2015	n.d.	BRACED
DFO3971	Dakar, grandes villes de l'intérieur	24/08/2012	29/08/2012	79 242,7	DFO, UNOSAT
DFO3531	Dakar	24/08/2009	26/08/2009	8 510,69	DFO, UNOSAT
DFO3180	Vallée du fleuve Sénégal ; Mauritanie - région du Gorgol (départements de Maghama, de M'Bout, de Kaédi) et d'Assaba (départements de Kankossa et Barkewol) ; Thiès, Louga, Matam, Kaolack, Tamba et Dakar	31/08/2007	20/09/2007	167 997,63	DFO
DFO2729	Zone de Dakar.	20/08/2005	10/09/2005	333,207	DFO
DFO2315	Sénégal - nord du département de Kanel, du centre du département de Nioro, région de Matam. Kaolack, Kaffrine. L'Assaba, le Gorgol, le Brakna et l'Adrar dans le sud-est de la Mauritanie - secteur d'Affolé, Timbedra Gambie - Division de Upper River ; Guinée-Bissau - est du pays : régions de Bafatá et Gabu. Vallée du fleuve Kayanga/Geba	09/08/2003	05/11/2003	78 728,11	DFO
DFO1866	Région de Saint-Louis - départements de : Podor, Dagana, et de Matam. Lougo - départements de : Kébémér, Linguère et Louga.	09/01/2002	12/01/2002	62 705,79	DFO
DFO1008	Zone sud-ouest : Nouakchott	24/09/1995	08/10/1995	47 808,22	DFO

II. Cartographie des épisodes d'inondations historiques

L'identification des épisodes d'inondations historiques et des dates de leur occurrence permet l'utilisation d'une importante bibliothèque de capteurs de satellites d'observation de la terre pour la détection d'inondations. Il y existe un certain nombre de missions satellitaires disponibles pour l'observation de la terre y compris : MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*), Landsat 1 à 8, et, plus récemment, Sentinel-1 (mis en opération fin 2014). Chaque capteur présente des avantages, mais aussi des défis, uniques, mais en général ce sont la fréquence de collecte d'images, la résolution spatiale et la résolution spectrale qui définissent l'utilité de chaque capteur (tableau 2). Les deux satellites MODIS, Terra et Aqua, ont été largement utilisés pour développer un certain nombre d'algorithmes d'inondation (Boschetti, Nutini, Manfron, Brivio et Nelson, 2014 ; Feng *et al.*, 2012 ; Islam,

⁴ Notez que la plupart des descriptions dans la colonne « Localisation détaillée » sont issus tels quels de la base de données de DFO et correspondent généralement aux noms des districts à l'époque de l'inondation en question. Par exemple, Matam est y est indiquée comme étant un département de la région de Saint-Louis pour l'inondation DFO1866 puis comme région pour l'inondation DFO2315 du fait des changements des découpages administratifs ayant eu lieu entre ces deux inondations (plus précisément en février 2002). Pour des questions de cohérence avec le reste du rapport, les noms et découpages retenus pour les subdivisions territoriales sont celles en vigueur au moment du recensement de 2013. Par ailleurs, le fleuve Geba, concerné par l'inondation DFR2315, porte le nom de fleuve Kayanga au Sénégal, Geba étant le nom utilisé en Gambie et en Guinée-Bissau.

Bala et Haque, 2009 ; Xiao *et al.*, 2006) étant donné que la mission produit une couverture mondiale tous les un à deux jours, la rendant idéale pour des interventions rapides en cas d'inondation. Ces capteurs ont cependant une résolution spatiale notoirement faible (250 mètres par pixel, et l'inondation doit couvrir l'ensemble d'un pixel pour être détectée). Les satellites Landsat ont quant à eux une résolution plus élevée (30 mètres par pixel) mais ont une répétitivité de 16 jours, ce qui fait que la coïncidence entre épisodes d'inondations et imagerie est rare. Un certain nombre d'algorithmes de détection d'eau ont néanmoins été mis au point pour les capteurs Landsat, avec quelques applications visant à évaluer l'extension des inondations (Chignell, Anderson, Evangelista, Laituri et Merritt, 2015 ; Donchyts, Schellekens, Winsemius, Eisemann et van de Giesen, 2016 ; Feyisa, Meilby, Fensholt et Proud, 2014 ; Yang *et al.*, 2014). Enfin, Sentinel-1, un radar à synthèse d'ouverture (RSO), est capable de relever le défi habituel de la couverture nuageuse qui obscurcit les zones d'analyse et limite l'utilité aussi bien de Landsat que de MODIS. La technologie de Sentinel-1 est relativement récente, le satellite ayant été lancé à la fin de 2014, ce qui limite la portée historique de cette source de données ; toutefois, l'élaboration d'algorithmes de détection d'inondations a été générée pour des technologies RSO qui sont en général basées sur des satellites privés (Martinis, Twele, Strobl, Kersten et Stein, 2013 ; Martinis, Twele et Voigt, 2009 ; Mason, Giustarini, Garcia-Pintado et Cloke, 2014).

Dans le cadre de l'application à la détection d'inondations, il existe une série de satellites parmi lesquels choisir qui, ensemble, peuvent surmonter les limites respectives de chacun d'entre eux pris individuellement. GEE constitue une plateforme idéale pour construire une base de données historique des inondations qui requiert la fusion de plusieurs sources de données d'imagerie satellite. GEE regroupe l'ensemble des bibliothèques de MODIS, Landsat et Sentinel-1 et offre la puissance de calcul nécessaire à l'intégration de ces produits sur la pile d'imagerie historique. Ce qui suit est une description des méthodes utilisées pour détecter les inondations sur chaque type de capteur satellite et les avantages et inconvénients de chacune d'entre elles.

Tableau 2 : Résumé des capteurs satellitaires disponibles pour l'observation des épisodes d'inondation.

Agence	Nom du capteur	Opérationnel	Résolution spectrale	Résolution spatiale	Extension de l'imagerie	Répétitivité
NASA (National Aeronautics and Space Administration)	Terra – MODIS (<i>Terra Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer</i>)	2000 à nos jours	36 bandes spectrales	250 m (bandes 1-2) 500 m (bandes 3-7) 1 000 m (bandes 8-36)	Mondiale	Quotidienne
NASA	Aqua – MODIS (<i>Aqua Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer</i>)	2002 à nos jours	36 bandes spectrales	250 m (bandes 1-2) 500 m (bandes 3-7) 1 000 m (bandes 8-36)	Mondiale	Quotidienne
NASA	Radiomètre OLI (<i>Operational Land Imager</i>) de Landsat 8	2013 à nos jours	11 bandes spectrales	30 m (bandes 1-7 et 9) 15 m (bande panchromatique) 100 m (bandes TIRS 10-11)	170 km x 185 km	16 jours
NASA	Radiomètre ETM+ (<i>Enhanced Thematic Mapper</i>) de Landsat 7	1999 à nos jours	8 bandes spectrales	30 m (bandes 1-7) 15 m (bande panchromatique)	170 km x 185 km	16 jours
NASA	Scanner TM (<i>Thematic Mapper</i>) de Landsat 5	1984 à 2013	7 bandes spectrales	30 m (bandes 1-5 et 7) 120 m (bande thermique)	172 km x 185 km	16 jours
NASA	Scanner TM (<i>Thematic Mapper</i>) de Landsat 4	1982 à 1993	7 bandes spectrales	30 m (bandes 1-5 et 7) 120 m (bande thermique)	170 km x 185 km	16 jours
ESA (Agence spatiale européenne)	Sentinel-1A/B	Sentinel-1A : 2014 à nos jours Sentinel-1B : 2016 à nos jours	1 radar à ouverture synthétique (RSO)	5 m (mode ondes et mode cartographique de bandes) 20 m x 40 m (mode fauchée de grande largeur)	20 km x 20 km à 3 à 6 jours (à 400 km x 400 km en fonction du mode)	partir d'une constellation de deux satellites)
ESA	Sentinel-2A/B (<i>Multispectral Imager</i>)	MSI Sentinel-1A : 2014 à nos jours Sentinel-1B : 2016 à nos jours	13 bandes spectrales	10 m (spectre visible et infrarouge proche) 10 m (SWIR - infrarouge à ondes courtes) 60 m (correction atmosphérique)	290 km x 300 km	2 à 5 jours (à partir d'une constellation de deux satellites)

III. Méthodes de détection des inondations

Il existe une grande variété d'algorithmes de détection d'eau qui peuvent être appliqués à l'imagerie issue des capteurs de détection d'inondations répertoriés ci-dessus (voir Coltin *et al.* (2016) pour une analyse portant uniquement sur le capteur MODIS). Pour la détection des inondations au Sénégal, les auteurs ont choisi quatre capteurs, MODIS et Landsat 5-8, principalement en raison de leur disponibilité sur la période des inondations historiques enregistrées. MODIS présente également l'avantage de fournir des prises de vues quotidiennes, ce qui augmente la probabilité d'obtenir une vue sans couvert nuageux des épisodes d'inondations. Dans cette analyse, différentes techniques de détection de l'eau ont été utilisées pour les images Landsat et MODIS. Pour MODIS, les auteurs ont utilisé la méthode mise au point par DFO (Dartmouth Flood Observatory) et la plateforme de cartographie des inondations en temps quasi-réel de la NASA (Near Real Time Flood Mapping⁵). En outre, une technique de détection automatique du seuil connue sous le nom de seuillage d'Otsu a été utilisée pour optimiser la sélection pixels de sol / pixels d'eau. Pour Landsat, un indice AWEI (*Automated Water Extraction Index*) récemment mis au point et constituant une amélioration par rapport à d'autres indices de l'eau, a été appliqué aux scènes Landsat disponibles. La section suivante décrit les méthodes utilisées dans le détail.

1. Imagerie MODIS

Les images satellitaires quotidiennes MODIS coïncidant avec les dates des inondations identifiées au Sénégal ont été recueillies à l'aide du catalogue de données de capteurs satellites de GEE. Seulement 7 des 8 événements d'inondation identifiés ci-dessus coïncident avec la disponibilité d'imagerie MODIS (2000 à nos jours). Sur l'ensemble de ces 7 événements, 839 images ont été recueillies et analysées. Parmi les techniques de détection de l'eau disponibles, la méthode utilisée par DFO (Dartmouth Flood Observatory) et la plateforme de cartographie des inondations en temps quasi-réel (Near Real Time Flood Mapping⁶) de la NASA ont été choisies pour une utilisation au Sénégal (Brackenridge, Anderson et Caquard, 2009). Cette méthode permet la détection d'épisodes discrets (spécifiques) d'inondation issus de l'imagerie MODIS quotidienne. En particulier, l'algorithme de DFO permet d'éviter une classification erronée des zones ombrées par des nuages ou des collines comme de l'eau en raison de leurs signatures spectrales similaires. L'algorithme de DFO surmonte ce problème en appliquant des images composites de 2 ou 3 jours qui conservent les éléments stationnaires (l'eau) tout en éliminant les éléments mobiles (les ombres de nuages) entre les images quotidiennes. Les composites sur 2 jours sont en mesure de capturer des épisodes d'inondation transitoires bien que plus de « bruit » soit généralement présent du fait de la coïncidence d'ombres de nuages, ce qui conduit

⁵ LANCE (*Land, Atmosphere Near real-time Capability for EOS*) apporte un support aux utilisateurs de l'application qui souhaitent suivre une grande variété de catastrophes naturelles et de phénomènes anthropiques. Les données et l'imagerie en temps quasi-réel provenant des instruments AIRS, AMSR2, MISR, MLS, MODIS, OMI et VIIRS sont disponibles beaucoup plus rapidement que ne le permet les traitements de routine. La plupart des produits de données sont disponibles dans les 3 heures suivant l'observation satellitaire. L'imagerie en temps quasi-réel est généralement disponible 3 à 5 heures après l'observation. - <https://earthdata.nasa.gov/earth-observation-data/near-real-time>.

⁶ Idem.

à davantage de faux positifs. Les composites sur 3 jours réduisent quant à eux la coïncidence d'ombres de nuages sur différentes prises de vues mais passent à côté d'inondations soudaines ou rapides, au caractère très transitoire, ce qui conduit à plus de faux négatifs. Le choix de composites à 2 ou 3 jours vient avec ce compromis inhérent.

Dans l'ensemble toutefois, cette méthode fournit une approche relativement précise pour l'observation d'épisodes d'inondations. Lors d'une comparaison quantitative entre plusieurs techniques de détection d'inondation, l'algorithme de DFO a été identifié comme ayant un degré relativement élevé de précision et de rappel par rapport à d'autres algorithmes de détection d'eau (Coltin *et al.*, 2016).

2. Imagerie Landsat

Les techniques de détection d'eau utilisent souvent le seuillage radiométrique, principalement les indices NDWI (*Normalized Difference Water Index*) et MNDWI (*Modified Normalized Difference Water Index*) (Gao, 1996 ; Xu, 2006). Feyisa *et al.* (2014) ont présenté un nouvel indice d'eau, AWEI (*Automated Water Extraction Index*), qui corrige plusieurs lacunes d'autres indices d'eau tels que NDWI et MNDWI. En particulier, il a été reconnu que les indices d'eau rencontrent deux difficultés majeures : 1) les résultats obtenus à l'aide de différents indices sont incompatibles entre eux ; 2) les valeurs de seuil appliquées pour distinguer l'eau de l'absence d'eau sont instables et varient en fonction des scènes et du lieu géographique (Ji, Zhang et Wylie, 2009). Ces problèmes sont prononcés dans les classifications avec d'importantes zones de surfaces de faible albédo et la présence d'ombres. Pour faire face à ces questions, Feyisa *et al.* (2014) ont formulé deux équations basées sur les bandes Bleu et Vert de Landsat appelées *nsh* (*non-shadow*, « non-ombre ») et *sh* (*shadow*, « ombre »). $AWEI_{nsh}$ a principalement été conçu pour éliminer les pixels « non-eau », et notamment les zones urbaines construites tandis qu' $AWEI_{sh}$ vise à améliorer encore la précision en supprimant les ombres de nuages. En conséquence, ces équations peuvent être utilisées isolément ou conjointement selon les enjeux spécifiques d'une scène ou d'un emplacement donné pour minimiser les erreurs de classement.

Les algorithmes AWEI développés par Feyisa *et al.* (2014) ont été mis en œuvre partout au Sénégal où les images LANDSAT étaient disponibles. Sur l'ensemble de 8 inondations, 5 épisodes disposaient d'imagerie Landsat pour un total de 266 images qui ont été analysées en utilisant les méthodes de Feyisa décrites ci-dessus. Les équations $AWEI_{sh}$ et $AWEI_{nsh}$ ont été généralisées à l'ensemble des capteurs Landsat, dont les capteurs 4, 5, 7 et 8, pour permettre potentiellement plus de prises de vues lors de chaque épisode d'inondation. Pour restreindre les seuils AWEI aux pixels pertinents, un masque de nuages a été appliqué à l'ensemble des images Landsat disponibles (Zhu et Woodcock, 2012).

3. Seuillage automatique

Un problème courant avec la technique de seuils appliquée à la détection d'eau est de déterminer le seuil approprié pour chaque image satellite utilisée. Il est bien connu que la réflectance spectrale de la terre et de l'eau (voir les histogrammes terre-eau de la figure 1 par exemple) varie d'une région à l'autre et même entre différentes images des mêmes endroits du fait de l'évolution de variables environnementales telles que la profondeur et la turbidité de l'eau,

sa composition chimique et l'aspect de sa surface. À titre d'exemple concret, il a été déterminé que les seuils optimaux de MNDWI pour les images Landsat 8 sur l'ensemble de la région du bassin Murray-Darling en Australie étaient compris entre -0,20 et 0,40 (Donchyts, Schellekens *et al.*, 2016).

La méthode de détection des inondations de DFO décrite ci-dessus utilise trois seuils pour identifier les pixels d'eau au sein d'une image y compris : un ratio des bandes PIR et Rouge (ratio PIR/Rouge) et un seuil de la bande SWIR avec des valeurs standards de 0,70, 2027 et 675, respectivement. En utilisant ces seuils standards pour cette analyse, plusieurs erreurs de classification se sont produites sur l'étendue du Sénégal, soulignant le besoin d'apporter des ajustements à ces seuils (figure 1).

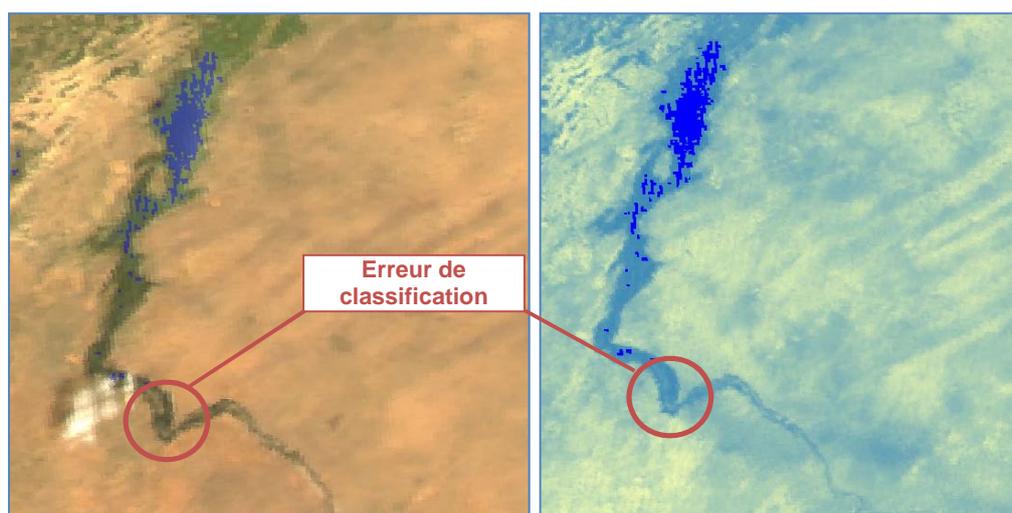


Figure 1 : Les zones de détection de l'eau où les valeurs de seuil standard de l'algorithme de classification de DFO ont classé de manière erronée des étendues d'eau comme étant des sols. (À gauche : le lac de Guiers dans le spectre visible ; à droite : le lac de Guiers en infrarouge proche PIR – SWIR en anglais).

Pour déterminer les seuils optimaux pour distinguer la terre de l'eau, une technique connue sous le nom de seuillage d'Otsu a été utilisée (Otsu, 1975). En bref, le seuil d'Otsu détermine la variance inter-classe au sein d'un histogramme terre/eau pour trouver le seuil de la plus grande variance inter-classe. La variance inter-classe maximum indique le seuil optimal pour la détection d'eau par rapport à de la terre. Pour déterminer la variance inter-classe la plus élevée et donc le seuil optimal, différents seuils ont été testés d'une façon progressive (environ 100 seuils) afin de déterminer le lieu de la variance inter-classe maximale. Le seuillage d'Otsu est connu pour fonctionner au mieux quand la classe d'eau représente une partie importante des pixels dans l'histogramme et qu'ils ne sont pas obscurcis par des nuages. Cette technique a été employée avec succès dans plusieurs études, y compris dans la détection de cours d'eau dans le bassin Murray-Darling en Australie à l'aide de Landsat-8 (Donchyts, Schellekens, *et al.*, 2016), la délimitation du fleuve Brahmapoutre en Inde en utilisant Landsat-5 (Yang *et al.*, 2014), et la détection d'eaux de surface dans le bassin du fleuve Yang-Tsé en Chine (Li *et al.*, 2013).

Pour cette évaluation du Sénégal, les bandes d'assurance de la qualité internes de MODIS ont été utilisées pour identifier l'image la moins nuageuse et retirer les pixels nuageux, et une gamme de valeurs de seuil a été testée. Une zone tampon autour d'un masque d'eau permanent, fournie par un jeu de données dressant la topographie du couvert forestier au 21^e siècle par Hansen *et al.* (Hansen *et al.*, 2013) a été utilisée pour assurer une forte proportion de pixels d'eau dans la zone d'échantillonnage. Les histogrammes résultants ont été utilisés pour déterminer le seuil optimal à l'aide de méthodes présentées par Otsu (1975).

4. Données UNOSAT

Les données spatiales d'UNOSAT sur l'extension des inondations ont été utilisées pour dresser une comparaison avec d'autres ensembles de données afin de mieux comprendre les inondations au Sénégal et mettre en évidence les avantages des données RSO. Le Géoportail Inondations d'UNOSAT énumère plusieurs épisodes d'inondation pour le Sénégal et, dans un cas, comporte également des données spatiales sur l'extension de l'inondation. En l'occurrence, il s'agit d'une photographie prise par le capteur Radarsat-2 de l'Agence spatiale canadienne le 5 septembre 2012 et qui a été analysée pour déterminer l'extension d'une inondation dans les environs du delta de Saloum aux alentours de la ville de Kaolack et des régions de Kaolack et de Fatick. La méthodologie employée pour cette détection d'inondations n'a pas été rendue publiquement disponible et ne peut donc être comparée à d'autres méthodologies. Cet ensemble de données fournit toutefois un aperçu des avantages des données RSO pendant les saisons de forte couverture nuageuse et ciblant spécifiquement les régions touchées par de graves inondations.

IV. Résultats de détection des inondations

1. La mise en œuvre de l'algorithme de DFO

En général, l'algorithme de DFO a identifié des inondations dans les zones humides deltaïques et les zones de faible altitude aux alentours de fleuves et de rivières. Dans des grandes villes comme Dakar, Saint-Louis ou Kaolack, l'algorithme de DFO n'a pas été en mesure de détecter des inondations qui avaient été signalées par ailleurs. L'absence de détection dans les zones urbaines peut s'expliquer par des pixels « mixtes » où la réponse spectrale est issue d'un mélange de plusieurs utilisations des sols, et notamment de surfaces imperméables, de végétation et d'eau dans un même pixel de 250 m². Réciproquement, dans les zones rurales et les zones humides, où les zones inondées occupent de vastes milieux naturels plutôt que des sites plus modestes dans des milieux urbains, cet effet est moins prononcé. La figure 2 ci-dessous montre les résultats de l'algorithme de détection d'inondations de DFO en milieu urbain (Saint-Louis) et rural (Ziguinchor) en illustrant le nombre de fois qu'une zone ou pixel a été caractérisé comme inondé lors des épisodes d'inondations enregistrés. Cette carte met en évidence des zones qui sont régulièrement inondées lors d'épisodes de fortes précipitations.

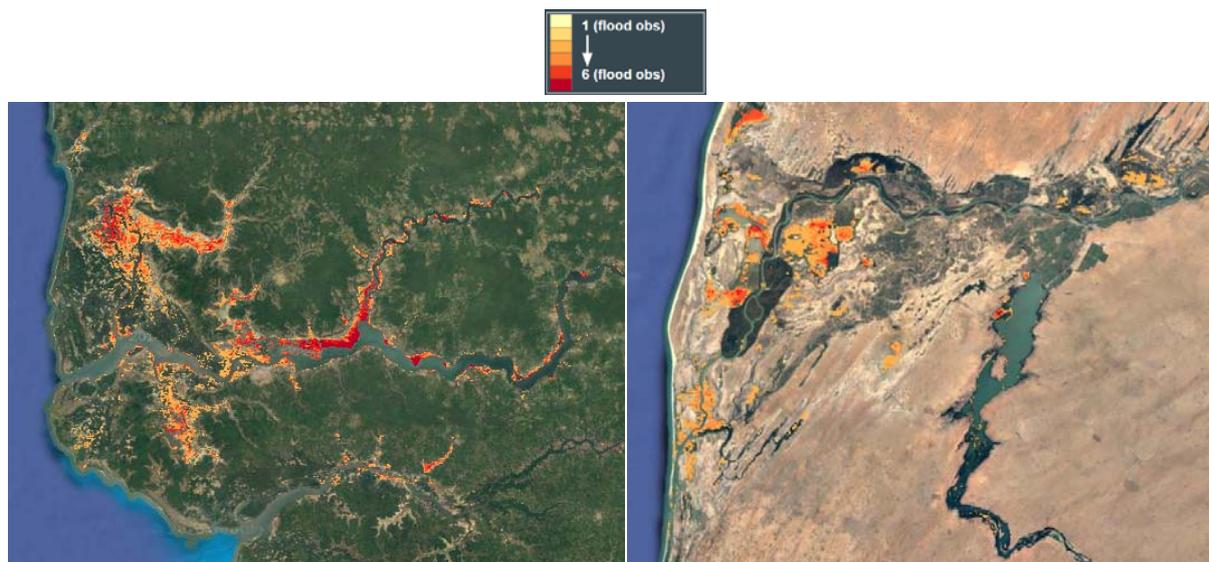


Figure 2 : Nombre de fois qu'une zone (pixel) a été inondée entre 2003 et 2015 au Sénégal en utilisant l'algorithme de DFO (à gauche : Ziguinchor, Sénégal ; à droite : Saint-Louis, Sénégal et fleuve Sénégal).

Des méthodes pour améliorer l'algorithme de DFO ont également été explorées en raison des erreurs de classification observables entre eau et sol lors de l'utilisation de seuils standards. Plus précisément, les auteurs ont appliqué une technique de seuillage Otsu qui sélectionne automatiquement un seuil optimal en fonction de la variance inter-classe entre la réflectance des sols et de l'eau. Les résultats obtenus confirment la nécessité de mise en œuvre de seuils d'Otsu étant donné que les plages de valeurs du ratio PIR/Rouge et du seuil SWIR étaient respectivement de 0,49 – 0,85 et de 290 – 885. Bien que les plages de valeurs du ratio PIR/Rouge et du seuil SWIR ont été regroupées autour des valeurs par défaut standards de DFO de 0,70 et de 675, respectivement, ces plages indiquent que des améliorations dans la détection d'inondation peuvent être obtenues par la mise à jour des valeurs seuils retenues. Ceci peut s'expliquer par les variations dans les artefacts d'image tels que la brume, l'évolution de la phénologie de la végétation ou de la turbidité de l'eau au sein d'une scène donnée. Les figures 3 et 4 montrent les résultats du seuillage d'Otsu sur les différents épisodes d'inondation testés et pour le ratio PIR/Rouge et les bandes SWIR.

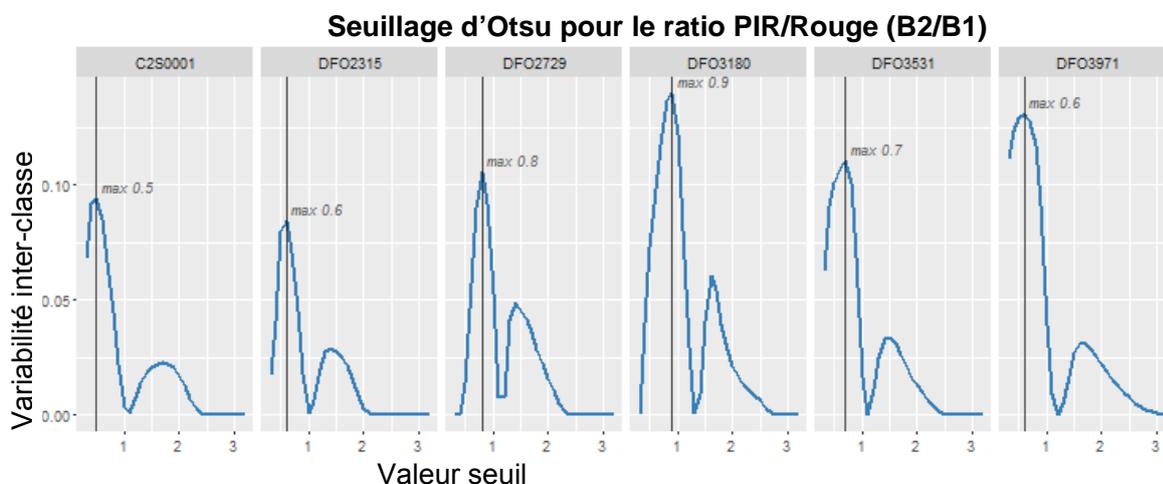


Figure 3 : Résultats de seuillage d'Otsu pour le ratio PIR/Rouge.

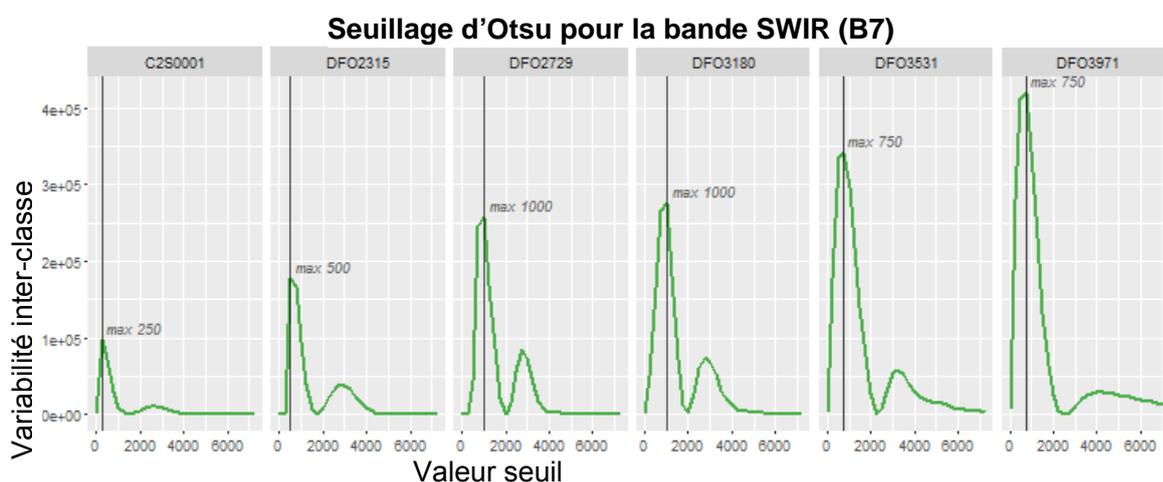
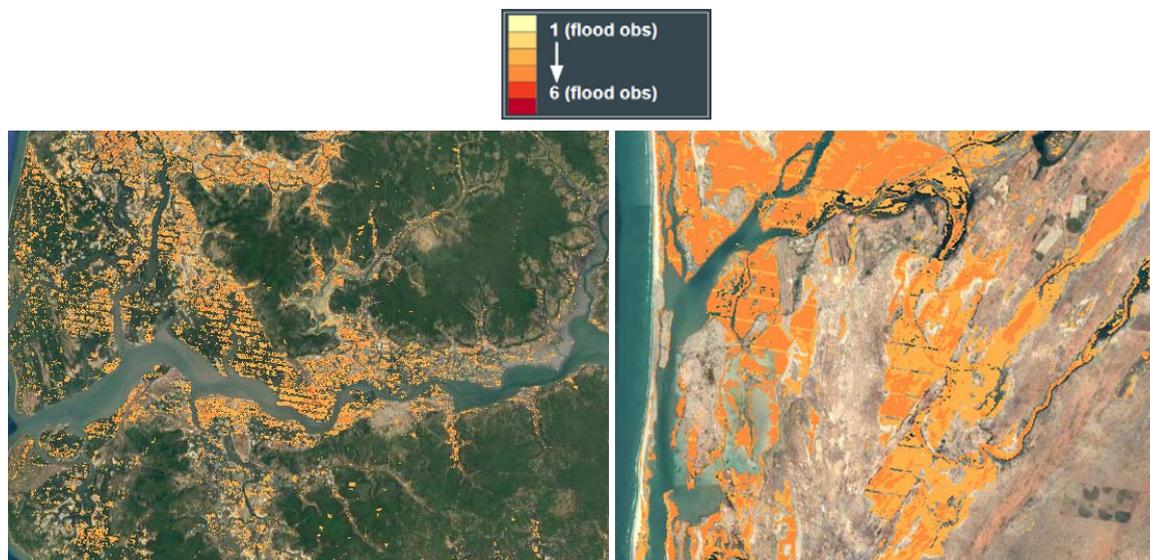


Figure 4 : Résultats de seuillage d'Otsu sur la bande SWIR.

2. Mise en œuvre de l'algorithme de Feyisa

Un algorithme de détection d'inondation a également été préparé pour Landsat dans le but d'améliorer la détection des inondations dans les zones urbaines. Un indice AWEI (*Automated Water Extraction Index*) présenté par Feyisa *et al.* (2014) a été mis en œuvre sur les imageries Landsat 4 à 8 coïncidant avec des épisodes d'inondation. Les résultats de cette approche qui a amélioré les capacités de détection à Saint-Louis, au Sénégal, par rapport à l'algorithme de DFO peuvent être appréciés sur la figure 5. À partir de ces images, des inondations ont été observées dans certaines sections du sud-est de Saint-Louis (figure 5, à droite) ainsi que dans les zones humides deltaïques situées dans les régions rurales (figure 5, à gauche).

Figure 5 : Nombre de fois qu'une zone (pixel) a été inondée entre 2003 et 2015 au Sénégal en utilisant l'algorithme de Feyisa (à gauche : Ziguinchor, Sénégal ; à droite : Saint-Louis et fleuve Sénégal).



Il est important de noter que, contrairement à l'algorithme de DFO, de plus petites parties du territoire sénégalais sont observables pendant les épisodes d'inondation. Par rapport à l'algorithme de DFO, seuls 3 des 6 épisodes d'inondation inventoriés disposaient d'images auxquelles appliquer la méthode de détection d'inondation de Feyisa, ce qui limite l'utilité temporelle de cette méthode. En outre, Landsat 7, qui couvre une période conséquente de 1999 à aujourd'hui, est d'une utilité marginale parce que l'instrument ETM+ ne produit plus que des données dégradées depuis une défaillance intervenue en 2003 (voir figure 5). En conséquence, la couverture des données Landsat est compromise mais, en revanche, il est possible d'obtenir plus de détails dans les zones urbaines.

V. Historique d'inondations au Sénégal

L'extension spatiale de chaque épisode d'inondation a été calculée pour chaque département au Sénégal pour mettre en évidence les zones ayant le plus d'inondations persistantes (tableau 3). Il s'avère que les inondations les plus étendues se produisent dans les départements à dominante rurale, ce qui est cohérent avec nos observations précédentes, concernant le fait que les zones rurales connaissent d'importantes crues dans les zones humides deltaïques. D'après nos résultats, l'inondation la plus importante en termes d'extension a été occasionnée par des précipitations en août et septembre 2007 (DFO 3180), touchant entre 1 213 et 2 320 km², selon la méthode de détection d'inondations utilisée. Ces résultats en termes d'identification des épisodes d'inondation de plus grande ampleur correspondent à ceux du catalogue de DFO même si les chiffres des superficies diffèrent, ce dernier faisant état de 167 997 km² affectés par les inondations d'août-septembre 2007. L'estimation de DFO correspond quasiment à la totalité de la superficie du Sénégal, probablement parce qu'elle est calculée au-delà des frontières strictes du pays sur la base des frontières des départements ou des bassins versants touchés, ou les deux à la fois.

En fonction de la méthode de détection des inondations utilisée, l'on trouve des estimations différentes de la superficie affectée, ce qui souligne la nécessité d'utiliser plusieurs capteurs et

2a. Le risque biophysique : construction d'une base de données historique des inondations au Sénégal

observations quand cela s'avère possible. En général, la méthode de Feyisa projette systématiquement des zones inondées plus vastes que la méthode de détection des inondations de DFO, même dans les zones rurales où l'algorithme de DFO est considéré comme ayant la meilleure performance. La plus grande résolution des images Landsat fournit une plus grande sensibilité aux pixels inondés, bien que le nombre d'observations dans le temps soit limité par le fait que seulement 3 des 6 inondations inventoriées disposaient d'imagerie Landsat.

Table 3 : Récapitulatif des zones inondées (km²) détectées par la méthode de DFO et la méthode de Feyisa dans chaque département.

Department	DFO2315 9-Aug-03		DFO2729 20-Aug-05		DFO3180 31-Aug-07		DFO3531 24-Aug-09		DFO3971 24-Aug-12		C2S0001 6-Aug-15		Total -	
	DFO	Feyisa	DFO	Feyisa	DFO	Feyisa	DFO	Feyisa	DFO	Feyisa	DFO	Feyisa	DFO	Feyisa
Bignona	235.5	354.0	300.6	N/A	333.5	213.4	67.8	N/A	2.2	0.0	90.4	N/A	939.7	567.4
Fatick	100.3	131.3	98.1	N/A	200.1	127.2	45.0	N/A	9.3	0.0	17.1	N/A	452.7	258.6
Matam	266.7	748.3	35.0	N/A	146.2	513.3	0.0	N/A	0.3	0.2	0.6	N/A	448.3	1261.8
Dagana	90.9	415.7	25.3	N/A	141.6	334.9	1.7	N/A	1.7	0.0	3.0	N/A	261.1	750.8
Sedhiou	39.9	26.1	49.2	N/A	71.8	0.1	16.3	N/A	2.2	0.0	15.8	N/A	179.5	26.2
Podor	122.3	825.8	1.9	N/A	56.3	633.1	0.0	N/A	0.9	0.0	2.2	N/A	181.3	1458.9
Oussouye	29.3	36.1	45.1	N/A	56.4	51.9	0.0	N/A	0.0	0.0	5.0	N/A	130.9	88.0
Foundiougne	18.7	360.6	13.7	N/A	67.0	258.1	9.5	N/A	1.7	0.0	0.8	N/A	110.6	618.8
Ziguinchor	23.8	42.5	34.3	N/A	43.7	42.4	1.6	N/A	0.0	0.0	4.5	N/A	103.3	84.9
Kaolack	20.1	33.3	17.3	N/A	46.6	14.1	5.1	N/A	3.2	2.5	8.0	N/A	92.2	49.8
Nioro-Du-Rip	7.4	3.9	6.7	N/A	2.4	0.8	1.2	N/A	4.9	0.6	6.7	N/A	22.7	5.3
Velingara	10.0	25.1	1.9	N/A	10.6	0.0	0.2	N/A	0.3	0.0	3.4	N/A	23.0	25.1
Mbour	1.0	22.9	7.8	N/A	8.7	16.2	2.7	N/A	0.1	0.0	0.1	N/A	20.2	39.1
Bakel	5.0	48.2	0.0	N/A	9.5	33.7	0.0	N/A	0.0	0.0	0.0	N/A	14.5	81.9
Kolda	1.0	4.3	0.0	N/A	7.6	0.0	0.1	N/A	0.5	0.0	3.0	N/A	9.1	4.4
Tambacounda	9.2	36.9	0.0	N/A	1.4	54.3	0.0	N/A	0.0	0.1	0.2	N/A	10.6	91.3
Louga	1.7	26.7	0.8	N/A	4.8	2.7	0.0	N/A	0.0	0.0	0.0	N/A	7.3	29.4
Dakar	1.0	0.4	1.1	N/A	1.7	3.3	0.4	N/A	0.1	0.0	0.0	N/A	4.2	3.7
Gossas	1.1	4.3	0.2	N/A	1.6	4.9	0.3	N/A	0.5	2.4	0.0	N/A	3.5	11.6
Tivaouane	0.1	1.2	0.0	N/A	1.7	3.4	0.0	N/A	0.0	0.0	0.4	N/A	1.8	4.6
Rufisque-Bargny	0.1	0.7	0.0	N/A	0.2	5.7	0.0	N/A	0.0	0.0	0.0	N/A	0.2	6.4
Thies	0.0	0.3	0.0	N/A	0.1	0.4	0.0	N/A	0.0	0.0	0.0	N/A	0.1	0.7
Pikine	0.0	0.3	0.0	N/A	0.1	3.8	0.0	N/A	0.0	0.0	0.0	N/A	0.1	4.1
Bambey	0.0	0.0	0.0	N/A	0.0	0.0	0.0	N/A	0.0	0.0	0.0	N/A	0.0	0.0
Diourbel	0.0	0.0	0.0	N/A	0.0	0.0	0.0	N/A	0.0	0.0	0.0	N/A	0.0	0.1
Kebemer	0.0	0.1	0.0	N/A	0.0	0.0	0.0	N/A	0.0	0.0	0.0	N/A	0.0	0.1
Kedougou	0.0	1.1	0.0	N/A	0.0	0.1	0.0	N/A	0.0	0.0	0.0	N/A	0.0	1.2
Kaffrine	0.0	1.0	0.0	N/A	0.0	0.2	0.0	N/A	0.0	2.5	0.0	N/A	0.0	3.7
Linguere	0.0	2.4	0.0	N/A	0.0	2.3	0.0	N/A	0.0	0.9	0.0	N/A	0.0	5.5
Mbacke	0.0	0.0	0.0	N/A	0.0	0.0	0.0	N/A	0.0	1.1	0.0	N/A	0.0	1.1
Total	985	3,153	639	N/A	1,213	2,320	152	N/A	28	10	161	N/A	3,017	5,484

La superficie inondée est une mesure de la gravité des inondations, mais de façon plus importante, il s'agit d'une façon de comprendre l'impact des inondations. Avec les nouvelles avancées en matière d'estimation de la population et des niveaux de pauvreté à l'aide de techniques d'apprentissage automatique et de données issues de la télédétection (Jean *et al.*, 2016 ; Stevens, Gaughan, Linard et Tatem, 2015), il est possible de quantifier démographiquement les zones touchées. Cela a été fait à l'aide d'un jeu de données sur la densité de population disponible pour le Sénégal fourni par World Pop. Le tableau 4 en résume les résultats.

2a. Le risque biophysique : construction d'une base de données historique des inondations au Sénégal

Department	DFO2315 9-Aug-03		DFO2729 20-Aug-05		DFO3180 31-Aug-07		DFO3531 24-Aug-09		DFO3971 24-Aug-12		C2S0001 6-Aug-15	
	DFO	Feyisa	DFO	Feyisa	DFO	Feyisa	DFO	Feyisa	DFO	Feyisa	DFO	Feyisa
Dagana	97	56928	9601	N/A	872	45187	24491	N/A	123	0	33	N/A
Matam	18	53296	14969	N/A	1421	33449	8470	N/A	0	0	16	N/A
Podor	210	46329	6141	N/A	106	34367	2541	N/A	0	0	63	N/A
Foundiougne	25	22263	845	N/A	716	15829	3032	N/A	423	0	81	N/A
Pikine	0	595	0	N/A	0	29705	52	N/A	0	0	0	N/A
Bignona	3409	13755	8010	N/A	10801	7853	11785	N/A	2446	0	99	N/A
Dakar	0	1093	0	N/A	0	16060	0	N/A	0	0	2496	N/A
Ziguinchor	529	11001	2956	N/A	3614	5454	3930	N/A	375	0	0	N/A
Rufisque-Bargny	0	458	0	N/A	0	15938	12	N/A	0	0	0	N/A
Mbour	0	8719	68	N/A	1458	6022	1323	N/A	267	0	0	N/A
Fatick	320	7332	2676	N/A	3214	6862	6500	N/A	1462	0	259	N/A
Kaolack	534	5809	1867	N/A	6814	5099	10320	N/A	322	850	832	N/A
Bakel	0	4558	450	N/A	0	1361	1166	N/A	0	0	0	N/A
Mbacke	0	2	0	N/A	0	3	0	N/A	0	3298	0	N/A
Sedhiou	835	2683	2465	N/A	3034	1	4751	N/A	984	0	104	N/A
Oussouye	273	915	0	N/A	2121	1661	2437	N/A	0	0	0	N/A
Gossas	0	876	462	N/A	76	1333	475	N/A	53	251	167	N/A
Tambacounda	1	754	166	N/A	0	1265	4	N/A	0	13	0	N/A
Velingara	185	1007	455	N/A	96	0	528	N/A	9	0	19	N/A
Nioro-Du-Rip	395	458	443	N/A	384	98	122	N/A	60	58	299	N/A
Louga	0	288	23	N/A	7	21	47	N/A	0	0	0	N/A
Thies	0	124	0	N/A	0	169	18	N/A	0	0	0	N/A
Tivaouane	16	88	2	N/A	0	180	69	N/A	0	0	0	N/A
Kolda	112	232	61	N/A	0	0	283	N/A	2	0	10	N/A
Kaffrine	0	49	0	N/A	0	11	0	N/A	0	146	0	N/A
Linguere	0	47	0	N/A	0	24	0	N/A	0	10	0	N/A
Diourbel	0	11	0	N/A	0	29	0	N/A	0	0	0	N/A
Kedougou	0	7	0	N/A	0	1	0	N/A	0	0	0	N/A
Bambey	0	2	0	N/A	0	1	0	N/A	0	0	0	N/A
Kebemer	0	1	0	N/A	0	0	0	N/A	0	1	0	N/A
Total	6958	239679	51662	N/A	34733	227982	82357	N/A	6526	4627	4475	N/A

Tableau 4 : Récapitulatif des populations dans des zones inondées déterminées par deux méthodes de détection d'inondations différentes (DFO et Feyisa) et les données World Pop.

Les estimations de population dans les zones inondées dans le tableau 4 diffèrent considérablement en fonction de la méthode de détection d'inondation, encore plus que les estimations de la superficie des zones inondées. La méthode de Feyisa, dans 2 cas sur 3 détections d'inondation disponibles, surestime grandement la population touchée par rapport à l'algorithme de DFO. Dans le cas des inondations de 2003 et de 2007, les estimations de la méthode Feyisa sont plusieurs fois supérieures. Ces différences peuvent s'expliquer, une fois encore, par le fait que la méthode de Feyisa est capable de détecter une inondation qui se produit dans des zones urbaines, où la population est beaucoup plus importante, alors que les méthodes utilisées par DFO fonctionnent mieux dans des zones rurales ou des zones humides deltaïques, peu peuplées. Étant donné que la population est inégalement répartie à travers le Sénégal et les milieux ruraux/urbains, la méthode de Feyisa surestime considérablement les prédictions par rapport à la méthode de DFO, ce qui met en valeur son utilité dès lors qu'il s'agit d'inondations en contexte urbain. Bien sûr, là où aucune imagerie Landsat n'est disponible, la méthode de DFO fournit toujours des estimations concernant les inondations, quoique probablement largement sous-estimées.

VI. Limites

Plusieurs limites de l'analyse des données fournies ci-dessus devraient être notées pour mettre en évidence les carences de cette approche. Pour commencer par le point le plus important, nos estimations de l'étendue géographique des inondations et donc des populations affectées ne couvrent pas la totalité des épisodes d'inondation au Sénégal. Notre exercice d'inventaire des épisodes d'inondation s'est fait sur la base des informations publiquement disponibles ; il est donc probable qu'il y ait eu d'autres épisodes que ceux que nous avons mis en évidence. De plus, nos observations des inondations sont limitées par les imageries disponibles et utilisables (c'est-à-dire sans nuages), ce qui est rare lors d'épisodes pluvieux majeurs. Enfin, les estimations des zones inondées ne sont pas certaines et manquent de données de validation, ce qui constitue toujours un défi pour les inondations éphémères. Ces différentes limites bornent l'utilité de nos cartes d'inondation là où des épisodes d'inondations de gravité potentiellement élevée n'auraient pas été observés alors qu'ils mériteraient la même attention. L'utilisation de ces cartes d'inondations s'applique de préférence à des modélisations additionnelles lorsque lorsqu'il est possible de communiquer les zones inondables validées/effectives et incertaines/potentielles.

2b. Risque biophysique : l'hydrologie basée sur les données avec apprentissage automatique

De nouvelles méthodes basées sur les données offrent la promesse de surmonter les limites de la modélisation conventionnelle des inondations et que nous serons en mesure de pronostiquer les inondations plus rapidement et de manière plus dynamique dans de nouveaux territoires pour lesquels les données sont lacunaires. Ce chapitre décrit les méthodes d'exploration utilisées pour développer un modèle de prévision des inondations avec apprentissage automatique dans le cas du Sénégal et fournit une estimation préliminaire des zones les plus vulnérables aux inondations dans les bassins versants qui sont les plus susceptibles d'être exposés à ces événements extrêmes. En s'appuyant sur la base de données d'inondations décrite dans le chapitre précédent, la recherche présentée ici a deux objectifs correspondants : 1) comprendre les méthodes, les avantages et les limites actuelles de l'application de nouveaux outils de données au cas du Sénégal, et 2) développer les techniques permettant d'optimiser les paramètres de l'algorithme d'apprentissage automatique sur différents gradients écologiques et climatologiques.

Ces résultats montrent que les algorithmes d'apprentissage automatique ont le potentiel d'être en mesure de reproduire les inondations historiques de référence telles que détectées par la télédétection, en particulier à l'aide de la technique des forêts d'arbres décisionnels sur les inondations détectées avec les satellites MODIS (avec une précision de 97 %). La région de Saint-Louis a été le principal terrain d'essai pour la personnalisation de l'algorithme : les auteurs y ont conçu et évalué quatre approches d'apprentissage automatique sur 11 déterminants des inondations. En appliquant l'outil à cinq autres bassins hydrologiques, qui ont été sélectionnés en consultation avec l'Agence Française de Développement et qui couvrent 34 % du pays, les auteurs estiment qu'il existe une plaine d'inondation alluviale de 5 596 km² dont 30 %, soit 1 641 km², est considérée comme étant à haut risque, ce qui signifie que le modèle a vérifié des inondations dans 100 % des essais. Plus de 97 000 personnes pourraient être exposées à un risque élevé d'inondation d'après l'analyse effectuée à l'aide des ensembles de données maillées de WorldPop.

Pour décrire cette recherche et ses promesses en termes d'évaluation de la vulnérabilité physique au Sénégal, le présent chapitre, commence par fournir de l'information contextuelle sur les stratégies traditionnelles et nouvelles de modélisation des inondations (Section 2b.1). Les auteurs décrivent les méthodes utilisées pour élaborer un modèle d'apprentissage automatique pour le Sénégal et ses résultats (sections 2b.2 et 2b.3). Dans les deux dernières sections, les auteurs abordent les limites et les perspectives de recherche et fournissent des conseils sur l'utilisation de la science développée pour le rapport comme un outil d'analyse future de la vulnérabilité au Sénégal.

I. Introduction

L'apprentissage automatique, défini comme des stratégies de programmation avancées qui équipent les ordinateurs d'une faculté d'apprentissage intervenant sans programmation explicite préalable, constitue un nouvel outil de pointe qui est de plus en plus utilisé pour analyser les phénomènes d'inondation. L'application de ces outils aux bassins des cours d'eau

internationaux permet aux hydrologues et aux programmeurs de surmonter les limites actuelles de la compréhension des dynamiques fluviales et de mieux prévoir les inondations et la vulnérabilité. Cependant, étant donné que l'approche des inondations basée sur les données qui est élaborée dans le cadre de ce rapport est nouvelle, ses résultats ne sont pas encore intégralement testés.

Traditionnellement, la modélisation des inondations à grande échelle des bassins des cours d'eau internationaux s'est appuyée sur des modèles physiques des phénomènes d'inondations avec des équations décrivant le mouvement physique de l'eau.

Ces modèles sont généralement coûteux à construire, requièrent une expertise considérable pour les calibrer et peuvent prendre des jours de temps de calcul pour générer un seul ensemble de résultats. Par ailleurs, les résultats des modèles ne représentent qu'un instantané du risque d'inondation parce que les paramètres utilisés dans le modèle concernent des périodes déterminées (précipitations, utilisation des sols, population). Une telle approche statique peut rapidement rendre non pertinents les résultats des modèles traditionnels, tout particulièrement dans les zones à fort développement.

En réponse, de nombreux experts militent en faveur d'approches plus simples sur l'utilisation des satellites, même au prix d'une perte significative de précision, afin de répondre au besoin urgent de données hydrologiques concernant les bassins versants des cours d'eau internationaux (Hossain, Katiyar, Hong et Wolf, 2007). Les algorithmes d'apprentissage automatique et de télédétection sont de plus en plus utilisés en remplacement de méthodes basées sur des processus pour faire progresser le domaine de la prévision des risques en produisant des cartes d'inondation plus économiques et surtout rapidement (Naghbi et Pourghasemi, 2015 ; Rasouli, Hsieh et Cannon, 2012 ; Solomatine et Xue, 2004). Parmi les premières applications de l'apprentissage automatique dans le domaine de l'hydrologie l'on compte l'utilisation des réseaux de neurones et les machines à vecteurs de support pour prédire l'étendue géographique des inondations (Han, L et N, 2007 ; Liong et Sivapragasam, 2002) et les débits de ruissellement des eaux pluviales (Campolo, Andreussi et Soldati, 1999 ; Lin, Cheng et Chau, 2006). Cette étude, et d'autres encore (Hong, 2008 ; Pradhan, 2010 ; Tehrany, Pradhan et Jebur, 2013 ; D. Wang *et al.*, 2013), ont montré que les algorithmes pourraient s'avérer utiles pour modéliser les événements extrêmes. Cette étude, qui applique l'apprentissage automatique pour générer des prévisions d'inondations au Sénégal, teste cette méthode innovante et présente un fort potentiel pour transformer la façon dont la modélisation des inondations à l'échelle planétaire est réalisée.

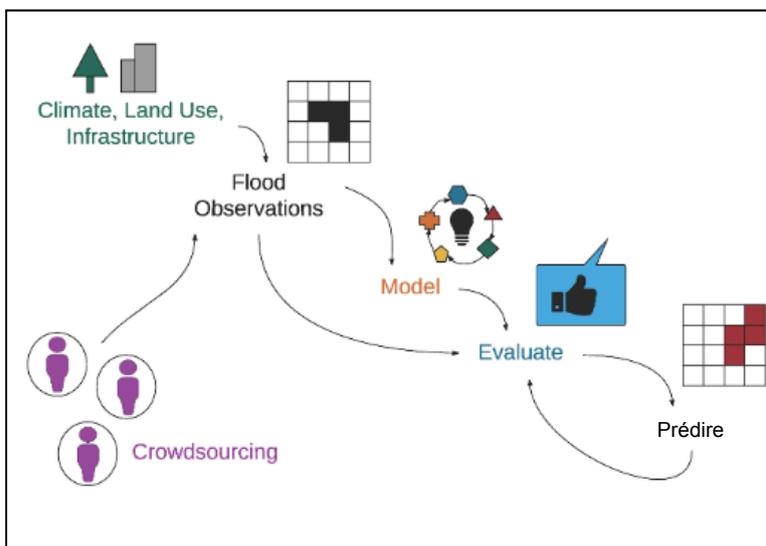


Figure 6: Modélisation conceptuelle du workflow pour la prévision des zones d'inondation

II. Méthodes

1. Zones d'étude

Trois vallées fluviales (des fleuves Sénégal, Saloum et Casamance) et la zone de Dakar ont été identifiées comme candidates pour la modélisation en raison de la disponibilité de données d'apprentissage et sur la base de retours de la part d'agents de l'Agence Française de Développement. Le travail sur l'apprentissage approfondi du modèle et sa validation ont été menés le long de la vallée du fleuve Sénégal dans la région de Saint-Louis, au nord-ouest du Sénégal. La région a été choisie comme prototype principal en raison de sa forte population, de son histoire relative aux inondations et de la solide bibliothèque de données d'apprentissage. Les inondations sont considérées comme constituant le plus grand danger sur le continuum de risques dans ce domaine (Pelling et Wisner, 2012). En plus de cette étude en profondeur, des modélisations moins abouties ont été réalisées dans une autre section de la vallée fluviale du fleuve Sénégal, dans les vallées fluviales des fleuves Saloum et Casamance et dans le pourtour de Dakar.

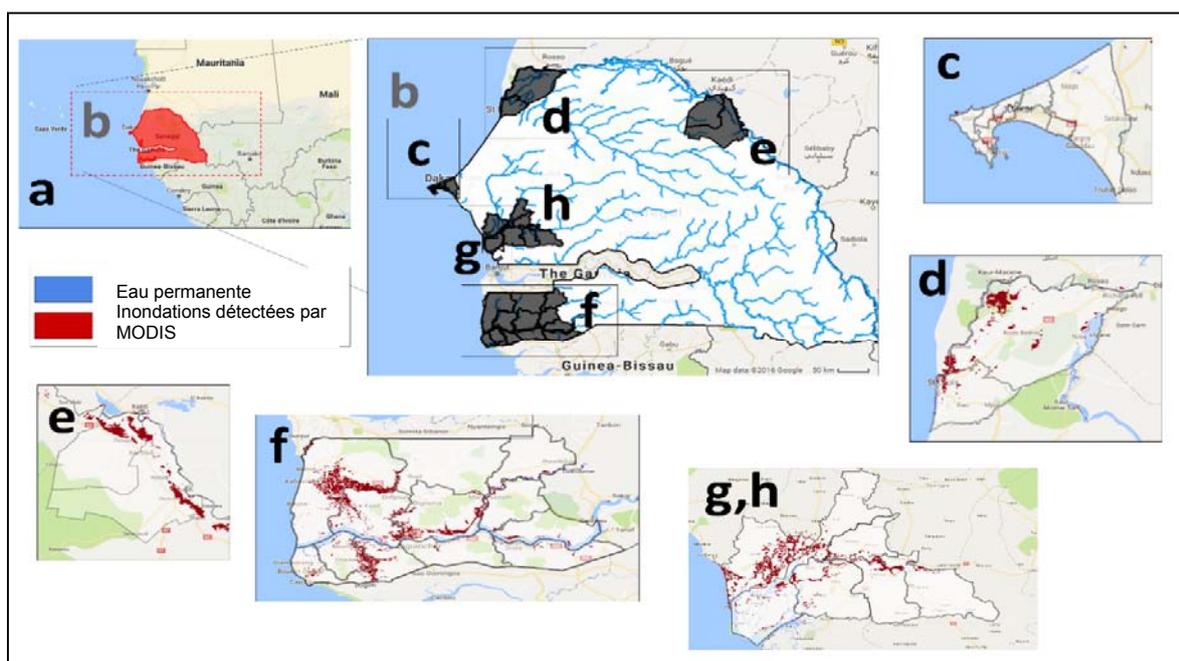


Figure 7 : Cartes du Sénégal (a) montrant les zones d'étude (b) choisies pour le modèle d'apprentissage automatique.

Des inondations ont été projetées dans le pourtour de Dakar (c) ; dans la vallée du fleuve Sénégal pour les arrondissements sélectionnés des régions de Saint-Louis (d) et (e) de Matam ; dans la vallée du fleuve Casamance pour certains arrondissements de la région de Ziguinchor et Sédiou (f) ; et dans la vallée du fleuve Saloum pour certains arrondissements des régions de Kaolack (g) et de Fatick (h). Les pixels rouges indiquent les zones d'inondations détectées par MODIS qui sont utilisées comme données d'apprentissage pour le modèle d'apprentissage automatique.

Ces secteurs d'étude couvrent 32 arrondissements différents dans les régions administratives suivantes : Saint-Louis, Matam, Fatick, Kaolack, Dakar, Sédhiou et Ziguinchor, comme illustré dans la figure 7. La liste complète des arrondissements est donnée dans le tableau A2.

2. Déterminants des inondations

Les déterminants des inondations décrivent les conditions environnementales contribuant au risque physique d'inondations dans un bassin hydrologique donné. Même s'il n'y a que de rares données à l'échelle locale, des efforts novateurs visant à générer des couches mondiales pour un grand nombre de ces variables sont susceptibles de prouver leur utilité. Pour cette étude, les déterminants des inondations (Tableau A1) ont été sélectionnés sur la base d'une revue de la littérature de modèles d'inondations à la fois traditionnels et statistiques (Tehrany *et al.*, 2013 ; Z. Wang *et al.*, 2015). Quel que soit le déterminant, son importance devrait varier en fonction des types de paysage. Les déterminants ont été limités aux seuls ensembles de données en open source afin d'assurer que le modèle pourrait être reproduit facilement par toute personne ayant accès à Internet.

Au total dix déterminants d'inondations ont été choisis : la pente, le modèle numérique de terrain (MNT), la courbure, le SPI (*stream power index*), le TWI (*topographic wetness index* – indice topographique d'humidité), la surface imperméable, l'indice différentiel de végétation normalisé (NDVI), les précipitations, le HAND (*height above nearest drainage*) et la distance en ligne droite au cours d'eau le plus proche. Toutes les variables ont été échantillonnées à une résolution de 30 m et des détails des métadonnées pour chaque jeu de données figurent dans le tableau A1.

3. Élaboration du modèle

Les algorithmes d'apprentissage automatique se basent sur des données d'apprentissage ou de référence pour déterminer les configurations du terrain des inondations. Voir le chapitre 1 pour une explication détaillée de la façon dont les données d'apprentissage ont été créées. Les données d'apprentissage issues des deux différentes sources décrites dans le chapitre 2a, y compris l'algorithme du Darmouth Flood Observatory (MODIS, 250 m de résolution) et l'algorithme de Feyisa (Landsat, 30 m de résolution), ont été testées dans le cadre de cette analyse. Ce processus nous a permis d'explorer comment la résolution de l'imagerie et l'approche de détection ont impacté les prédictions des modèles. Les données d'apprentissage de ces deux approches, présentées sous la forme d'une matrice binaire (0 = inondation, 1 = pas d'inondation) ont été stratifiées en ces deux classes puis sous-échantillonnées de manière randomisée à 30 m de résolution.

En utilisant ces données d'apprentissage, quatre différents types d'algorithmes d'apprentissage automatique supervisé ont été testés : (1) les forêts d'arbres décisionnels (RF – *Random Forest*), (2) les machines à vecteur de support (SVM – *Support Vector Machines*), (3) la classification naïve bayésienne (NB – *Fast Naive Bayes*) et (4) l'analyse d'arbre de classification et de régression (CART – *Classification et Regression Trees*). Ces quatre algorithmes constituent des classifieurs d'ensemble qui vont du très simple (classification naïve bayésienne) au très complexe (forêts d'arbres décisionnels). Si chaque algorithme se fonde sur différentes règles de décision statistique, ils utilisent tous un cadre similaire, où les déterminants des inondations et les données d'apprentissage sont des données en entrée qui génèrent une plaine d'inondation en sortie (figure 8).

4. Indicateurs de performance

Au cours d'un processus appelé k-validation croisée (ou validation croisée à k plis), les phases d'apprentissage et de test sont répétées 10 fois, avec une retenue de 10 % de pixels d'apprentissage à chaque fois.

À la fin de l'exercice de modélisation, chaque algorithme reçoit un score d'apprentissage et de validation indiquant la qualité de l'identification de pixels inondés sur des pixels familiers (données d'apprentissage) ou non-familiers (données de validation) par rapport aux données de référence. Le score moyen est utilisé pour évaluer la performance générale (Mannel, Price et Hua, 2011) et est enregistré dans un tableau appelé matrice de confusion. Les résultats du modèle sont ensuite évalués sur un ensemble d'indicateurs (tableau 5) en fonction du nombre de pixels dans chaque classe (inondé ou pas) qui ont été correctement étiquetés dans la plaine inondable modélisée (A_m) par rapport aux données de référence ou d'apprentissage (A_B). Ces indicateurs, issus de la matrice de confusion, ont été utilisés pour évaluer d'autres modèles d'inondation (Alfieri *et al.*, 2013 ; Bates, 2004 ; Werner, Hunter et Bates, 2005) et en mesurer la précision avec et sans pénalités de surestimation et de sous-estimation.

Table 5 : Indicateurs pour l'évaluation de la performance, des erreurs et des biais du modèle.

Indication	Explication	Équation
Taux de succès (H)	Intersection (\cap) des pixels étiquetés comme inondés dans les données d'apprentissage (A_B) et ceux qui sont projetés comme étant inondés par le modèle (A_m) (Sampson <i>et al.</i> , 2015a).	$H = \frac{A_m \cap A_b}{A_b}$
Taux de fausses alarmes (F)	Mesure la surestimation de la plaine d'inondation (entre 0 et 1, la valeur 1 signifiant que tous les pixels sont des « fausses alarmes » faussement étiquetées comme inondées) (Wu <i>et al.</i> , 2012).	$F = \frac{A_m \setminus A_b}{A_m \cap A_b + A_m \setminus A_b}$
Taux de réussite critique (C)	Pénalités appliquées pour la sous-estimation et les prévisions erronées en proportion de l'intersection totale des pixels des inondations projetées et de référence sur le nombre total ou union (\cup) des pixels inondés dans les deux ensembles. Compris entre 0 et 1 (1 = correspondance parfaite) (Sampson <i>et al.</i> , 2015b).	$C = \frac{A_m \cap A_b}{A_m \cup A_b}$
Erreur moyenne (E_a)	Erreur moyenne absolue (E_a), où B est la fraction inondée de référence, M la fraction inondée modélisée et N le nombre de cellules de la grille formée par l'agrégation des résultats matriciels du scénario de test à l'échelle ~ 1 km (Sampson <i>et al.</i> , 2015a).	$E_a = \frac{\sum_{i=1}^N M-B }{N}$
Biais (B)	Un score de 1 ou plus indique une tendance à la surestimation, et des scores entre 0 et 1 à la sous-estimation (Sampson <i>et al.</i> , 2015a).	$B = \frac{A_m/A_b}{A_b/A_m}$

III. Résultats

Ce modèle génère une extension prévisionnelle des inondations à 1 seconde d'arc (30 m) dans les six régions d'étude spécifiées (figure 8) et peut être appliqué n'importe où dans le pays pour n'importe quelle tempête inventoriée dans les historiques Landsat et MODIS. Le cadre de calcul parallélisé de GEE divise la région d'étude en tuiles pour un traitement simultané, ce qui permet au modèle d'être exécuté pour n'importe quel bassin versant du Sénégal sur un ordinateur portable connecté à Internet en seulement quelques minutes.

1. Le prototype de Saint-Louis

Quatre classifieurs d'apprentissage automatique utilisant deux types différents de données d'apprentissage ont été testés sur la région de Saint-Louis (figure 8) sur une série de paramètres des modèles.

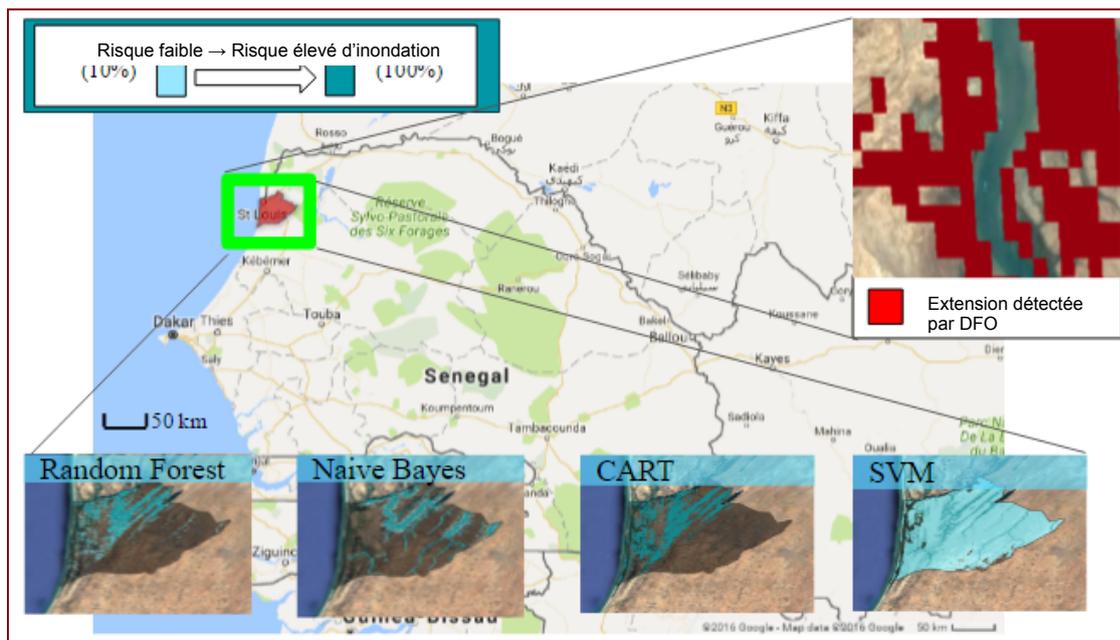


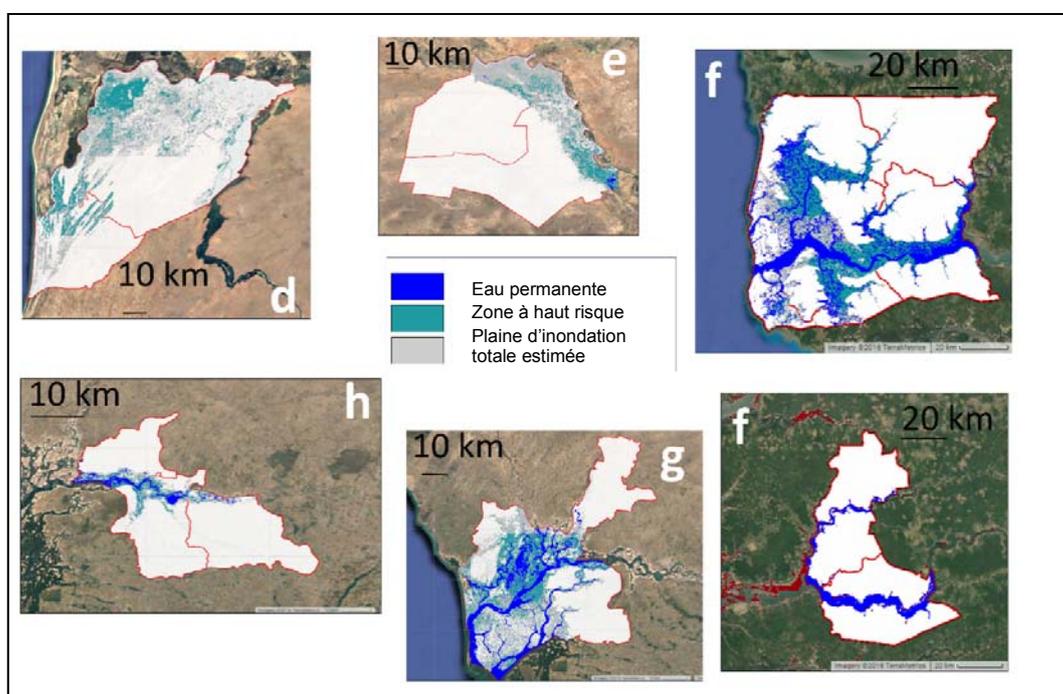
Figure 8 : Exemples de prévisions d'inondations basées sur l'inondation historique DFO N° 3180 détectée par l'algorithme de détection du Global Flood Database (coin supérieur droit) dans la région de Saint-Louis, le long du fleuve Sénégal. Le dégradé de couleurs (images du bas) indique le nombre de fois (1 à 10) qu'un pixel a été marqué comme inondé sur les dix essais de k-validation croisée.

La précision pour les deux types de données d'apprentissage est présentée au tableau A3. La précision globale des modèles a varié de 47 à 92 % avec des taux de succès compris entre 52 et 98 %, une précision comparable à celle rapportée dans d'autres applications de ces algorithmes pour les problèmes de classification dans GEE (Dong *et al.*, 2016 ; Goldblatt, You, Hanson et Khandelwal, 2016 ; Johansen, Phinn et Taylor, 2015). Les algorithmes formés à l'aide de l'algorithme de détection d'inondation de DFO ont surclassé ceux formés à l'aide de la méthode Feyisa de 11 % (précision globale) et 12 % (taux de succès). Le calibrage du modèle a amélioré le taux de réussite des forêts d'arbres de décision de 5 %. Ces résultats suggèrent que les modèles formés avec de l'imagerie d'apprentissage MODIS plutôt que Landsat auront une précision plus élevée. Parmi les quatre algorithmes testés, l'algorithme des forêts d'arbres décisionnels présente le plus grand potentiel en termes de précision des prévisions d'extension des plaines d'inondation sur la base des données d'apprentissage, avec un taux de réussite moyen de 97 % et le plus bas taux de fausses alarmes (14 %) par rapport aux autres algorithmes. Sur la base de ces résultats, priorité devrait être donnée aux forêts d'arbres décisionnels lors de l'utilisation de l'apprentissage automatique pour l'évaluation hydrologique au Sénégal. Les indicateurs de performance des autres algorithmes restent toutefois de l'ordre de ceux qui sont précisés dans la littérature sur les inondations, ce qui suggère que ces approches ne doivent pas être complètement mises de côté.

2. Prédictions pour les régions exposées aux inondations au Sénégal

Le prototype de Saint-Louis a été utilisé pour renseigner un modèle prévisionnel de type forêt d'arbres décisionnels pour cinq autres régions du Sénégal (figure 9) couvrant une superficie de 24 992 km², soit 34 % de la superficie totale du pays. Le modèle fait état d'une estimation de la plaine d'inondation totale de 5 596 km² dont 30 %, soit 1 641 km², considérée comme étant à haut risque, ce qui signifie que le modèle a prévu des inondations dans 100 % des projections. En moyenne, plus de 14 000 personnes dans chaque région d'étude sont exposées à un risque élevé d'inondation d'après l'analyse effectuée à l'aide de l'ensemble de données maillées de la population de WorldPop. Sur l'ensemble des régions analysées dans cette étude, il est estimé que plus de 97 000 personnes sont exposées à un risque très élevé d'inondation.

Figure 9 : Extension des plaines d'inondation de chacune des cinq régions d'étude.



Les étendues des inondations dans les régions ciblées (blanc entouré de rouge) sont distinguées des plaines d'inondation totales estimées (toute zone marquée comme inondée lors de la validation ; indiquée en gris) et de la plaine à haut risque (toute zone marquée comme étant inondée lors de 10 essais de validation sur 10 ; indiquée en turquoise foncé). La vallée du fleuve Casamance a été divisée en deux modèles distincts pour les arrondissements sujets aux inondations des régions de Ziguinchor et Sédhiou en raison de limitations de mémoire dans GEE.

Table 5 : Résultats montrant l'aire d'étude, la zone totale à risque (tous les pixels ayant été classés comme inondés lors d'un essai au moins), la zone à haut risque et la population totale dans la plaine d'inondation à haut risque pour chaque région.

Ces résultats ont été générés à l'aide de l'utilisation du classifieur d'apprentissage automatique par forêt d'arbres de décision formé avec le raster historique des inondations détectées sur MODIS en septembre 2007.

	Superficie analysée (km ²)	Zone totale à risque (km ²)	% dans la zone projetée	Zone à haut risque (km ²)	Personnes exposées
Matam	5 135	1 051	20 %	114	38 400
Fatick	3 162	1 085	34 %	528	17 038
Kaolack	1 906	204	11 %	89	2 109
Saint-Louis	3 990	1 399	35 %	523	8 208
Dakar	559	0	0 %	0	0
Ziguinchor	7 383	1 616	22 %	349	31 754
Sédhiou	2 855,81	241	8 %	39	4 426

IV. Erreurs, limites du modèle et perspectives de recherche

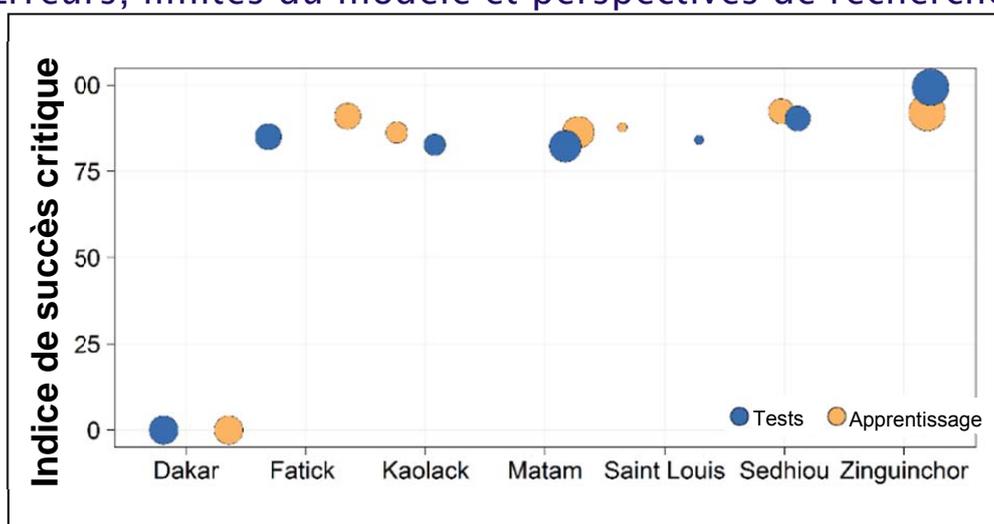


Figure 10 : Indices de réussite critique les rondes d'apprentissage et de validation (tests) dans les six régions fluviales testées ainsi qu'à Dakar. La taille des bulles représente les superficies relatives des données d'apprentissage pour chaque région.

L'analyse du biais de modélisation montre que l'algorithme de la forêt d'arbres décisionnels comporte un biais allant dans le sens de la surestimation. L'algorithme de la forêt d'arbres décisionnels a une erreur moyenne de 1,16 ; un biais compris entre 0 et 1 indique une sous-évaluation et une surévaluation quand elle est supérieure à 1. Cette surévaluation se reflète dans le taux de fausses alarmes, qui varie entre 5 et 15 %. Les estimations de l'extension des plaines d'inondations devraient donc être d'environ de 90 % du total estimé du fait de ce biais de modélisation. En dépit de ce biais allant dans le sens d'une surestimation, l'erreur moyenne reste néanmoins comprise entre 0,04 et 0,13, ce qui constitue une conclusion intéressante qui démontre que le modèle de la forêt d'arbres décisionnels peut être utilisé pour faire des prédictions d'une précision raisonnable avec seulement une dose modeste de paramétrage. Le modèle ne peut toutefois actuellement être exécuté que sur des superficies de moins de 10 000 km² du fait des limitations de mémoire liées à GEE. Par conséquent, les auteurs recommandent le développement d'un modèle à l'échelle du pays qui soit basé sur une

mosaïque imbriquée de modèles de taille plus réduite adaptés aux conditions spécifiques des régions locales au lieu d'utiliser une approche générique nationale. En outre, le modèle réussit le mieux dans les zones disposant d'ensembles d'apprentissage robustes, aboutissant sur des taux de réussite critique élevés. La figure 10 montre l'impact de l'absence de données d'apprentissage sur l'indice de réussite critique de Dakar, tandis que les régions disposant de données d'apprentissage ont été en mesure d'obtenir des taux de réussite critique élevés. Comme le montrent les résultats de la figure 10 et du tableau 6, dans les zones où l'algorithme de détection des inondations n'est pas en mesure d'identifier les inondations à utiliser pour l'apprentissage, le modèle s'avère complètement incapable de générer des prévisions de plaines d'inondations. L'inclusion de données d'apprentissage de plus haute résolution et avec une couverture géographique plus large pourrait améliorer considérablement les capacités du modèle.

V. Conclusion

Une cartographie précise des inondations est cruciale pour la protection des populations vulnérables et l'atténuation des pertes économiques catastrophiques qui peuvent résulter d'épisodes d'inondation. Ce contexte sociopolitique et environnemental dynamique exige des analyses rapides et à la demande qui soient exécutables avec les contraintes de données de terrain limitées. Les résultats de cette recherche démontrent le potentiel de l'utilisation de l'apprentissage automatique pour révolutionner la modélisation des inondations dans cette région.

Ce projet a testé quatre algorithmes d'apprentissage automatique formés sur deux résolutions différentes de données d'apprentissage concernant les inondations de septembre 2012 dans la région de Saint-Louis.

Les résultats montrent que les algorithmes d'apprentissage automatique ont le potentiel d'être

	Taux de succès	Taux de fausses alarmes	Erreur moyenne	Biais
Dakar	0 %	0 %	0,01	0,00
Fatick	90 %	15 %	0,13	1,09
Kaolack	89 %	5 %	0,06	1,23
Matam	90 %	11 %	0,11	1,29
Saint-Louis	87 %	11 %	0,11	1,07
Sédhiou	95 %	5 %	0,04	1,18
Ziguinchor	98 %	11 %	0,05	1,11

Table 6: Taux de précision sur plusieurs indicateurs, indiquant le degré de réussite du modèle d'apprentissage automatique pour chacun des bassins versants test au Sénégal.

en mesure de reproduire les inondations historiques de référence telles que détectées par télédétection avec des taux de réussite compris entre 51 et 98 %. Les modèles formés par DFO avaient des indicateurs de performance plus élevés que les modèles formés sur Landsat de 5 à 19 %. Le calibrage des modèles a amélioré les taux de réussite de jusqu'à 11 %. Le modèle de forêt d'arbres décisionnels, formés avec les données DFO-MODIS, présentait le taux de réussite le plus élevé avec une précision globale de 91,5 % et un taux de réussite moyen de 97 %. Un tiers des régions cibles se trouvent dans la plaine d'inondation modélisée des vallées fluviales du Sénégal, de Souma et de Casamance, et plus de 100 000 personnes sont très exposées au risque d'inondation.

3. La vulnérabilité sociale aux catastrophes au Sénégal

Les conditions sociales qui rendent une communauté plus susceptible de faire l'expérience de pertes liées à une catastrophe (perte de vie, perte de moyens de subsistance, absence de reprise après sinistre) sont essentielles pour comprendre la menace d'inondation et la résilience aux inondations au Sénégal. Le domaine de la vulnérabilité sociale étudie les façons dont les systèmes non-physiques d'une zone donnée contribuent à la capacité de sa population à absorber le choc d'une catastrophe et à s'en relever. Bien que les sciences de la vulnérabilité sociale et de la résilience aient énormément avancé au cours des deux dernières décennies, les sciences sociales, particulièrement dans les pays en développement, accusent un retard considérable par rapport à l'étude géophysique des catastrophes naturelles. Pourtant, il est peut-être encore plus important de comprendre ce qui rend les communautés des pays en voie de développement vulnérables là où les changements climatiques sont susceptibles de frapper le plus durement et là où les inégalités existantes sont souvent les plus importantes. Ce chapitre examine deux questions : 1) quelles caractéristiques sociales constituent des facteurs de vulnérabilité au Sénégal ? ; et 2) quels arrondissements sont les plus susceptibles d'être sinistrés lors d'inondations extrêmes et d'autres catastrophes à évolution rapide ?

Pour répondre à ces questions, les auteurs ont procédé à une revue de la littérature et une analyse factorielle pour évaluer la vulnérabilité sociale du Sénégal. Cette analyse a été construite sur la base d'un échantillon de données individuelles anonymisées de recensement datant de 2013 fournies par l'Agence nationale de la statistique et de la démographie du Sénégal (ANSD). En utilisant la définition de la vulnérabilité du GIEC, la conceptualisation des catastrophes par Cutter et la revue de littérature sur la vulnérabilité dans la région, les auteurs ont sélectionné 19 valeurs qu'ils estimaient contribuer à la vulnérabilité aux inondations au Sénégal et qui n'étaient pas corrélées entre elles, comme indiqué dans le tableau 7.

Parmi les caractéristiques socio-économiques importantes du Sénégal en général, on compte : i) une population de 3,031 millions d'utilisateurs d'Internet (soit 21,7 % de la population) d'après des estimations de 2015 (Central Intelligence Agency, 2016), soit le 14e rang en Afrique ; ii) un âge médian faible dans les arrondissements fortement ruraux (13 ans dans l'arrondissement de Naming, dans la partie sud du pays) ; iii) une population importante de jeunes, même dans les arrondissements où l'âge médian est le plus élevé (26 ans à Grand Dakar et Dakar Plateau). D'après une estimation de 2012 de la Commission économique des Nations Unies pour l'Afrique, cela place l'âge médian du Sénégal en dessous de celui de la moyenne de l'Afrique.

Nous avons identifié cinq dimensions sous-jacentes à la vulnérabilité au Sénégal : 1) un manque de ressources en matière d'information de base, 2) l'âge (personnes âgées), 3) les handicaps, 4) les pôles démographiques denses, et 5) l'augmentation de la population du fait de mouvements migratoires internes. L'indice de risque social résultant révèle 30 arrondissements comme étant les plus vulnérables socialement. Au total, environ 5 millions de personnes vivent dans des arrondissements qui ont des profils de vulnérabilité sociale très élevée par rapport aux autres arrondissements.

Il existe plusieurs façons d'améliorer ce travail et de développer davantage cette science afin d'affiner notre profil résultant de qui est vulnérable au Sénégal et faire des prédictions statistiques des groupes qui deviendront plus vulnérables. Pour n'en citer que quelques-unes : i)

l'intégration de données de *big data* telles que les données de téléphone mobile afin de fournir des renseignements que le recensement n'est pas en mesure de fournir, et ii) de susciter des contributions de la part des parties prenantes. En termes d'ajout de données de téléphone mobile, les estimations de population qui en résultent pourraient apporter une dimension temporelle qui permettrait aux auteurs d'évaluer les changements de vulnérabilité d'une saison sur l'autre, voire sur une base horaire. Les données de téléphonie mobile pourraient également ajouter une résolution spatiale plus fine et d'autres dimensions, telles que la cohésion sociale. Troisièmement, et plus important encore, l'étape suivante de l'analyse de la vulnérabilité sociale mettrait fortement l'accent sur l'obtention de retours de la part des responsables publics, des ONG et des communautés établies dans des zones vulnérables. Ces retours seraient utilisés pour obtenir et sélectionner les variables de vulnérabilité sociale. Le chapitre 5 aborde les options et les recommandations relatives à l'exécution de ce dialogue au niveau local.

I. Introduction

Les catastrophes naturelles, et notamment les inondations, ne sont pas seulement des phénomènes physiques. Elles sont fortement influencées par le contexte social, démographique, économique et politique des populations humaines qu'elles affectent. En conséquence, deux communautés touchées par le même danger subiront probablement des niveaux différents de pertes à court et à long terme. Lors de la canicule de Chicago de 1995, les communautés noires ayant le même taux de violence et de pauvreté et situées dans des zones identiques ont eu des taux de mortalité significativement différents (33 décès pour 100 000 habitants contre 3 dans un cas) selon la fréquence d'interaction entre les membres de ces communautés. Le fait de se connaître au sein d'une même localité, que ce soit suite à la fréquentation de la même église, en parlant dans la rue ou dans les magasins de quartier, s'est révélé être salvateur (Klinenberg, 2003). Quand Katrina a frappé les côtes, la Nouvelle Orléans avait un nombre relativement faible de personnes âgées. Seize pour cent de la population de la ville avait plus de 60 ans d'après le recensement de 2005. Pourtant, 75 % des décès dus à l'ouragan étaient des gens de cette catégorie d'âge (Brunkard, Namulanda et Ratard, 2008). Lors des inondations de juillet 2016 au Sénégal, autour de 12 000 personnes ont été sinistrées, dont plus de 75 % étaient des paysans pauvres⁷ dont les cultures ont été détruites, mettant en péril leurs moyens d'existence (ACAPS, 2016). Ce chapitre explore plusieurs de ces tendances au Sénégal.

Le domaine de la vulnérabilité sociale étudie les façons dont les systèmes non-physiques d'une zone donnée contribuent à la capacité qu'a sa population à absorber le choc d'une catastrophe et de s'en relever. La vulnérabilité sociale quantitative rend compte des dimensions sociales des conditions mettant les populations à risque par le biais d'un certain nombre de variables de substitution et d'indices holistiques du risque global. Ces dimensions sociales peuvent consister en des conditions économiques ou sociales d'un ménage, et notamment du niveau de pauvreté, du taux de dépendance ou d'autres facteurs encore, aussi bien qu'en des caractéristiques physiques telles que les handicaps éventuels, l'âge et le sexe des individus. Compte tenu des facteurs d'influence dans la détermination de l'issue d'une catastrophe, il est crucial d'intégrer ces dimensions afin de comprendre les menaces qui pèsent sur une région d'une façon globale.

Le GIEC (Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat) définit la vulnérabilité comme :

⁷ <http://reliefweb.int/disaster/fl-2016-000089-sen>.

« [la p]ropension ou prédisposition à subir des dommages. La vulnérabilité englobe divers concepts ou éléments, notamment les notions de sensibilité ou de fragilité et l'incapacité de faire face et de s'adapter » (IPCC, 2014)⁸.

La vulnérabilité *sociale* se définit comme le potentiel d'une communauté ou d'un individu à subir des pertes causées par un aléa en raison de dimensions du risque qui sont de nature sociale, plutôt que physique ou écologique (Cutter, Boruff et Shirley, 2003)⁹. Faisant suite à des décennies de recherche, il existe un certain consensus chez les chercheurs en sciences sociales concernant les caractéristiques démographiques, comportementales et psychologiques qui rendent les personnes et les communautés vulnérables au moins de manière générale (Cutter *et al.*, 2003). Ces dimensions de la vulnérabilité s'inscrivent dans un continuum d'universalité ou de généralisabilité ; certaines dimensions sont assez bien documentées et géographiquement homogènes (Cutter *et al.*, 2003), tandis que d'autres varient considérablement en fonction du contexte, de l'aire géographique et dans le temps.

Les personnes qui ont plus de ressources financières, qui ne sont pas particulièrement jeunes ou âgées et qui bénéficient d'appuis forts dans leur communauté sont moins vulnérables. Les personnes âgées sont vulnérables en raison de leur état de santé, de leurs handicaps, du manque de moyens de transport et du manque d'accès aux informations et à d'autres ressources (Ngo, 2001). Les localités dont une majorité de leur population a un âge de 65 ans ou plus sont susceptibles d'être plus vulnérables que celles dont la majorité de la population a entre 30 et 45 ans. Réciproquement, les enfants, et tout particulièrement les nourrissons et les jeunes enfants, sont vulnérables en raison de leur dépendance envers les adultes et leur caractère impressionnable (Peek, 2008). La criminalité peut être le signe d'une diminution de la cohésion communautaire et empêcher les évacuations lors d'événements à évolution rapide tels que les incendies et les inondations. La gouvernance est peut-être affaiblie dans les zones de violence, menant à la corruption de l'aide en cas de catastrophe, et empêchant ceux qui en ont le plus besoin d'obtenir cette aide (Tellman, Alaniz, Rivera et Contreras, 2014). Dans de nombreux scénarios, les femmes sont plus vulnérables que les hommes en raison de leur manque de ressources, aussi bien sur le plan matériel qu'informationnel (A. Fothergill, 1996a ; Neumayer et Plümper, 2007a). Les facteurs psychologiques sont de plus en plus reconnus comme étant significatifs à chaque étape des réactions en cas de catastrophe (Werg, Grothmann et Schmidt, 2013a). En outre, la culture exerce une forte influence sur la perception du risque et requiert donc une analyse nuancée et profondément ancrée dans le contexte local pour la comprendre, ce qui exige souvent de passer par une étude qualitative (Adger, Barnett, Brown, Marshall et O'Brien, 2013).

Bien que les dimensions de la vulnérabilité sociale aient surtout été explorées par le biais de méthodes qualitatives, les milieux universitaires ont déployé des efforts au cours des deux dernières décennies pour quantifier ces dimensions afin d'estimer ou même de prédire la

⁸ Les risques physiques se combinent avec des vulnérabilités existantes pour créer une catastrophe. La résilience, une notion empruntée à l'écologie, renvoie de façon large à la faculté d'un système à se remettre d'un choc (Holling, 1973 ; Pimm, 1993), et s'oppose donc à la vulnérabilité, qui est typiquement employée pour identifier les conditions sociales spécifiques en amont de catastrophes naturelles et de définir les impacts post-catastrophe. Le GIEC définit la résilience comme la « [c]apacité des systèmes sociaux, économiques ou écologiques à faire face aux événements dangereux, tendances ou perturbations, à y réagir et à se réorganiser de façon à conserver leurs fonctions essentielles, leur identité et leur structure, tout en maintenant leurs facultés d'adaptation, d'apprentissage et de transformation » (5ème rapport d'évaluation du GIEC - groupe de travail 2). Comme la définition de la vulnérabilité du GIEC inclut la « [capacité] à faire face et s'adapter », il s'agit-là de ce que de nombreuses personnes entendent par « résilience ».

⁹ Cependant, ces différentes vulnérabilités sont étroitement liées, et leurs distinctions et leurs relations ne sont pas clairement déterminées dans la littérature scientifique.

vulnérabilité sociale. Ces évaluations ont principalement pris la forme d'indices géospatiaux (de Sherbinin, 2014). Au cours des deux dernières décennies, les chercheurs en vulnérabilité sociale ont commencé à ramener les dimensions de la vulnérabilité sociale à des indicateurs empiriques. Lorsqu'ils sont combinés au sein d'indices sommaires, ces outils dépeignent les populations les plus vulnérables et les lieux où ces personnes se trouvent avant, pendant et après une crise (Tate, 2012). S'ils sont mesurés à l'aide de valeurs de référence et suivis au fil du temps, ces indicateurs sont susceptibles de servir comme outils de diagnostic¹⁰.

Notre méthodologie est basée sur l'indice de vulnérabilité sociale (Social Vulnerability Index – SoVI) mis au point par le Dr Susan Cutter à l'Université de Caroline du Sud. SoVI utilise une analyse factorielle basée sur une analyse en composantes principales (ACP) sur un vaste ensemble de variables censitaires de l'US Census à l'échelle du comté ou du district de recensement afin de déterminer un ensemble de dimensions sous-jacentes de la vulnérabilité par exemple l'origine ethnique hispanique, le fait de présenter des « besoins particuliers », l'origine ethnique amérindienne et l'emploi dans le secteur des services (Cutter *et al.*, 2003). Une actualisation du modèle en 2010 a ajouté de nouvelles dimensions telles que la structure familiale, les obstacles linguistiques, la disponibilité d'un véhicule, les infirmités médicales et l'accès aux soins de santé dans la préparation et la réaction aux catastrophes naturelles. D'autres approches de la vulnérabilité sociale ou de thèmes similaires qui utilisent d'autres méthodes et ensembles de données existent, mais celles-là ne sont pas aussi largement utilisées au sein de la communauté scientifique ou par les praticiens. L'approche basée sur une analyse factorielle et d'autres méthodes encore ont été utilisées dans un petit nombre de pays et de régions dans le monde.

Bien que les sciences de la vulnérabilité sociale et de la résilience aient énormément avancé au cours des deux dernières décennies, les sciences sociales, en particulier dans le cas des pays en développement, accusent un retard considérable par rapport à l'étude géophysique des catastrophes naturelles. Pourtant, il est peut-être encore plus important de comprendre ce qui rend les communautés de pays en voie de développement vulnérables là où les changements climatiques sont susceptibles de frapper le plus durement et là où les inégalités existantes sont souvent les plus importantes.

Les évaluations qualitatives et statistiquement descriptives du Sénégal décrivent systématiquement plusieurs caractéristiques qui rendent certains groupes plus vulnérables de manière générale.

Les communautés pauvres ou marginalisées, qui au Sénégal sont principalement concentrées dans les zones rurales, sont systématiquement estimées comme étant exposées à un risque plus élevé et sujettes à une multiplicité d'autres menaces, telle que la violence, qui aggravent encore davantage la vulnérabilité existante. La pauvreté et la concentration de groupes marginalisés constituent un facteur déterminant d'une vulnérabilité sociale plus élevée puisque ces groupes sont considérés comme étant plus sensibles que d'autres et dotés d'une capacité d'adaptation moindre (Alice Fothergill et Peek, 2004 ; Holmes, Sadana et Rath, 2010 ; O'Hare, 2001).

En général, les localités comptant plus de femmes sont plus sensibles aux aléas du fait de risques et de vulnérabilités sexospécifiques (A. Fothergill, 1996a ; Holmes *et al.*, 2010 ; Ray-

¹⁰ Les dimensions plus contextuelles de la vulnérabilité (la troisième catégorie présentée ci-dessus) ne se prêtent pas à des variables de substitution généralisables telles que des données issues du recensement et elles ne peuvent donc pas être pleinement appréhendées au moyen d'un indice quantitatif.

Bennett, 2009). De même, au Sénégal, le niveau d'alphabétisation des femmes est faible de par de forts taux d'abandon scolaire (Unesco, 2012). Les raisons possibles sont le mariage précoce, les grossesses à l'adolescence et les normes socioculturelles concernant le rôle des femmes dans la société. Les progrès de l'éducation jouent un rôle crucial dans l'accroissement de la capacité d'adaptation des individus (Reid et Vogel, 2006 ; Tschakert, 2007). Cependant, une forte population féminine avec un faible niveau d'alphabétisation peut avoir pour résultat une forte vulnérabilité sociale.

Le secteur primaire, à savoir l'agriculture, qui est concentrée dans les zones rurales (avec plus de la moitié de la population sénégalaise) contribue à 20 % du PIB du Sénégal. D'autre part, les secteurs secondaire et tertiaire, à savoir l'industrie et les services situés, qui sont généralement localisés dans les villes, représentent 80 % du PIB du Sénégal. L'énorme disparité de revenus par rapport aux secteurs secondaire et tertiaire et leur concentration dans les centres urbains, constitue un puissant facteur d'exode rural (Urban Habitat, 2014).

Comme indiqué plus haut dans ce chapitre, les communautés rurales ont un risque beaucoup plus important de pertes liées aux catastrophes naturelles ; toutefois, au Sénégal, les lieux avec les populations les plus vulnérables ont tendance à être dans les zones périurbaines, s'agissant principalement d'établissements informels (Banque mondiale, 2012). Les habitants de régions rurales migrent vers ces zones et forment des quartiers dénués de systèmes de drainage et de réseaux d'égouts. À Dakar, en l'espace d'une décennie (entre 1998 et 2008), environ 40 % des nouveaux habitants se sont installés dans des zones à fort risque d'inondation (Geoville Group, 2009 ; Banque mondiale, 2010). Outre le contexte urbain/rural, plusieurs autres caractéristiques rendent certaines communautés ou groupes plus vulnérables que d'autres, spécifiquement dans le cas du Sénégal. Le tableau 7 présente les indicateurs utilisés dans l'analyse de ce rapport, avec des références à la littérature scientifique venant justifier de leur utilisation dans l'identification des personnes vulnérables. Le présent rapport explore une méthode quantitative d'évaluation de la vulnérabilité de certaines des dimensions généralisables de la vulnérabilité par le biais d'un modèle exploratoire. Certaines études soutiennent que les inégalités se perpétuent par le biais de structures de gouvernance et que l'histoire culturelle du pays crée un cycle de vulnérabilité alimenté par les conditions systémiques sous-jacentes. La vulnérabilité va donc au-delà des caractéristiques directement mesurables des communautés (Sané, Gaye, Diakhaté et Aziadekey, 2015).

La vulnérabilité sociale est essentielle pour comprendre la menace des inondations et la résilience aux inondations au Sénégal. Certaines études sur la vulnérabilité dans le pays soutiennent que les dimensions sociales de la vulnérabilité ont été plus critiques pour la stabilité générale du Sénégal que les pressions exercées par les changements environnementaux et climatiques. « *Par rapport à cette manifestation omniprésente de la vulnérabilité sociale, les extrêmes climatiques semblent constituer un danger mineur, bien que les fortes précipitations récentes aient perturbé gravement les moyens de subsistance en milieu rural* » (Tschakert, 2007).

Pour examiner la nature sociale du risque d'inondation au Sénégal dans ce rapport, les auteurs s'interrogent sur deux questions :

1. Quelles caractéristiques sociales constituent des facteurs de vulnérabilité au Sénégal ?
2. Quels arrondissements sont les plus susceptibles d'être sinistrés pendant des épisodes d'inondations extrêmes et d'autres catastrophes à évolution rapide ?

II. Méthodes

La vulnérabilité sociale ne peut pas être mesurée directement, au moins en totalité, et les scientifiques utilisent donc des variables de substitution qui peuvent être mesurées et contrôlées directement afin de modéliser les relations sous-jacentes pouvant être aussi bien positives que négatives (Cutter *et al.*, 2003). Ce rapport utilise une classique approche basée sur une analyse factorielle pour évaluer la vulnérabilité sociale au Sénégal. L'objectif de ce modèle est de réduire les caractéristiques mesurables (et disponibles) du Sénégal aux dimensions latentes qui sont susceptibles de déterminer la vulnérabilité sociale aux catastrophes.

1. Données pour les indicateurs sociaux

Grâce à un partenariat avec Data-Pop Alliance et l'Agence nationale de la statistique et de la démographie du Sénégal (ANSD), les auteurs ont eu accès au recensement officiel du Sénégal, le Recensement général de la population et de l'habitat, de l'agriculture et de l'élevage (RGPHAE) (Agence Nationale de la Statistique et de la Démographie du Sénégal, 2013). L'ANSD a fourni de la documentation sur le processus de collecte du recensement, y compris les questionnaires originaux et le guide méthodologique des agents de recensement, et a fourni un appui pour faciliter l'accès aux données et leur compréhension.

L'édition 2013 du RGPHAE a été réalisée sur une période de 21 jours entre le 19 novembre et le 14 décembre de cette année-là et a collecté des renseignements à l'échelle des ménages (sur une variété de sujets, dont la structure familiale, la propriété d'actifs, les pratiques agricoles et la situation domiciliaire) ainsi que des informations détaillées sur chaque personne vivant dans le ménage (telles que des données démographiques et leur historique en matière d'éducation et de travail). L'ANSD a fourni l'accès à un échantillon de 10 % de l'ensemble des réponses, soit un jeu de données de 145 952 dossiers de recensement des ménages portant sur 1 245 551 personnes individuelles, soit environ un dixième de la population du Sénégal, laquelle s'élève à 14 millions de personnes.

Au troisième échelon administratif, le Sénégal est principalement composé d'arrondissements, mais aussi de communes et de villes (généralement des grandes villes) qui sont administrées séparément des arrondissements. Cependant, chaque commune et ville partage généralement des frontières avec un arrondissement avec lequel il a historiquement été associé et il n'est pas rare de voir l'ensemble des subdivisions territoriales de troisième niveau simplement qualifiées d'« arrondissements ». Aux fins du présent document, les auteurs utilisent le terme d'« arrondissement » pour qualifier les subdivisions territoriales de troisième niveau qui comprennent aussi bien l'arrondissement officiel que les villes et villages environnants, permettant ainsi d'assurer que chaque dossier de recensement puisse être rapporté géographiquement à un seul et unique arrondissement. En utilisant une combinaison de superpositions de données spatiales de SIG, de *shapefiles* de la base de données des contours vectoriels des frontières administratives GADM (Global Administrative Areas) (GADM, 2015) et des lois sénégalaises sur les changements dans la division administrative du pays (République du Sénégal, 1996, 2013), les auteurs ont été en mesure d'associer chaque réponse au recensement à l'un des 122 arrondissements qui existaient au moment où le recensement a été entrepris.

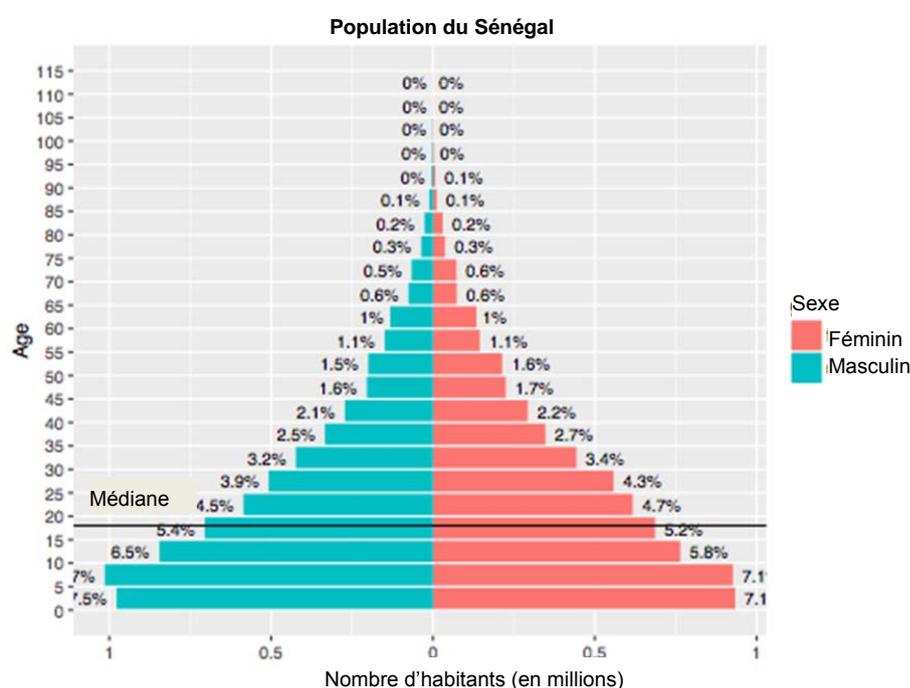
Les résultats du recensement au niveau des ménages et des individus ont été utilisés pour construire 25 des indicateurs pertinents en matière de vulnérabilité sociale. En utilisant la définition de la vulnérabilité du GIEC présentée dans la section 3.1, la conceptualisation des

catastrophes par Cutter et la revue de littérature sur la vulnérabilité dans la région, les auteurs ont sélectionné les variables disponibles dans le recensement sénégalais dont ils estimaient qu'ils contribueraient à la vulnérabilité aux inondations au Sénégal. Le fait que chacune des variables contribue à la vulnérabilité de la région ou de manière plus générale a été avéré (voir tableau 7) sur la base d'une revue exhaustive de la littérature scientifique par les auteurs. Certains indicateurs ont été tirés directement des réponses à une question précise du recensement (par exemple : Êtes-vous un homme ou une femme ?) ; d'autres ont été construits à partir de combinaisons de réponses à plusieurs questions (par exemple : Êtes-vous un homme ou une femme ? + Êtes-vous le chef de famille ?). Tous les indicateurs (à l'exception de la densité de la population) ont été construits à l'échelle de l'individu ou du ménage et par la suite agrégés au niveau de l'arrondissement en prenant la moyenne arithmétique (pour les indicateurs numériques) ou le pourcentage de valeurs « vrai » (pour les indicateurs booléens). La densité de population a été calculée en divisant la superficie dans les *shapefiles* GADM par le nombre de réponses individuelles au recensement. Le tableau 7 résume les indicateurs sélectionnés, leur origine et leurs références scientifiques.

2. Profile démographique du Sénégal

Le Sénégal a une population de 13,1 millions de personnes, dont environ 54 % vivent dans des zones rurales. Le pays est caractérisé par une population jeune (Janneh, 2012), avec un âge médian de 18 ans à l'échelle nationale, comme le montre la figure 11.

Figure 11 : Attributs démographiques du Sénégal

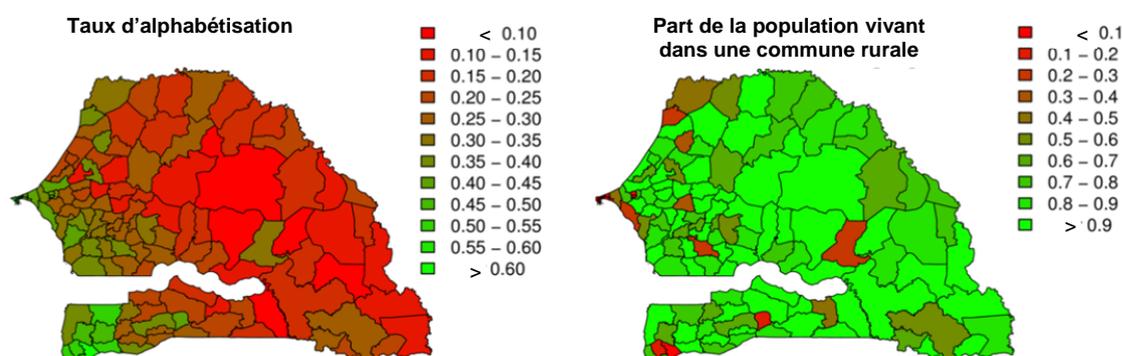


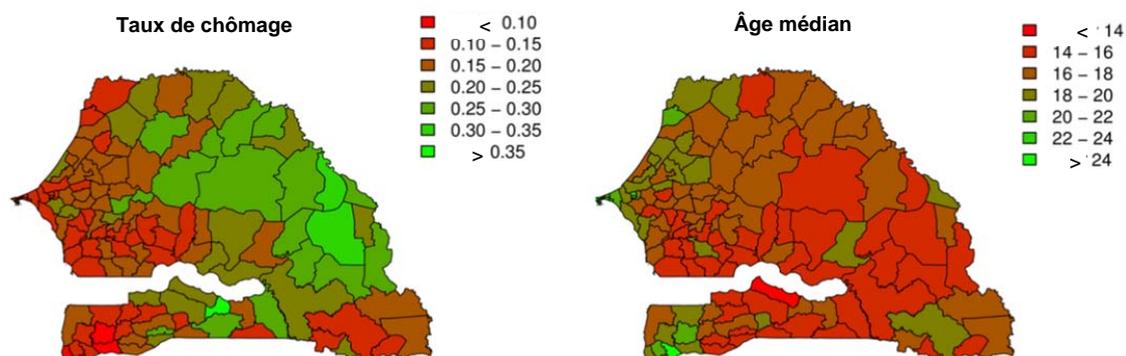
L'âge médian est particulièrement faible dans les arrondissements fortement ruraux (13 ans dans l'arrondissement de Naming, dans la partie sud du pays), mais même les arrondissements avec l'âge médian le plus élevé (26 ans à Grand Dakar et Dakar-Plateau) ont une population de jeunes importante.

Il y existe une demi-douzaine de grands groupes linguistiques, dont les plus importants sont le wolof (38,7 %), le peul (26,5 %) et le sérère (15 %). Environ un tiers de la population peut lire et écrire dans au moins une langue, mais les taux varient beaucoup d'un arrondissement à l'autre : par exemple, à Almadies, une partie riche de Dakar, habitée par les diplomates et les expatriés, environ 60 % des habitants savent lire et écrire, alors que le taux tombe à seulement 7 % dans la localité de Koulor, dans la région de Tambacounda. L'on observe des taux d'alphabétisation plus élevés dans les zones urbaines et leur périphérie, en particulier dans l'ouest du pays, près des villes de Dakar, de Thiès et de Ziguinchor et dans une moindre mesure autour de la ville de Tambacounda. Aussi le taux de chômage varie aussi considérablement, allant de 35 % à Fafacourou (un département rural dans la région méridionale de Kolda) à 8 % à Kabrousse (un village côtier du sud-ouest du Sénégal), la moyenne nationale étant de 16 %. D'une manière générale, le chômage est concentré dans la partie nord-est du Sénégal et, dans une moindre mesure, dans la partie sud centrale du pays (Central Intelligence Agency, 2016).

Le pays compte 3,031 millions d'utilisateurs d'Internet (soit 21,7 % de la population) d'après des estimations de 2015, soit le 14e rang en Afrique (Central Intelligence Agency, 2016). Le pourcentage de personnes ayant un ordinateur et Internet dans leur ménage est inférieur à 10 % dans tous les arrondissements sauf 5, tous sont situés dans la région de Dakar. La propriété d'un téléphone mobile est par contre très répandue, avec 81 % des ménages déclarant posséder un téléphone mobile. Au niveau des arrondissements, le taux de propriété d'un téléphone mobile au niveau des ménages est compris entre les 45 % de l'arrondissement de Dar Salam (dans la région de Kédougou, dans le sud-est du Sénégal) et les 92 % des Almadies (une partie riche de Dakar).

Figure 12 : Profil démographique et spatial du Sénégal (par arrondissement) : (a) taux d'alphabétisation ; (b) distribution milieu urbain/rural ; (c) taux de chômage ; (d) âge médian.



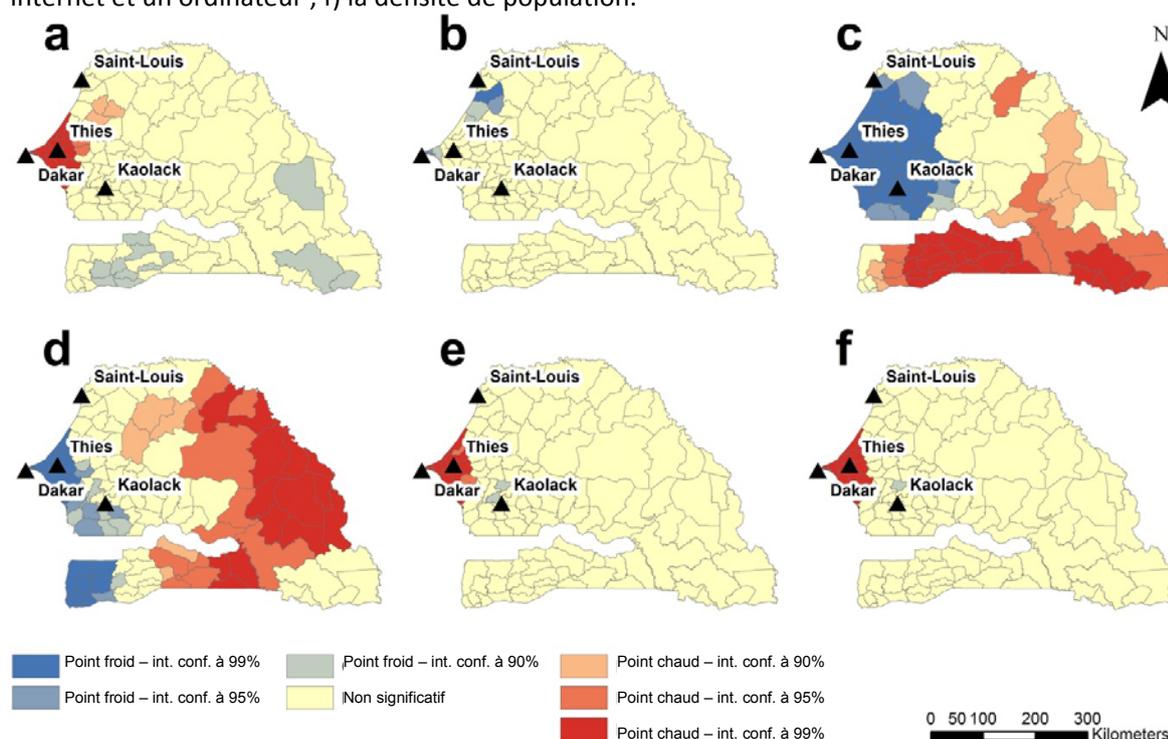


3. Les « points chauds » des dimensions clés de la vulnérabilité sociale

Pour comprendre le profil de vulnérabilité spatiale résultant, il est important de comprendre comment les dimensions sociales et économiques varient dans l'espace géographique. Ici, les auteurs ont effectué une analyse des points chauds à l'aide de l'outil statistique Getis-Ord G_i^* du logiciel SIG ArcGIS d'Esri sur les variables suivantes : `pop_size`, `pop_density`, `pct_female`, `pct_skipped_meal_7days`, `pct_unemployment`, `pct_information_internet`. Les descriptions des variables mentionnées dans cette section figurent dans le tableau 7. Les auteurs ont déterminé que la taille et la densité de la population (données par les variables `pop_size` et `pop_density`, respectivement) et l'accès aux ressources (*via* la variable de substitution `pct_information_internet`) sont concentrées dans la partie ouest du pays, où sont situées des grandes villes telles que Dakar et Thiès (figure 13). En outre, la sécurité alimentaire est plus élevée dans l'Ouest étant donné que la variable `pct_skipped_meal_7days` indique un « point froid » dans la région. De même, l'ouest présente un niveau élevé d'emploi (sur la base de la variable `pct_unemployment`). Au contraire, la région de l'est du pays a un faible niveau d'emploi et l'ensemble de la région est identifiée comme un « point chaud » de chômage. Fait intéressant, la variable `pct_female` ne montre pas un seul « point chaud » majeur dans le pays, ce qui suggère qu'il n'y a pas de concentration des femmes dans une même région mais que leurs niveaux de présence sont répartis de façon aléatoire à travers l'espace géographique. En résumé, ces « points chauds » suggèrent qu'il y a des régions du pays où une dimension sociale ou économique particulière entraîne des relations spatiales significatives. Cela ne signifie cependant pas que le profil de vulnérabilité sociale résultant affichera des tendances spatiales émergentes, mais plutôt qu'il est probable qu'il y ait des tendances émergentes.

Figure 13 : « Points chauds » des variables de la vulnérabilité, mesurés au niveau des arrondissements.

Les variables sont : a) la taille de la population ; b) le pourcentage de femmes ; c) le pourcentage de ménages dont un membre au moins a sauté un repas dans les 7 jours écoulés du fait d'un manque de ressources ; d) le pourcentage de personnes sans emploi ; e) le pourcentage de ménages ayant accès à Internet et un ordinateur ; f) la densité de population.



4. Sélection de variables

En utilisant les critères décrits dans la section 3.2 de ce chapitre, les auteurs ont initialement sélectionné 25 variables issues des données censitaires de terrain agrégées pour évaluer la vulnérabilité sociale au Sénégal (comme indiqué dans le tableau 7). Afin de réduire les redondances dans les données, les auteurs ont effectué des comparaisons des variables deux à deux pour identifier d'éventuelles situations de multi-colinéarité dans les données et ont abandonné certaines variables sur la base de ces corrélations de paires. Les auteurs ont retiré les variables de façon itérative jusqu'à ce que les variables sélectionnées aient été suffisamment non redondantes. Plus précisément, cela a été obtenu en deux itérations. Lors de la première itération, les auteurs ont identifié les variables qui étaient en corrélation avec au moins trois autres variables avec un coefficient de corrélation supérieur à $|0,7|$. À ce stade, les auteurs ont éliminé les variables `pct_child`, `pct_female_hoh` et `pct_top_quantile_children`. Au cours de l'itération suivante, les auteurs ont déterminé les paires de variables ayant un coefficient de corrélation supérieur à $|0,8|$. Sur cette base, les variables `pct_literacy` et `pct_difficulty_bathing` ont également été supprimées. Après notre processus itératif de comparaison par paire, les auteurs ont sélectionné 19 variables afin d'y appliquer une analyse factorielle basée sur une analyse en composantes principales (ACP).

Table 7 : Matrice de variables d'entrée et revue de la littérature scientifique

Dimension	Nom de la variable dans le modèle	Description	Source de données	Référence dans la littérature
Logement encombré	avg_num_residents	Nombre élevé de personnes par ménage	Recensement du Sénégal	(Brenkert et Malone, 2005 ; Maheu, 2012; Mbow <i>et al.</i> , 2008)
Densité de population	pop_size OU pop_density*	Nb. de personnes par arrondissement Nb. de personnes par km ²	Recensement du Sénégal	(Brenkert et Malone, 2005 ; Gencer, 2013; Mbow, Diop, Diaw et Niang, 2008 ; Rufat, Tate, Burton et Maroof, 2015)
Sexe féminin	pct_female*	Forte proportion de personnes de sexe féminin	Recensement du Sénégal	(Chatterjee et Sheoran, 2007 ; A. Fothergill, 1996b; Holmes <i>et al.</i> , 2010 ; Neumayer et Plümper, 2007b ; Reid et Vogel, 2006 ; UNESCO, 2012)
Âge (jeunes)	pct_youth	% d'enfants ayant moins de 4 ans	Recensement du Sénégal	Sané, 2015* ; Newport and Godfrey, 2003** ; Chatterjee and Sheoran, 2007**
Âge (personnes âgées)	pct_elderly*	% de personnes ayant plus de 45 ans	Recensement du Sénégal	(Maharaj, 2012 ; Mbaye, Ridde et Kâ, 2012 ; Ngo, 2001 ; Parmar <i>et al.</i> , 2014)
Ménages dirigés par une femme	pct_female_hoh		Recensement du Sénégal	(UNESCO, 2012)
Ménages dirigés par un jeune	pct_child_hoh	Ménages dirigés par des personnes ayant 14 ans ou moins	Recensement du Sénégal	(International Monetary Fund, 2010 ; Vanderbeck et Worth, 2015)
Mère avec de nombreuses personnes à charge	avg_n_infants* OU pct_top_quantile_children	Femme avec des enfants en bas âge ou un % élevé de personnes ayant un grand nombre d'enfants par rapport à la moyenne nationale	Recensement du Sénégal	
Invalidité (vision)	pct_difficulty_vision*	Troubles importants de la vision	Recensement du Sénégal	(Chatterjee et Sheoran, 2007; Drame et Kamphoff, 2014 ; Jonkman et Kelman, 2005)
Invalidité (surdité)	pct_difficulty_hearing*	Problèmes importants d'audition	Recensement du Sénégal	(Chatterjee et Sheoran, 2007 ; Drame et Kamphoff, 2014 ; Jonkman et Kelman, 2005)
Invalidité (mobilité)	pct_difficulty_walking*	Fortes difficultés à marcher ou monter des escaliers	Recensement du Sénégal	(Chatterjee et Sheoran, 2007 ; Drame et Kamphoff, 2014 ; Jonkman et Kelman, 2005)

Dimension	Nom de la variable dans le modèle	Description	Source de données	Référence dans la littérature
Invalidité (troubles de la mémoire)	pct_difficulty_memory*	Troubles importants de la mémoire ou de la concentration	Recensement du Sénégal	(Chatterjee et Sheoran, 2007 ; Jonkman et Kelman, 2005)
Invalidité (absence d'autonomie en matière de soins corporels)	pct_difficulty_bathing	Un manque important d'autonomie en ce qui concerne les soins corporels (par exemple, le fait de se laver).	Recensement du Sénégal	(Chatterjee et Sheoran, 2007 ; Jonkman et Kelman, 2005)
Éducation	pct_undereducation*	Personnes de 15 ans ou plus ayant atteint au maximum le niveau d'enseignement primaire un niveau d'éducation primaire ou moins (au plus d'un niveau CM2)	Recensement du Sénégal	(Brenkert et Malone, 2005 ; Drame et Kamphoff, 2014 ; Tschakert, 2007)
Cohésion sociale / stabilité de la communauté	pct_migration_internal* pct_migration_external*	Localités dans lesquelles de nombreux membres ont déménagé lors de l'année écoulée Localités dont de nombreux habitants sont partis au cours de l'année écoulée	Recensement du Sénégal	(Kahn et al, 2003 ; Kane <i>et al.</i> , 1993; Newport et Jawahar, 2003 ; Werg, Grothmann et Schmidt, 2013b)
Alphabétisation	pct_literacy	% de personnes sachant lire et écrire	Recensement du Sénégal	(Brenkert et Malone, 2005 ; Rufat <i>et al.</i> , 2015)
Chômage	pct_unemployment*	% souhaitant travailler mais n'ayant pas de travail	Recensement du Sénégal	
Accès à l'information (source stationnaire)	pct_information_stationary*	% de ménages ayant un téléphone fixe, la télévision ou la radio	Recensement du Sénégal	(Ngo, 2001 ; Tschakert, 2007)
Accès à l'information (téléphone portable)	pct_information_mobile*	% de ménages ayant un téléphone mobile	Recensement du Sénégal	
Accès à l'information (Internet)	pct_information_internet*	% de ménages ayant un ordinateur fixe ou portable et Internet/wifi	Recensement du Sénégal	(Jonkman et Kelman, 2005)
Revenu / richesse / ressources	pct_skipped_meal_7days* OU pct_skipped_care_12months*	% des ménages dont un membre a dû sauter un repas dans les 7 derniers jours OU n'ayant pas reçu des soins de santé dans les 12 derniers mois en raison d'un manque de ressources	Recensement du Sénégal	(Brenkert et Malone, 2005 ; Alice Fothergill et Peek, 2004 ; Sané <i>et al.</i> , 2015)
Ruralité (population)	pct_rural*	Part des habitants ruraux dans l'arrondissement	Recensement du Sénégal	(Brenkert et Malone, 2005 ; Tschakert, 2007)
Note : Les variables qui sont marquées d'une astérisque (*) se retrouvent dans l'analyse factorielle finale.				

5. L'analyse factorielle basée sur une analyse en composantes principales (ACP)

L'analyse en composantes principales (ACP) est un algorithme de réduction de la dimension statistique qui utilise une technique d'orthogonalisation pour convertir un ensemble de variables corrélées en un nouvel ensemble réduit de variables décorrélées. Ces nouveaux ensembles de composantes principales non corrélées peuvent être utilisés pour résumer les données d'origine sur la base des proximités entre les différentes variables (Cutter *et al.*, 2003). Chaque variable, qu'elle soit issue des variables présélectionnées des données d'origine ou du bloc de facteurs non corrélés entre eux qui en ont été extraits, doit avoir d'une manière ou d'une autre une incidence sur la vulnérabilité sociale résultante. Si les variables des données originales peuvent être étiquetées en fonction de leur incidence sur la vulnérabilité sociale sur la base de la documentation existante et de la connaissance du terrain, les facteurs obtenus à partir de l'analyse factorielle en composantes principales doivent être réinterprétés afin de déterminer leur relation avec la vulnérabilité sociale. Une fois que ces relations sont identifiées, les facteurs sont dilatés au moyen d'une multiplication de rapport -1 ou $+1$, selon la façon dont chaque facteur est lié à la vulnérabilité sociale et une somme de facteurs reflétera ensuite les scores finaux de vulnérabilité sociale.

Dans cette étude, les auteurs ont effectué une analyse factorielle en composantes principales en appliquant une rotation varimax sur les 19 variables sélectionnées après avoir procédé à la réduction de la multi-colinéarité dans les données sur la plateforme de programmation R (Revelle, 2016). Des différentes composantes principales obtenues, les auteurs ont sélectionné les composantes ou facteurs expliquant le maximum de variabilité des données. Ici les auteurs ont utilisé un graphique des valeurs propres (*scree plot*) qui montre la relation entre les valeurs propres initiales et le nombre de facteurs pris en considération. Les auteurs ont constaté que les valeurs propres initiales sont restées supérieures ou égales à 1 dans le cas de 5 facteurs. Les facteurs avec une valeur propre initiale inférieure à 1 sont instables et ont beaucoup moins de variabilité, ce qui s'explique par le fait que dans une ACP, les toutes premières composantes expliquent une large majorité de la variation dans les données d'origine. Les auteurs ont donc sélectionné ces cinq facteurs en utilisant une valeur seuil de 1 (figure 14). Ces cinq facteurs expliquent environ 69 % de la variation de l'ensemble de données d'origine.

Une part conséquente de la variabilité des 19 variables d'entrée que les auteurs avaient identifiées comme étant étroitement liées à la vulnérabilité sociale résultante est expliquée par 5 facteurs. Ces facteurs permettront de différencier les unités administratives considérées dans cette étude en fonction de leurs vulnérabilités sociales relatives telles que déterminées par les dimensions sous-jacentes des données. Le tableau 8 répertorie l'ensemble de ces cinq facteurs

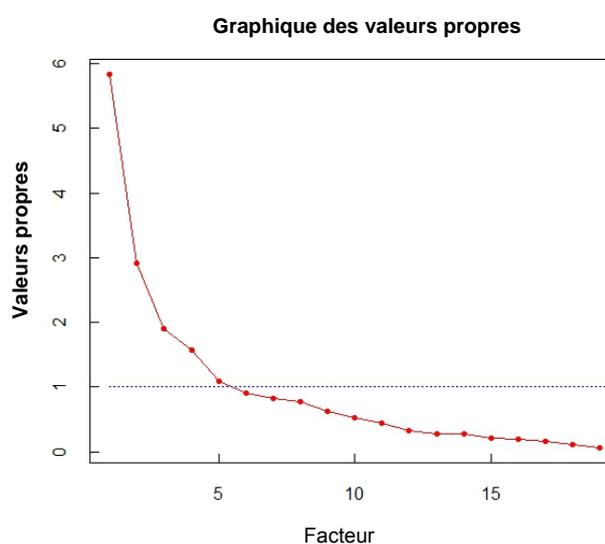


Figure 14 : Graphique des valeurs propres montrant les valeurs propres initiales et les facteurs obtenus à partir de l'ACP.

ainsi que le pourcentage de variation dans les données d'origine qui leur est associé, leurs variables de gouvernance et leurs corrélats significatifs dans les données d'origine. Après avoir examiné la nature et le sens de la corrélation de chaque facteur avec les variables individuelles dans les données d'origine, les auteurs ont déterminé la relation attendue avec la vulnérabilité sociale finale.

III. Résultats

Tableau 8 : Dimensions clés de la vulnérabilité sociale au Sénégal

Facteur	Interprétation de la composante	% de la variation expliquée	Variables de gouvernance	Coefficient de corrélation	Relation attendue avec la vulnérabilité sociale (sens de la corrélation)
1	Manque de ressources élémentaires et d'information	17 %	pct_skipped_meal_7days pct_information_stationary pct_skipped_care_12months pct_information_mobile	(-)0,91 0,79 (-)0,76 0,71	-
2	Population âgée	15,5 %	pct_elderly	(-)0,85	-
3	Handicaps	15 %	pct_difficulty_walking pct_difficulty_hearing pct_difficulty_vision pct_difficulty_memory	0,9 0,89 0,84 0,71	+
4	Pôles démographiques denses	15 %	pct_information_internet pop_density pct_rural	0,78 0,77 (-)0,71	+
5	Accroissement démographique dû aux migrations internes	6 %	pct_migration_internal	0,82	+

Manque de ressources élémentaires et d'information

Le premier facteur, qui explique la majeure partie de la variation entre les variables, a trait à la vulnérabilité sociale due à l'insécurité alimentaire, à l'accès aux ressources en matière de soins de santé et d'information provenant de sources fixes, comme la télévision ou la radio. Ce facteur est fortement corrélé avec la variable `pct_skipped_meal_7days` (le pourcentage de ménages où quelqu'un a dû sauter un repas dans la semaine écoulée en raison d'un manque de ressources). Plus le pourcentage de personnes sautant des repas du fait d'une indisponibilité de ressources est élevé, plus une région peut être vulnérable à des risques environnementaux tels que des inondations, ceux-ci risquant d'exacerber et de perturber la capacité à cultiver ou acheter des aliments. Deux autres variables dominantes expliquant ce facteur sont `pct_skipped_care_12months` (le pourcentage de ménages dont un membre n'a pas reçu de soins de santé au cours de l'année écoulée en raison d'un manque de ressources) et `pct_information_stationary` (le pourcentage de ménages ayant accès à une radio, une télévision ou un téléphone fixe).

L'accès à des soins de santé réguliers (Sané *et al.*, 2015) reflète une résilience plus importante de la population à l'égard des aléas naturels. En l'absence d'accessibilité à l'alimentation et aux soins de santé, la population est plus vulnérable socialement, d'autant plus qu'une catastrophe peut venir perturber l'accès aux médicaments, dont la demande peut être encore plus élevée pendant les périodes d'inondation en raison de nouvelles maladies qui peuvent émerger. Notre première variable facteur est négativement corrélée avec les variables `pct_skipped_meal_7days` et `pct_skipped_care_12months`, ce qui signifie qu'une valeur plus élevée de la variable facteur est associée à moins de repas sautés et de besoins de soins de santé ; et par conséquent, ce facteur est négativement associé à la vulnérabilité sociale résultante, ce qui signifie qu'une valeur plus élevée de la variable facteur est liée à une baisse de la vulnérabilité sociale. En plus de ces deux variables, la variable facteur est aussi positivement corrélée avec l'accès à l'information (Tschakert, 2007), ce qui reflète l'accroissement de la résilience de la population aux aléas environnementaux, dont les épisodes d'inondation, par exemple s'ils n'ont pas accès aux alertes inondation. Cela suggère qu'en général la population qui est par ailleurs privée d'accès à la nourriture et aux services de santé a toujours accès à des sources d'information. Les mêmes populations qui manquent d'un accès à l'information, ce qui peut être important dans les alertes précoces, peuvent également être en incapacité de stocker des ressources qui pourraient être utilisées en cas de catastrophe si elles ont du mal à satisfaire leurs besoins de base d'alimentation et de santé. Globalement, ce facteur variable explique 17 % de la variation dans les données.

Population âgée

Notre deuxième facteur explique 15,5 % de la variation dans les données. Notez que ce facteur est négativement corrélé ($\rho = -0,85$) avec la variable `pct_elderly` (le pourcentage de personnes ayant 45 ans ou plus). Dans l'ensemble, les personnes âgées sont plus sensibles aux risques environnementaux et ont une capacité d'adaptation générale moindre, ce qui les rend plus vulnérables aux catastrophes écologiques (Filiberto *et al.*, 2009). En Afrique plus particulièrement, le vieillissement est étroitement lié à une vulnérabilité accrue (Parmar *et al.*, 2014) en raison du taux élevé d'analphabétisme, d'emploi informel et de retraite précoce, en particulier dans les zones rurales. L'emploi informel, qui prédomine chez les femmes, ne fournit habituellement pas de mécanismes de pension. D'après (International Monetary Fund, 2010), seulement 17 % des personnes âgées en Afrique subsaharienne reçoivent une pension. Par conséquent, les auteurs s'attendent à ce qu'une valeur plus élevée de ce facteur soit associée à une plus faible vulnérabilité sociale.

En général, il y a plus de demande pour des installations médicales de la part des populations plus âgées (Maharaj, 2012) et la faible disponibilité de ces installations dans les pays pauvres tels que le Sénégal (Leye *et al.*, 2013) augmente le niveau de risque de ce groupe. Au Sénégal, le « Plan Sésame » a été instauré en 2006 pour réduire la vulnérabilité sociale (Mbaye *et al.*, 2012) et offre aux personnes âgées de plus de 60 ans une prise en charge médicale gratuite (Maharaj, 2012 ; Parmar *et al.*, 2014). Ces tendances constituent des éléments révélateurs supplémentaires de la forte vulnérabilité sociale des personnes âgées pendant les périodes d'inondation.

Handicaps

Un enfant africain sur dix souffre d'un handicap (Drame et Kamphoff, 2014). Les handicaps rendent les personnes vulnérables car ils peuvent constituer des obstacles à une participation ordinaire à l'éducation et à l'emploi. De plus, les handicaps augmentent le risque de perte lors d'épisodes d'inondations dans les pays pauvres où le gouvernement ne dispose pas d'assez de

capacités et de ressources pour prendre des mesures spéciales pour évacuer et préparer cette population. Néanmoins, plusieurs mesures ont été prises au Sénégal pour combler l'écart de niveaux d'éducation entre les personnes handicapées et les autres. Par exemple, le parlement sénégalais a adopté une loi d'orientation sociale en 2010 qui garantit le droit à une éducation gratuite, en milieu ordinaire et autant que possible dans des établissements proches de leur domicile, pour les enfants et adolescents handicapés (ACPF, 2011 ; Plessis et Reenen, 2011) ; toutefois, compte tenu de la pauvreté au Sénégal, cette vision d'une « éducation pour tous » demandera probablement un certain temps à entrer en vigueur et être mise en œuvre dans la pratique.

Notre variable facteur tient compte des handicaps liés à l'ouïe, à la mobilité et à la vision, et explique 15 % de la variation dans les données. Les variables `pct_difficulty_walking` et `pct_difficulty_hearing` (le pourcentage de personnes ayant une forte difficulté à marcher ou à monter des escaliers et de celles ayant une forte difficulté à entendre correctement, respectivement) sont les variables initiales dominantes dans la définition de cette variable facteur, suivies par `pct_difficulty_vision` et `pct_difficulty_memory` (le pourcentage de personnes ayant de grandes difficultés de vision et de mémoire / concentration, respectivement). Les quatre variables sont positivement corrélées avec la variable facteur, suggérant qu'une valeur plus élevée de la variable facteur est associée à un plus grand pourcentage de la population ayant les handicaps cités précédemment. Tout en tenant compte des conditions socio-économiques et politiques actuelles du pays, les personnes handicapées sont généralement plus sensibles aux aléas environnementaux parce qu'il peut leur être difficile de recevoir les instructions d'évacuation, de reconstituer rapidement leurs moyens de subsistance ou de profiter des programmes de secours et de se placer favorablement dans la course aux ressources. Pour ces raisons, les populations handicapées peuvent dans une certaine mesure avoir une capacité d'adaptation moindre, ce qui a pour résultat final de rendre ce groupe socialement plus vulnérable (Drame et Kamphoff, 2014). Cela suggère aussi qu'une valeur plus élevée de la variable facteur représente une vulnérabilité sociale plus élevée.

Pôles démographiques denses

Ce facteur décrit les pôles démographiques denses, à savoir des zones très connectées, et explique 15 % de la variation dans les données d'entrée. Les variables dominantes expliquant cette dimension de la vulnérabilité sont `pct_information_internet` (pourcentage des ménages ayant accès à un ordinateur et/ou Internet), `pct_rural` (pourcentage de personnes vivant dans une commune classée comme rurale) et `pop_density` (densité de population). Les variables `pct_information_internet` et `pop_density` présentent une coordonnée positive, indiquant que le facteur représente des zones de forte densité de population dotées d'une bonne connectivité internet. La variable `pct_rural` présente une coordonnée négative, ce qui renforce le fait que ce facteur porte sur des régions urbaines densément peuplées. Dans les régions à forte densité de population, l'exposition aux risques d'inondation serait plus élevée. Les zones urbaines caractérisées par une absence de planification urbaine ont une probabilité plus élevée d'occurrence d'une catastrophe associée à des inondations (Gencer, 2013 ; Mbow *et al.*, 2008 ; Sané *et al.*, 2015). Cela s'explique par le fait que ces zones sont également mal gérées et gouvernées en matière de politiques d'intégration des zones urbaines et rurales (Urban Habitat, 2014). Par exemple, à Dakar, l'augmentation du taux d'urbanisation a entraîné une augmentation des établissements informels, qui couvrent près de 30 % de la superficie urbaine. De plus, les zones urbaines non planifiées restent attrayantes pour les ménages à faible revenu ou les familles de migrants ruraux pauvres car elles sont caractérisées par des loyers ou des coûts liés au logement inférieurs, ce qui a pour effet de pousser ces populations à s'installer dans des zones exposées aux risques d'inondation (Maheu, 2012 ; Simon, 2010).

Enfin, la faible qualité des matériaux de construction, la médiocrité des réseaux de transport et le manque d'établissements de santé rendent ces régions d'autant plus vulnérables. Par exemple, les logements peuvent facilement s'effondrer, l'évacuation peut devenir difficile et souvent les épidémies qui se déclarent à la suite d'inondations ne sont pas gérées de manière adéquate. Par conséquent, ce facteur est positivement associé à la vulnérabilité sociale.

Outre l'explication donnée ci-dessus, il existe également un chevauchement entre la vulnérabilité et la pauvreté urbaine, comme cela est bien affirmé dans la littérature scientifique sur la vulnérabilité urbaine (Gencer, 2013). Néanmoins, tous les pauvres ne sont pas vulnérables aux catastrophes naturelles et souvent des individus relativement riches sont eux aussi vulnérables. Les aspects sociodémographiques ne déterminent pas intégralement la vulnérabilité résultante étant donné que les choix individuels peuvent être un moteur de développement communautaire et interagir avec les variables sociodémographiques générales.

Accroissement démographique dû aux migrations internes

Ce cinquième et dernier facteur décrit la vulnérabilité sociale d'une localité concernée par une migration importante (la migration d'un nombre important de personnes au cours de l'année écoulée). Ces migrants peuvent être aussi bien des membres de la famille revenant auprès des leurs, des parents éloignés en visite ou, plus généralement, de nouvelles familles arrivant dans la localité. Ce facteur explique 6 % de la variation dans les données avec un coefficient de corrélation de 0,82. Quand une communauté connaît une augmentation de l'afflux de migrants, elle peut perdre en stabilité et devenir plus exposée à différentes menaces telles que des risques professionnels liés à des métiers spécifiques et des maladies transmissibles, que les migrants véhiculent souvent (Kahn *et al.*, 2003). Une étude menée par Kane *et al.* (1993) a ainsi mis en évidence que 27 % des Sénégalais migrants de sexe masculin étaient séropositifs contre 1 % des non-migrants dans le même secteur. Ainsi, ce facteur affecte positivement la vulnérabilité sociale. D'un autre côté, les migrations peuvent représenter une augmentation des revenus non agricoles, avec des flux de trésorerie et une augmentation de la capacité d'adaptation qui contribuent à diversifier les revenus, et peuvent favoriser des investissements visant à réduire le niveau de risque.

IV. Le profil de vulnérabilité sociale du Sénégal

L'indice de vulnérabilité sociale (SoVI – *Social Vulnerability Index*) est généré pour le Sénégal au moyen d'une analyse factorielle en composantes principales sur dix-neuf indicateurs. Il est classé en quatre catégories : très faible, faible, élevé et très élevé. La figure 15 montre les caractéristiques spatiales de la vulnérabilité sociale au Sénégal que les auteurs ont identifiées. Sur les 122 arrondissements du Sénégal, l'indice de vulnérabilité sociale résultant révèle trente arrondissements comme étant les plus vulnérables sur un plan social, c'est-à-dire ayant un profil de vulnérabilité sociale très élevée (tableau 9). Au total, les auteurs ont constaté qu'environ 5 millions de personnes vivent dans des arrondissements qui ont un profil de vulnérabilité sociale très élevée.

Notre analyse a montré que les profils de vulnérabilité sociale très élevée au Sénégal étaient surtout concentrés dans les arrondissements de grandes villes tels que Dakar, Thiès, Kaolack, Ziguinchor notamment, ainsi que dans les arrondissements situés à proximité de ces villes. Au Sénégal, la population urbaine vivant dans les zones périurbaines a souvent été identifiée comme étant le groupe le plus vulnérable aux catastrophes naturelles. En raison de la répartition inégale des revenus et le fait que les principaux secteurs d'activité sont

principalement situés en ville, l'exode rural est un phénomène très courant au Sénégal. L'exode rural rapide et à grande échelle qui conduit à une expansion urbaine non planifiée a été identifié comme étant l'un des plus importants facteurs de changement dans l'hydrologie régionale, conduisant à des inondations dans des villes sénégalaises telles que Saint-Louis, Kaolack, Tambacounda et Dakar (Banque mondiale, 2012). En fait, les migrants venus de zones rurales pour s'installer en ville et qui vivent en périphérie de grandes villes ne bénéficient pas d'aménagements et d'infrastructures urbaines et sont souvent comptés parmi la population rurale ; Dakar est un bon exemple de ce phénomène avec plus de 30 % de population comptabilisée comme rurale. En outre, dans ces régions qui connaissent une urbanisation rapide, les changements de politiques ont souvent un train de retard sur le rythme de l'exode rural. Cette réponse politique poussive aux taux élevés de migration oblige la population migrante en provenance des zones rurales à finir par résider en périphérie des villes, dans des zones qui sont pour la plupart des zones de faible élévation sujettes aux inondations et où les constructions sont en principe interdites en conséquence. Progressivement, la population de migrants forme des quartiers urbains qui sont dépourvus de systèmes d'égouts et d'évacuation des eaux adéquats. Ces dynamiques complexes de migration et d'expansion urbaine ont conduit à une vulnérabilité sociale accrue de la population sénégalaise. Ce phénomène est parfaitement illustré par les fortes pluies de 2012, qui ont donné lieu à une importante catastrophe due à l'effet combiné du changement climatique et de la croissance urbaine anarchique. En substance, ce phénomène de constructions non planifiées et non organisées dans les zones périphériques de la ville a changé l'hydrologie à l'échelle régionale, entraînant l'obstruction de l'écoulement de l'eau vers l'océan.

Outre la forte vulnérabilité sociale des régions situées au sein des grandes villes ou à leur proximité, les auteurs ont identifié quelques arrondissements au centre, au nord et dans le sud-est du Sénégal ayant une très grande vulnérabilité sociale. Notre analyse approfondie des données suggère que les arrondissements au nord du pays sont des « points chauds » de populations en situation de handicap physique de différents types. Notre analyse ne permet cependant pas d'identifier la raison pour laquelle ces arrondissements ont une proportion relativement élevée de personnes ayant un handicap physique par rapport aux autres arrondissements. Néanmoins, en plus d'une proportion relativement plus importante de la population en situation de handicap, les auteurs ont identifié plusieurs arrondissements du centre, du nord et du sud-est du Sénégal ayant un manque d'accès à l'alimentation, aux soins de santé et à l'information, menant à des profils de vulnérabilité sociale très élevée. Les arrondissements du centre et du nord du pays en particulier ont cependant une population de personnes âgées plus élevée, celle-ci étant généralement plus vulnérable aux catastrophes naturelles. Une des caractéristiques fondamentales que ces arrondissements du centre, du nord et de l'est du pays que les auteurs ont caractérisé comme ayant une très forte vulnérabilité sociale ont en commun, est qu'ils partagent des caractéristiques essentiellement rurales. Dans plusieurs de ces arrondissements, l'agriculture est la principale source de travail. La littérature scientifique suggère que les inondations au Sénégal ont gravement affecté l'agriculture et donc la subsistance de la population (ACAPS, 2016).

Figure 15 : Profil de vulnérabilité sociale du Sénégal généré à l'aide d'une analyse factorielle de quelques indicateurs choisis de vulnérabilité sociale. Quelques villes ont été localisées sur la carte à titre indicatif.

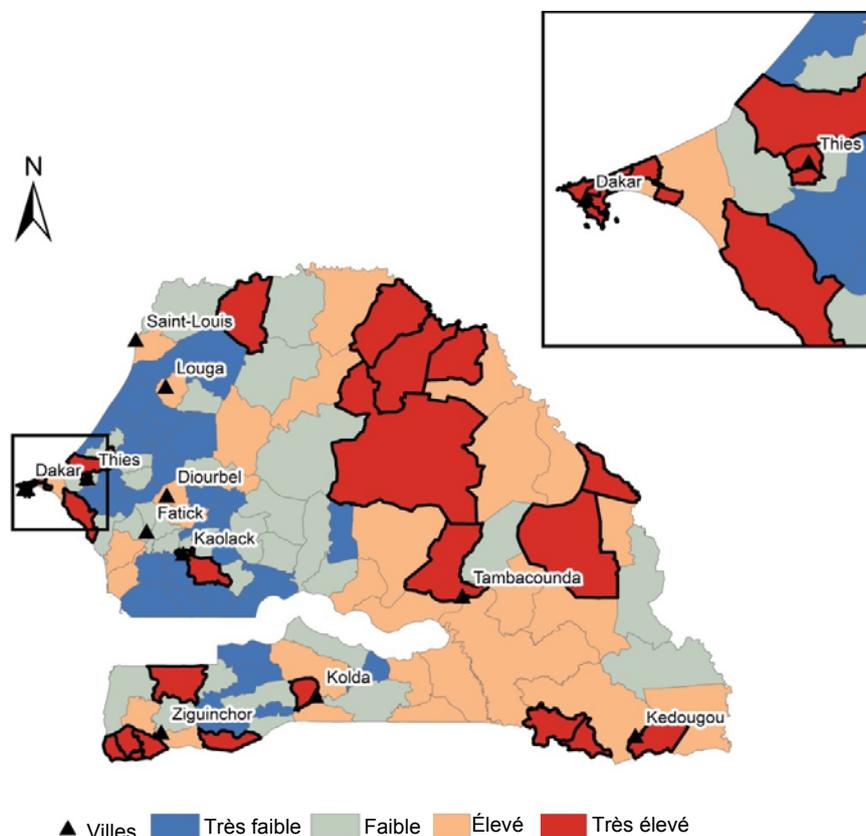


Tableau 9 : Les 30 arrondissements les plus vulnérables sur le plan social.

S. N°	Région	Arrondissement	Population estimée (2015)
1	Dakar	Almadies	290 100
2	Dakar	Dakar Plateau	358 000
3	Dakar	Grand Dakar	342 400
4	Dakar	Parcelles Assainies	447 600
5	Dakar	Guediawaye	496 900
6	Dakar	Niayes	238 900
7	Dakar	Pikine Dagoudane	421 800
8	Dakar	Rufisque	217 600

9	Kédougou	Fongolimbi	17 600
10	Kédougou	Dakately	7 900
11	Kédougou	Dar Salam	14 600
12	Kaolack	Koumbal	337 200
13	Kolda	Sare Bidji	88 700
14	Matam	Agnam Civol	79 300
15	Matam	Velingara	68 900
16	Sédhiou	Djibanar	107 600
17	Saint-Louis	Mbane	88 500
18	Saint-Louis	Cas-Cas	128 200
19	Saint-Louis	Saldé	93 100
20	Tambacounda	Moudéry	98 600
21	Tambacounda	Boynguel Bamba	45 000
22	Tambacounda	Koussanar	48 800
23	Thiès	Sindia	412 800
24	Thiès	Thiès Nord	135 800
25	Thiès	Thiès Sud	149 900
26	Thiès	Pambal	126 200
27	Ziguinchor	Sindian	58 100
28	Ziguinchor	Kabrousse	18 000
29	Ziguinchor	Loudia Ouolof	24 000
30	Ziguinchor	Nyassia	16 900

V. Limites des données

Si la réduction de dimension dans ce rapport a été très fructueuse, les conclusions que les auteurs peuvent apporter à partir des résultats sont limitées pour plusieurs raisons. La sélection de variables est sans doute la partie la plus importante d'une approche factorielle en composantes principales. Les données utilisées dans un indice de vulnérabilité sociale doivent être actuelles, robustes et qualitativement vérifiées par des experts. De même, les résultats doivent être interprétés et utilisés sur la base d'une connaissance intime de la région et en gardant à l'esprit les limites statistiques des données.

Il pourrait y avoir des dimensions importantes de vulnérabilité qui n'ont pas été représentées comme des variables dans les données disponibles. Les auteurs soupçonnent que ces variables omises pourraient revêtir une certaine importance en matière de vulnérabilité sociale au Sénégal et dans d'autres contextes. Il y a très probablement plus d'aspects dont les auteurs ne sont pas conscients mais qui sont néanmoins critiques pour la vulnérabilité sociale dans la région. Cependant, avec le caractère exhaustif des données disponibles, l'ensemble des aspects et dimensions principales de la vulnérabilité sociale ont été intégrés.

Au-delà de ces considérations sur les données, il est essentiel de noter qu'une ACP ne constitue pas un modèle statistique prédictif. Les résultats présentés ici décrivent les regroupements naturels des variables d'entrée dans le modèle et n'ont pas fait l'objet d'une validation externe avec des données sur l'issue des catastrophes en termes statistiques. Ce point essentiel renforce cependant l'importance de la sélection de variables dans cette approche de la vulnérabilité sociale. Encore une fois, la qualité du modèle repose sur celles des variables en entrée et le modèle ne fait que décrire l'information qu'il reçoit.

VI. Recommandations d'application et perspectives de recherche

Des multiples façons qu'il y aurait d'améliorer la compréhension scientifique de la vulnérabilité sociale, la plus importante est l'intégration de données en entrée en plus grand nombre et replacées dans leur contexte local. Les auteurs expliquent dans l'introduction de cette section une grande partie des facteurs qui font que les communautés vulnérables diffèrent largement entre différents contextes culturels, politiques et autres, ainsi qu'à différentes étapes du cycle de gestion des catastrophes. Un grand nombre de ces différences et des variables qu'il serait par conséquent nécessaire d'inclure dans toute évaluation de la vulnérabilité sociale ne pourront être détectées qu'au moyen de connaissances locales. Par exemple, ce qui est considéré comme constituant un revenu relativement faible varie d'une communauté à l'autre ainsi que dans le temps. En outre, la culture exerce une forte influence sur la perception du risque et requiert une analyse nuancée et profondément ancrée dans le contexte local, ce qui exige souvent une étude qualitative (Adger *et al.*, 2013).

Les variables d'un indice de vulnérabilité sociale doivent être construites et analysées en collaboration ou en consultation avec les scientifiques, praticiens ou membres des communautés locales. Les auteurs recommandent de mener à bien une revue de la littérature particulièrement approfondie sur la région, ou sur le Sénégal en général, qui soit menée en collaboration avec des organisations ou des groupes tels que des équipes locales de praticiens du développement, les pouvoirs publics et les ONG.

Pour couvrir l'ensemble complet des indicateurs, les auteurs devront certainement inclure des informations de terrain issues d'enquêtes nationales classiques et y intégrer des options de *big data* telles que les données de la téléphonie cellulaire afin de fournir des renseignements qui ne peuvent être tirés du recensement. Cela pourrait ajouter une dimension temporelle qui permettrait aux auteurs d'évaluer les changements de vulnérabilité d'une saison sur l'autre, voire sur une base horaire. Cela pourrait peut-être permettre d'aboutir à une résolution spatiale plus fine et de dégager des dimensions additionnelles, telles que la cohésion sociale.

Nous recommandons également l'exploration d'autres modèles d'évaluation. En premier lieu, d'autres techniques statistiques, telles que d'autres méthodes de réduction des données et modèles de prévision, pourraient s'avérer utiles. L'utilisation de modèles issus d'analyses de régression constitue la prochaine frontière dans l'analyse de la vulnérabilité sociale (Fekete,

2009) parce que cela permettrait de s'assurer que les modèles décrivent bien une réalité extérieure des catastrophes naturelles plutôt que de ne faire qu'interpréter les caractéristiques des données d'entrée. Les auteurs ont élaboré un modèle de ce type pour les États-Unis pour la période 2008-2012. Ce modèle n'a pas été créé aux fins de ce rapport pour deux raisons : 1) l'approche n'a pas été suffisamment développée et vérifiée dans la littérature scientifique pour pouvoir l'appliquer à la vulnérabilité sociale, et 2) les auteurs ne disposaient pas des données géospatiales sur les dommages nécessaires pour construire un tel modèle lorsque cette analyse a été réalisée.

Pour finir, les deux autres pistes essentielles qui permettraient de poursuivre l'analyse de la vulnérabilité sont : 1) la détermination de l'échelle d'analyse adéquate, et 2) l'exploration d'applications actualisées ou même en temps réel de l'analyse de la vulnérabilité. Si la conduite d'analyses quantitatives de la vulnérabilité sociale à plus haute résolution spatiale offre un nouvel éclairage sur les conditions sociales qui conduisent à la vulnérabilité, l'échelle géographique à laquelle ces nouveaux résultats sont les plus concrets reste un champ de recherche largement inexploré. Les auteurs recommandent l'utilisation de variogrammes expérimentaux ou d'autres techniques d'analyses de sensibilité afin de déterminer les domaines dans lesquels les données sont les plus différentes.

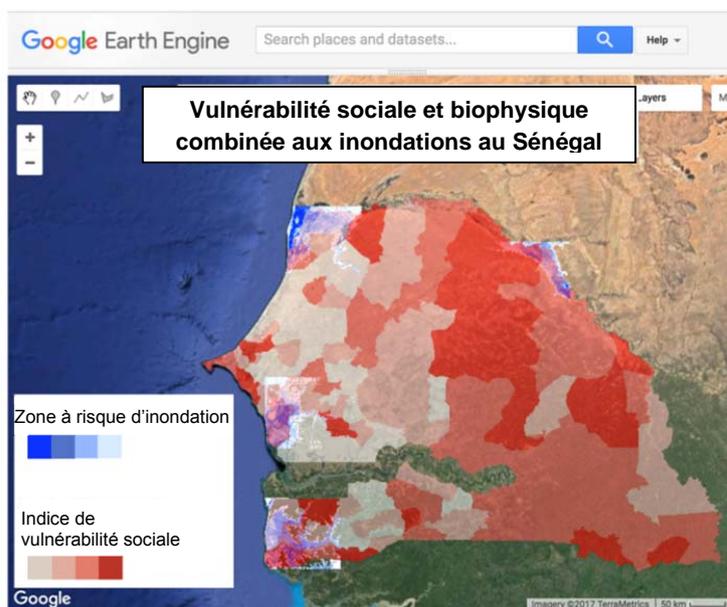
Malgré ses limites conceptuelles et scientifiques, l'intégration de la dimension sociale des aléas dans le cycle de gestion des catastrophes est nécessaire pour que la planification des urgences et les interventions d'urgence soient une franche réussite (National Academy of Sciences, 2012). Les indices peuvent contribuer à réduire les risques sociaux des populations avant qu'une catastrophe ne survienne dès lors qu'ils sont convenablement intégrés dans la planification et les interventions. Une fois entièrement mis au point, ils peuvent identifier les zones qui ont le plus besoin d'assistance lorsqu'une catastrophe frappe. L'indice approprié peut également suggérer les zones qui ont le plus besoin d'aide pour se relever suite à une catastrophe en sachant quelles communautés avaient une faible capacité à faire face avant la catastrophe et leur lieu géographique. Une version validée et pleinement opérationnelle du modèle présenté ici peut servir à ces fins.

Enfin, il existe quelques façons de personnaliser l'évaluation de la vulnérabilité sociale à travers le modèle en fonction des besoins des utilisateurs et de leurs intérêts. Certaines décisions importantes concernent les variables à inclure, l'interprétation précise des facteurs identifiés et la pondération appropriée des facteurs dans le calcul des scores finaux de vulnérabilité sociale. Ces décisions peuvent se faire grâce à la consultation d'experts et l'intégration de méthodologies de prise de décisions (Saaty, 2008).

4. La vulnérabilité sociale et biophysique combinée (« sociophysique ») au Sénégal

Comme expliqué précédemment, les auteurs ont testé notre approche basée sur l'apprentissage automatique pour élucider les profils spatiaux du risque biophysique dans un certain nombre de vallées fluviales présélectionnées. En fait, 33 arrondissements chevauchent les vallées fluviales des fleuves Sénégal, Saloum et Casamance pour lesquels les auteurs ont évalué les profils de risque biophysique. Nos résultats ont montré que plusieurs de ces vallées comportent des risques biophysiques élevés. Plus précisément, il existe une population exposée au risque d'inondation plus importante dans les régions de Matam, de Ziguinchor, de Fatick et de Saint-Louis. Les résultats de nos évaluations de la vulnérabilité sociale suggèrent que des arrondissements de ces régions ont une très forte vulnérabilité sociale (tableau 10). C'est le cas par exemple des arrondissements de Sindian, Kabrousse, Loudia Ouolof et Nyassia dans la région de Ziguinchor. De même, l'arrondissement de Agnam Civol, dans la région de Matam, a une très grande vulnérabilité sociale. Il existe aussi des arrondissements qui ont des risques biophysiques élevés mais également une vulnérabilité sociale élevée (plutôt qu'une vulnérabilité sociale très élevée). C'est le cas par exemple des arrondissements de Ogo, de Rao et de Tendouck (ainsi que de Niaguis), respectivement dans les régions de Matam, de Saint-Louis et de Ziguinchor, qui ont une vulnérabilité sociale élevée.

Figure 16 : La carte de la vulnérabilité sociale et biophysique combinée (« sociophysique ») des cinq bassins versants tests du Sénégal.



Bien que ces résultats préliminaires soient encourageants en termes d'identification des régions à haut risque biophysique et à vulnérabilité sociale élevée, une évaluation nationale complète des profils de risque biophysique de l'ensemble du pays serait nécessaire pour apporter un éclairage sur la vulnérabilité sociale et les profils de risque biophysique d'inondation du pays. Par conséquent, une prochaine étape clé consiste à renforcer l'approche basée sur l'apprentissage automatique pour délimiter les risques biophysiques à l'inondation sur

4. La vulnérabilité sociale et biophysique combinée (« sociophysique ») au Sénégal

l'ensemble du pays. Cela permettra de dégager une évaluation combinée des risques alimentaires et de vulnérabilité sociale à l'échelle du pays. Les arrondissements les plus vulnérables au sein des zones à risque d'inondation des bassins versants du Sénégal analysées dans ce rapport sont présentés dans le tableau 10. La carte du Sénégal de la figure 16 montre la vulnérabilité sociale et biophysique combinée (« sociophysique ») aux inondations au Sénégal pour les bassins versants modélisés.

Tableau 10 : Profils de vulnérabilité sociale des quelques arrondissements où a été mise en œuvre l'approche utilisant l'apprentissage automatique pour estimer les risques d'inondation.

Région	Département	Arrondissement	Vulnérabilité sociale
Sédhiou	Sédhiou	Djibabouya	Très basse
Sédhiou	Sédhiou	Djiredji	Très basse
Fatick	Fatick	Ndiob	Basse
Kaolack	Kaolack	Ngothie	Basse
Saint-Louis	Dagana	Ndiaye Mberess	Basse
Sédhiou	Boukiling	Bona	Basse
Ziguinchor	Bignona	Tenghory	Basse
Matam	Matam	Ogo	Élevée
Saint-Louis	Saint-Louis	Rao	Élevée
Ziguinchor	Bignona	Tendouck	Élevée
Ziguinchor	Ziguinchor	Niaguis	Élevée
Kaolack	Kaolack	Koumbal	Très élevée
Matam	Matam	Agnam Civol	Très élevée
Sédhiou	Goudomp	Djibanar	Très élevée
Ziguinchor	Bignona	Sindian	Très élevée
Ziguinchor	Oussouye	Cabrousse	Très élevée
Ziguinchor	Oussouye	Loudia Ouolof	Très élevée
Ziguinchor	Ziguinchor	Nyassia	Très élevée

5. L'engagement participatif pour la résilience aux inondations : comment arriver à impliquer la population sénégalaise dans les évaluations

Ce chapitre expose une méthodologie détaillée pour mobiliser les parties prenantes en vue de développer davantage l'évaluation de la vulnérabilité aux inondations décrites dans les chapitres précédents. L'évaluation de la vulnérabilité aux inondations a été réalisée à distance et tirée d'ensembles de données relevées à distance à l'échelle globale ou nationale. Cependant, des programmes internationaux de développement et de réduction des risques de catastrophe ont mis en évidence que faire participer les populations locales aux évaluations de vulnérabilité et aux évaluations scientifiques peut s'avérer crucial pour améliorer le degré de précision des évaluations en question en plus de provoquer des bénéfices accessoires en termes de résilience pour les collectivités engagées. Faire participer les populations locales à l'évaluation des risques peut conduire à des programmes d'intervention et de réponse aux catastrophes plus pérennes qui répondent aux besoins de la communauté en question.

Une fois mise en œuvre, la mobilisation des parties prenantes améliore la précision, la perception et la robustesse des données scientifiques utilisées dans le cadre d'évaluations de la vulnérabilité. Les parties prenantes au niveau local peuvent fournir aux chercheurs une compréhension plus fine de l'extension locale des inondations et de quelles localités sont les plus exposées au risque d'inondation. Par ce processus, les chercheurs peuvent aussi découvrir des informations additionnelles pouvant s'avérer utiles dans le cadre de l'évaluation et la prévision de la vulnérabilité aux inondations du pays. Deuxièmement, au-delà de l'amélioration de la qualité des données scientifiques, la participation des parties prenantes peut accroître le niveau de préparation des communautés concernées en les sensibilisant aux facteurs de risque et en travaillant sur la pérennité des politiques de prévention et de gestion des catastrophes et des investissements d'infrastructure.

L'engagement proposé ici est conçu pour impliquer de manière participative les parties prenantes à l'échelle communautaire tout au long du processus d'évaluation de la vulnérabilité afin de vérifier l'emplacement des inondations historiques, de mener à bien une « validation de terrain » de l'évaluation de la vulnérabilité sociale et de renforcer la fidélité des analyses des inondations physiques fondées sur l'apprentissage automatique. Ce faisant, les interactions proposées ici viendront renforcer la résilience des communautés concernées et préparer le terrain pour des processus de prise de décision plus inclusifs entre les groupes de parties prenantes pertinentes au niveau national et international tels que les banques de développement, les gouvernements et d'autres communautés vulnérables.

I. Introduction

Nous définissons comme *parties prenantes* les personnes ou groupes qui peuvent affecter ou être affectés par les activités d'une organisation ou d'un projet (R. K. Mitchell, Agle et Wood, 1997). Dans le cadre de cette étude sur la vulnérabilité aux inondations au Sénégal, les parties prenantes sont définies comme étant les acteurs qui contribueront ou qui bénéficieront de la cartographie des inondations décrite dans les chapitres précédents.

Il y a de nombreux exemples de cas de la façon dont la qualité et les résultats de planification environnementale, de réduction des risques de catastrophe et de projets d'aide ou de développement internationaux ont été améliorés par l'inclusion de parties prenantes à la prise de décisions (Beierle, 2002 ; CARRI, 2013 ; Chambers, 1994 ; IIED, 2016 ; Pandey et Okazaki, s.d. ; Pretty, Guijt, Thompson et Scoones, 1995). La méthodologie décrite dans ce chapitre s'appuie sur les succès et les défis dans le secteur afin de fournir des renseignements généraux et des orientations stratégiques en matière de science participative au sein des évaluations de vulnérabilité décrites dans ce rapport.

La théorie des parties prenantes est historiquement ancrée dans de nombreuses disciplines, dont la planification urbaine, le développement international, les communications et le monde des affaires (R. K. Mitchell *et al.*, 1997). C'est pourquoi l'engagement des parties prenantes revêt de multiples définitions. La Banque mondiale définit le *dialogue avec les parties prenantes* comme le processus « *d'établissement et de maintien d'une relation ouverte et constructive avec les parties prenantes afin de faciliter et d'améliorer la gestion d'une entreprise ou d'un projet de ses activités, y compris ses risques et impacts environnementaux et sociaux* » (Banque mondiale, s.d.). Quelle que soit la définition utilisée, le terme de dialogue avec les parties prenantes est devenu une référence englobant de nombreux processus dont l'identification et l'analyse des parties prenantes, les activités de promotion auprès des parties prenantes, la communication avec celles-ci, leur consultation et le développement de partenariats, sans toutefois s'y limiter (International Finance Corporation, 2007).

Dialoguer avec les parties prenantes nécessite d'abord de comprendre qui sont ces parties prenantes et quelle est la meilleure façon de les impliquer dans le processus du projet. Grâce à *l'identification et à l'analyse des parties prenantes*, un chef d'entreprise ou le chef de projet cherche à comprendre quels individus ou groupes sont concernés par le projet en question ou ont des intérêts particuliers, et ce qui pousse ces parties prenantes ou autres à l'action. La compréhension de ce paysage peut aider les équipes projet à dialoguer de manière proactive avec les groupes de parties prenantes ou mieux comprendre le contexte du projet et les risques d'échec grâce à leurs activités d'ouverture.

Dans le développement international et la réduction des risques de catastrophe, l'analyse des parties prenantes est souvent une première étape utile dans le processus de proposition de projets et peut constituer ultérieurement une partie essentielle de toutes les interactions intervenant dans le cadre du projet au niveau local (ODI, s.d.). La méthodologie de l'engagement décrite dans ce chapitre utilise principalement des exemples issus du développement international, même s'il y a de précieuses leçons et principes à tirer d'autres disciplines.

Dans un contexte de développement international, on parle souvent de *dialogue avec les parties prenantes* pour qualifier les processus d'engagement des parties prenantes. Les processus participatifs de dialogue avec les parties prenantes cherchent à aller bien au-delà de l'analyse des parties prenantes externes qui détermine les risques potentiels et implique la communauté dans le projet lui-même. Ces pratiques mettent fortement l'accent sur les connaissances locales et impliquent d'avoir des informations qui vont dans les deux sens : plutôt que de simplement présenter des informations au sujet d'un projet à un public connu, l'agence de développement ou de mise en œuvre est également à son écoute (GTZ, 2007, p. 9). Un tel dialogue contribue à faire en sorte que les objectifs restent pertinents pour les bénéficiaires et aident au renforcement des capacités ou à la formation ; ces deux éléments peuvent s'avérer essentiels pour l'adoption et la réussite du projet à long terme. En outre, impliquer les individus dans un processus de

projet est une façon de faire en sorte qu'ils se l'approprient davantage et de démocratiser les résultats (Tschakert, 2007).

Les processus qui encouragent la participation des parties prenantes sont depuis longtemps au cœur du développement international. Cependant, la qualité des décisions prises en faisant participer les parties prenantes est fortement dépendante de la nature des processus ou méthodes qui y mènent (Reed, 2008). En matière de développement international, les approches ayant trait à la participation des parties prenantes ont évolué au fil du temps, passant d'un travail essentiellement de sensibilisation au sujet des projets à la fin des années 1960 à l'intégration de perspectives locales dans la collecte de données et la planification dans les années 1970 à l'encouragement à la participation des parties prenantes du début jusqu'à la fin des projets (Reed, 2008, p. 2418). Les évaluations rurales rapides (ERR) et les diagnostics ruraux participatifs (PRA) constituent une évolution importante du dialogue participatif. Ces approches visent à intégrer les connaissances et les opinions des populations rurales dans la planification et la gestion de projets et programmes de développement. IEED (Institute of International Environment and Development) and IDS (Institute of Development Studies) ont été parmi les premiers auteurs collaborant sur des cadres d'orientations et des méthodologies pour les ERR et les PRA dans les années 1980 et 1990 (Chambers, 1994 ; IIED, 2016 ; Pretty *et al.*, 1995). Ces méthodologies construites dans une lignée militante et sur la base d'une tradition d'anthropologie ont évolué vers des systèmes de recherche-action participative (RAP) qui sont de plus en plus courants dans le monde du développement et qui se sont adaptés au fil du temps pour relever des défis thématiques particuliers, tels que l'adaptation aux changements climatiques à l'échelle des localités (IIED, 2016).

De nombreux organismes de développement ont mis au point des boîtes à outils comportant des énoncés des meilleures pratiques et des activités de dialogue participatif avec les parties prenantes. Ces boîtes à outils fournissent des conseils et activités pour l'animation qui ambitionnent de garder le développement d'activités inclusives et « axées sur les humains » ou mettant l'accent sur les besoins des communautés bénéficiaires plutôt que sur un agenda préétabli (GTZ, 2007 ; ideo.org, 2015 ; Pretty *et al.*, 1995 ; Tekman, Hassapi, Chrysostomou, Konnaris et Neophytou, 2012). Les activités de dialogue participatif avec les parties prenantes comprennent la planification participative (pour inclure la cartographie communautaire et les budgets participatifs), des techniques d'enquête et d'entretien et des jeux éducatifs (ideo.org, 2015 ; Pretty *et al.*, 1995).

Par exemple, la boîte à outils ideo.org fournit des méthodologies spécifiques pour la collecte d'informations de façon collaborative et inclusive dans le contexte des communautés du monde en développement. Elles donnent un aperçu des façons d'inviter et d'inclure des gens de toute une communauté, ainsi que des techniques spécifiques d'entretien pour des contextes de groupe (ideo.org, 2015). À mesure que la technologie évolue et que les technologies mobiles sont de plus en plus disponibles dans les zones rurales, les méthodes de participation changent rapidement et intègrent désormais souvent des outils d'enquête numérique et des appareils GPS et tirent parti de l'utilisation des réseaux cellulaires (Gordon, Schirra et Hollander, 2011). Par exemple, le projet de cartographie mobile du Programme alimentaire mondial utilise des SMS et des centres d'appels pour recueillir des données sur la sécurité alimentaire dans les régions éloignées *via* le réseau téléphonique existant. En utilisant cette méthode, le PAM a pu recueillir 100 000 questionnaires en 2015 (Bauer, Attia et Clough, 2016).

Dans la communauté scientifique, il existe une méthode participative d'engagement des intervenants : les sciences citoyennes. Aussi appelées sciences participatives, celles-ci consistent en l'implication de citoyens dans des programmes scientifiques en tant que

chercheurs (Conrad et Hilchey, 2010). Cette inclusion de personnes qui n'ont pas nécessairement de formation scientifique dans la collecte de données et des travaux de recherche pourrait démocratiser les processus scientifiques, responsabiliser les institutions publiques et les entreprises et également augmenter la portée des équipes de recherche ou leur capacité à recueillir des données (Conrad et Hilchey, 2010). Les sciences citoyennes peuvent consister soit en des contributions citoyennes, à des études scientifiques en cours ou en du travail scientifique entrepris et mené à son terme par des non-professionnels (Kruger et Shannon, 2000).

Aussi bien dans le domaine des sciences sociales que des sciences physiques, le « crowdsourcing », c'est-à-dire le fait de collecter des données *via* un grand nombre de non-spécialistes par le biais de sondages, en ligne ou par d'autres moyens, est souvent utilisé comme terme général qui recouvre les pratiques des sciences citoyennes (Lauriault et Mooney, 2014). En raison de sa capacité à passer la collecte de données et de retours d'information à l'échelle supérieure, le « crowdsourcing » peut être une technique utile pour recueillir rapidement de grandes quantités de données. Par exemple, le Tweet Earthquake Dispatch de l'US Geological Survey utilise des données « crowdsourcées » prenant la forme de messages publiés sur Twitter pour suivre les répliques de séismes majeurs en temps réel ("Federal Crowdsourcing and Citizen Science Toolkit", s.d. ; USGS, s.d.).

La réduction des risques de catastrophe est « *Le concept et la pratique de la réduction des risques de catastrophe à travers des efforts systématiques pour analyser et gérer leurs facteurs et leurs causes* » (UNISDR, s.d.). Ce rapport se concentre sur le processus de réduction des risques de catastrophe, des analyses de vulnérabilité aux fins de préparation des communautés et des économies aux catastrophes. La participation publique de parties prenantes à la planification de la réduction des risques de catastrophe est tout particulièrement déterminante pour la préparation et la planification de long terme aux crises.

L'intégration des parties prenantes dans les processus de réduction des risques de catastrophe que soit par le biais du « crowdsourcing » ou d'ateliers en présentiel comporte plusieurs avantages. Tout d'abord, l'on donne la parole aux communautés exposées au risque de catastrophe naturelle (Tschakert, 2007, p. 382). Deuxièmement, lors des analyses de vulnérabilité, le fait d'établir un dialogue précoce et fréquent avec les populations locales peut aider à mieux incorporer les connaissances locales, à contextualiser l'analyse et à assurer la fidélité des variables de contribution. En outre, cette implication peut également renseigner les membres d'une communauté et accroître leur résilience en les rendant plus conscients des risques. Enfin, faire participer les parties prenantes peut contribuer à la réussite durable d'éventuelles interventions puisque cela crée des opportunités pour travailler au renforcement des capacités et à la formation des intervenants au cours du projet afin de s'assurer que le suivi peut être réalisé localement (CARRI, 2013, p. 3 ; GTZ, 2007, p. 5).

Au-delà de l'implication des parties prenantes, il est important de réfléchir aux parties prenantes impliquées. « Accorder la priorité aux vulnérables » et notamment aux groupes démographiques tels que les différentes minorités, les femmes, les jeunes, ou d'autres groupes de personnes qui ne font pas nécessairement partie d'un processus conventionnel de planification des risques de catastrophe ou des plans de développement urbains, ce qui peut contribuer à accroître la capacité d'adaptation des communautés et augmenter leur résilience au fil du temps (Paavola et Adger, 2006). En effet, certains pensent que l'objectif premier de toute intervention participative est l'engagement des intervenants devrait être d'inclure autant de différentes parties prenantes/groupes d'intervenants que possible afin d'atteindre et d'entendre les collectivités qui n'ont souvent pas de voix dans les prises de décisions ou les processus de gouvernance (Reed,

2008). Cette inclusion peut aider à assurer que ces populations sont prises en compte dans les actions qui sont prévues pour réduire le risque de catastrophe (telles que les plans d'évacuation, l'amélioration des infrastructures, etc.). En outre, cette inclusion, et le renforcement des capacités qui en résulte, peut donner aux personnes et aux communautés vulnérables les compétences nécessaires pour répondre aux catastrophes elles-mêmes, réduisant ainsi le nombre de décès lorsque des événements se produisent effectivement (Pandey et Okazaki, s.d.).

Cependant, il est difficile d'être parfaitement inclusifs en matière de dialogue participatif avec les parties prenantes, surtout lorsque les projets sont gérés par des tiers. Ces défis sont patents dans le cas du travail de Mercy Corps au Népal, où les hommes ont été systématiquement les seuls à se présenter aux réunions communautaires de planification des catastrophes. Cela signifie que les « moins nécessiteux », les hommes, étaient les plus conscients de ce qu'il leur faut faire en cas de catastrophe, alors que les personnes à charge telles que les femmes et les enfants n'étaient pas suffisamment renseignées sur les protocoles d'intervention en cas de catastrophe ou d'évacuation et leurs besoins n'ont pas été exprimés lors de l'élaboration de plans catastrophe. L'organisation a dû faire preuve de plus de créativité dans ses activités d'ouverture, et a eu recours à des spectacles de rue pour faire en sorte que les femmes et les enfants de la communauté soient pris en compte dans les activités de sensibilisation aux risques (Nepali Red Cross, 2009). Comme on le verra ici, afin d'être réalistes dans l'opérationnalisation de processus participatif de dialogue avec les communautés vulnérables, il est nécessaire de considérer les dimensions éthiques, les normes culturelles et en matière de genre, et la capacité des organismes en charge de la mise en œuvre.

II. Le dialogue participatif pour la résilience des inondations dans le contexte du Sénégal

Comme indiqué dans les sections précédentes du présent rapport, les inondations au Sénégal sont fréquentes et destructrices. Pourtant, au Sénégal et dans l'ensemble du Sahel, les sécheresses sont beaucoup plus préoccupantes pour de nombreux dirigeants locaux que les inondations. Cette situation a conduit à des lacunes en matière d'information et de réponse politique sur la question des inondations (Tschakert *et al.*, 2010). De plus, de nombreuses communautés ne sont pas en mesure de réagir et de se protéger lorsque les épisodes d'inondation se produisent. Le reste de ce chapitre décrit un processus de dialogue participatif des parties prenantes conçu spécifiquement pour l'évaluation de la vulnérabilité aux inondations au Sénégal.

À la suite des inondations extrêmes de 2009, le gouvernement du Sénégal a créé son premier plan antisinistre suite à l'évaluation des besoins post-catastrophe qui a été menée avec le soutien de la communauté internationale et financée par la Banque mondiale (Banque mondiale, 2014). Les actions prioritaires énoncées dans le rapport comprennent : la création d'infrastructures pour répondre aux inondations urbaines à Dakar et la préparation d'un plan directeur pour la gestion des eaux pluviales et la prévention et l'atténuation des catastrophes naturelles au moyen de a) l'élaboration d'un plan de développement urbain contenant la cartographie des risques d'inondation, b) le renforcement de la gestion des risques d'inondation, et c) l'éducation des communautés concernées. Ce plan pour l'éducation et des activités d'ouverture s'inscrit dans le cadre des efforts du Sénégal pour créer une culture de « préparation proactive » (Banque mondiale, 2012). Ce plan témoigne d'un intérêt à l'approche des communautés au sujet des inondations, mais n'aborde pas de façon explicite la question de la détermination de leurs besoins concernant les inondations.

En 2012, de nouvelles inondations ont inspiré d'autres approches de gestion des risques d'inondation et le gouvernement a lancé une version révisée du programme décennal de gestion des inondations. Ce nouveau programme visait à impliquer les autorités locales dans les processus de planification mais ne mentionne pas explicitement la participation de citoyens locaux (Banque mondiale, 2014). À l'automne 2016, des inondations exceptionnelles ont à nouveau dévasté le Sénégal. En dehors des grands centres urbains, dans la partie centrale du pays, les inondations ont mis en évidence un manque de systèmes de communication et d'alerte disponibles ainsi qu'une sensibilisation ou une capacité à réagir aux inondations insuffisantes (Trust.org, 2016). De toute évidence, et malgré les efforts de planification, il reste aujourd'hui un chaînon manquant entre la capacité de réaction locale et les mesures prises à l'échelle du gouvernement.

Les principales ONG opérant dans le secteur aident à combler cette lacune, à renforcer les capacités locales et à faire participer les citoyens à la gestion du risque inondation et à l'amélioration de leur capacité de réaction face à celui-ci. BRACED (Building Resilience and Adaptation to Climate Extremes and Disasters) a un programme intitulé « Vivre avec l'eau » qui aide les Sénégalais urbains à s'adapter en toute sécurité aux situations d'inondation et même à utiliser l'eau pour développer leurs moyens de subsistance en lançant de petites entreprises agricoles (BRACED, 2016). Le dialogue participatif que les auteurs proposent pour venir appuyer notre évaluation de la vulnérabilité aux inondations s'efforcerait également de combler cette lacune dans le domaine des politiques publiques en s'efforçant de connecter les gens avec des données pour les aider à exprimer leur voix dans le cadre des décisions prises en matière de résilience aux inondations.

Afin d'assurer que Cloud to Street utilise les meilleures données sur les risques physiques et sociaux, il est nécessaire de dialoguer avec les parties prenantes à travers la zone qui est en train d'être cartographiée au Sénégal. La détermination de l'extension et de la fréquence des épisodes d'inondation au Sénégal n'est le seul élément essentiel dont ont besoin les pouvoirs publics, les ONG et les autres entités faisant de la planification pour leur prise de décision ; il est également critique que ces décideurs comprennent la manière dont les individus réagissent aux inondations et sont vulnérables du fait de leur position sociale. En outre, comme décrit au chapitre 3, les inondations au Sénégal n'affectent pas toutes les localités de la même manière. Pour comprendre pleinement le risque d'inondation, il est essentiel d'analyser à la fois les risques sociaux et biophysiques dans les zones touchées par des inondations et d'être en mesure de quantifier et qualifier les indicateurs de vulnérabilité sociale de manière appropriée.

III. Méthodologie pour l'approche participative de dialogue avec les parties prenantes

La composante participative de notre évaluation de la vulnérabilité engagerait le dialogue avec les populations exposées aux inondations du Sénégal et comprendrait deux types d'interactions. L'objectif de ces interactions est d'abord d'aider à vérifier ou faire une « validation terrain » de l'extension spatiale des inondations passées dans le pays par le biais d'un engagement digital ou en présentiel. L'ambition ultime de cet objectif est un outil en ligne de « crowdsourcing » permettant concrètement aux communautés locales d'affiner les ensembles d'apprentissage utilisés pour les évaluations de la vulnérabilité aux inondations basés sur l'apprentissage automatique qui sont mis en œuvre dans leur communauté, et améliore globalement l'algorithme sous-jacent.

Deuxièmement, des manifestations participatives impliquant plusieurs types de parties prenantes seront organisées dans une visée de renforcement des capacités liées à la plateforme numérique. Elles permettront également le recueil de commentaires de la part des participants sur les facteurs sociaux du risque et contribueront à permettre que les organisations partenaires locales s'approprient le sujet du risque d'inondations et pérennisent les apprentissages. Ces deux composantes de la stratégie de dialogue – outil numérique et ateliers en présentiel – travaillent de concert et permettent à la fois d'améliorer l'exactitude et la précision des cartes de vulnérabilité aux inondations elles-mêmes, de sensibiliser au risque les populations touchées et de faciliter le renforcement de la capacité d'adaptation au niveau local.

Grâce à ces deux types d'interactions, les auteurs visent à obtenir des retours du terrain et réaliser des ajustements de leur interface de validation de données et de leurs cartes d'inondation. De plus, ces interactions permettraient aux partenaires locaux d'en apprendre plus sur les aspects scientifiques de la vulnérabilité aux inondations et sur les risques spécifiques à leur communauté. S'agissant d'un outil autonome, l'évaluation technique de la vulnérabilité présente un potentiel beaucoup plus faible que celui que présente le fait de fournir aux décideurs locaux un accès au *big data* et à une grande puissance de calcul pour leur permettre d'adapter la création de leurs propres outils. Les auteurs estiment que cette voie est susceptible de transformer la manière dont est appréhendée la gestion des catastrophes. Une fois formés à travers les interventions décrites dans ce chapitre, les citoyens locaux/parties prenantes peuvent continuer à contribuer à l'évaluation après le projet officiel terminé.

Les recommandations et options pour les éléments énumérés ci-dessus sont décrites ci-après. Les premières étapes du dialogue avec les parties prenantes sont le choix du site et un plan de sensibilisation permettant d'engager le dialogue avec les bonnes personnes. Suite à celles-ci, des ateliers multi-parties prenantes se dérouleront dans chaque site et un outil de collecte de données numériques / interface utilisateur de mise à jour de l'extension des inondations sera lancé et évalué dans le temps. En outre, Cloud to Street va développer une interface utilisateur pour la collecte de données numériques pour intégrer les nouvelles données recueillies dans l'évaluation existante et déployer celle-ci *via* l'atelier réunissant les parties prenantes ainsi que d'autres méthodes externes. Pour plus de détails sur cet outil numérique, voir la section suivante.

1. Outil participatif numérique de vérification des cartes d'inondations en ligne

L'évaluation de la vulnérabilité aux inondations au Sénégal, décrite dans les chapitres 2b, 3 et 4, s'appuie sur la fidélité des grands ensembles de données couvrant la télédétection et des données du recensement. En plus de mettre à profit des données disponibles du cloud, Cloud to Street entend tirer parti d'observations « crowdsourcées » envoyées à partir d'appareils mobiles ou d'ordinateurs pour mettre automatiquement à jour l'évaluation au fil du temps. En plus des ateliers en présentiel, un outil d'interface numérique sera utilisé pour recueillir des données à grande échelle sur les zones inondables du Sénégal. Cet outil permettrait aux citoyens de répondre à la question : « Est-ce que cette zone est susceptible d'être inondée ou pas ? » afin de valider les prédictions et continuer à enrichir les données d'apprentissage pour améliorer le niveau d'exactitude des prévisions, ce qui conduit à une compréhension plus fine des inondations passées et une projection plus exacte des plaines d'inondation. Comme mentionné ci-dessus, cet outil serait utilisé autant que possible dans le cadre des ateliers. La plateforme sera également conçue dans une perspective de changement d'échelle afin que les auteurs puissent reproduire les pilotes proposés dans ce chapitre avec facilité.

À l'appui de cet outil de collecte des données, les auteurs auront recours à des sociétés spécialisées dans la visualisation numérique et la conception d'interfaces UX (expérience utilisateur) telles que Development Seed afin d'explorer les interfaces utilisateur appropriées pour ce type de validation de données dans le contexte du Sénégal. L'outil de validation de données pourrait être à tout niveau d'un continuum de complexité allant d'une simple interaction textuelle « oui/non » à un site web, en passant par une application mobile. Le but est que la technologie utilisée ainsi que l'application elle-même restent aussi simples que possible pour accommoder aussi bien les utilisateurs avertis et novices des nouvelles technologies de l'information et de la communication. Il sera essentiel de tester cet outil sur le terrain au cours de son développement (avant le déploiement) ainsi que d'obtenir des retours utilisateurs et d'apporter des ajustements quand cela est nécessaire.

L'objectif sera que cet outil soit utilisé dans l'ensemble des zones sujettes aux inondations au Sénégal. Les données issues de l'outil seront d'autant plus utiles que celui-ci sera compris par les utilisateurs, utilisé en temps opportun et avec exactitude pendant et après les épisodes d'inondation et qu'il sera utilisé dans l'ensemble des zones inondables du pays. L'approche des ateliers de formation de formateurs peut aider à faciliter ces processus, mais les ateliers eux-mêmes ne pourront pas permettre de recruter des utilisateurs issus de toutes les zones vulnérables aux inondations. Cloud to Street pourrait travailler avec l'AFD et d'autres partenaires afin de mettre à profit les réseaux existants, aussi bien que Facebook et d'autres outils de diffusion numérique, pour étendre l'utilisation de l'outil. Cependant, quelle que soit la manière dont les utilisateurs découvrent l'outil, il est important qu'ils comprennent à la fois l'importance de faire des remontées d'information et que celles-ci soient justes. Par conséquent, il faudrait qu'il y ait des guides facilement compréhensibles qui expliquent l'utilisation de l'outil ainsi qu'une formation de formateurs avec d'autres recruteurs potentiels.

Comme ces données sont collectées aussi bien lors des sessions d'atelier qu'au fil du temps, elles pourraient être combinées en une carte web définitive montrant la vulnérabilité aux inondations à la fois physique et sociale. L'interface utilisateur permettrait des mises à jour automatiques non seulement de la carte physique d'extension de l'inondation (c'est-à-dire, la délimitation de l'extension de l'inondation est-elle correcte ?), mais aussi éventuellement des cartes de vulnérabilité sociale (c'est-à-dire, la démographie de cette zone est-elle rendue correctement dans l'analyse ?) au moyen de l'ajout de questions à cette fin.

2. La sélection des sites des ateliers

Un échantillon de localités (villes comprises dans certains arrondissements) représentatifs de l'ensemble des risques d'inondation du Sénégal et/ou des caractéristiques démographiques et socio-économiques de sa population, sera sélectionné pour la mise en œuvre d'un dialogue et d'ateliers. En utilisant l'indice de vulnérabilité au risque combiné social et biophysique d'inondation issu de ce rapport et les données démographiques fournies par l'Agence nationale de la statistique et de la démographie du Sénégal, la sélection de sites pourra se faire pour sélectionner une ou plusieurs des catégories énumérées ci-dessous :

Les arrondissements les plus vulnérables : où sont les zones qui sont les plus à risque d'inondation (biophysique, social ou les deux à la fois), aussi bien dans une perspective historique qu'actuelle/future ?

Les lieux de plus forte vulnérabilité et de plus faible vulnérabilité : le choix d'un mélange de sites de vulnérabilité faible et élevée sur la base d'épisodes d'inondations passés permettra dans une certaine mesure de comparer les réponses apportées.

Représentativité de la composition démographique et physique du Sénégal : le choix d'un type de terrain, un lieu géographique, un niveau de pauvreté, statut urbain/rural, etc., pour représenter le Sénégal de la façon la plus exacte possible dans les différents sites de collecte participative de données.

Nous proposons de piloter ce travail dans six localités afin de tester la méthode avant de passer à l'échelle supérieure. Le premier projet pilote est décrit dans la section ci-dessous. D'autres consultations avec des partenaires locaux au Sénégal et avec l'AFD seront nécessaires pour déterminer quels sites seront inclus dans l'effort de dialogue participatif qui devrait avoir lieu.

Le succès de la mise en œuvre dépendra de nombreux facteurs tels que le taux de participation. Pour recruter les bons participants et assurer que les interventions sont pertinentes et appropriées sur le plan culturel, les responsables de la mise en œuvre doivent veiller à planifier chaque interaction en collaboration avec des organisations locales qui sont familières avec les localités en question et ont des projets en place et entretiennent des relations de confiance avec des membres de la communauté (par exemple, BRACED, la Croix Rouge, le Programme alimentaire mondial des Nations unies).

3. Les ateliers présentiels

A. ANALYSE DES PARTIES PRENANTES ET DU PUBLIC CIBLE

Afin de déterminer le public cible des ateliers et élaborer une liste de participants à inviter, il faut mener une analyse des parties prenantes dans la localité. Cloud to Street travaillerait avec l'AFD et ses partenaires locaux pour mener à bien cette analyse, leur demandant d'identifier les principaux groupes communautaires locaux, dirigeants communautaires, représentants d'ONG locales et nationales et membres de la communauté qui sont représentatifs des principaux segments démographiques. Il est essentiel que lors de l'analyse de la participation des parties prenantes, les normes locales et les jeux de pouvoir soient pris en compte afin que tous les membres de la communauté en question soient effectivement représentés. Par exemple, il se peut qu'un sexe ou un groupe social ait une place plus dominante dans la communauté et atteindre d'autres groupes sociaux peut exiger une certaine inventivité. Ce fut le cas quand il s'est agi d'atteindre les femmes dans l'exemple cité ci-dessus dans la section 5.1 (Nepali Red Cross, 2009).

Le résultat de cette analyse des parties prenantes prendra la forme d'une liste de parties prenantes ou d'un document de suivi. On pourra notamment y trouver des renseignements sur chacune des parties prenantes, tels que le nom de l'individu ou du groupe, l'interlocuteur privilégié et ses coordonnées, la façon dont les différentes parties prenantes pourraient contribuer à l'atelier, d'éventuelles considérations importantes à garder à l'esprit, le degré d'influence sur les autres participants potentiels, ainsi que les stratégies qui avaient été employées pour l'inviter à participer à l'atelier. Un tel document de suivi est parfois appelé une carte des parties prenantes car y figure parfois les liens entre les différentes parties prenantes et groupes de parties prenantes. En s'en tenant au plus simple, et en utilisant des formats basiques de liste, par exemple sur des logiciels bureautiques tels que Microsoft Excel ou Word, il sera plus facile de collaborer avec les groupes communautaires locaux pour collecter ces informations et les actualiser.

Après avoir complété le travail initial d'analyse du public cible des parties prenantes, il est possible d'envoyer bien en amont une invitation à participer à l'atelier, à travers les organisations communautaires locales et les leaders communautaires. Cette invitation peut

s'accompagner du programme proposé et des résultats attendus de l'atelier en question, exposant ainsi aux participants la valeur ajoutée qu'ils sont susceptibles d'en retirer.

B. OBJECTIFS ET ACTIVITES

Un atelier participatif réunissant de nombreuses parties prenantes sera animé dans chaque site au cours du processus du projet. Chaque atelier constituera un début de dialogue et posera les bases pour des interventions ultérieures, par voie numérique ou en présentiel, menées par Cloud to Street ou leurs partenaires. En tant que tel, l'atelier mettra en place le processus de validation des données et constituera une occasion pour assurer des formations et renforcer les partenariats locaux. Le format d'un atelier peut être adapté au contexte en fonction des besoins et de la disponibilité des intervenants, du nombre de participants attendus et de l'expérience antérieure des participants en matière de cartographie ou de planification participative. Ces ajustements devront être réalisés à l'issue de consultations avec les leaders communautaires.

Les ateliers s'inspireraient d'éléments tirés des entretiens des « focus group » et de la cartographie participative. Quelques questions d'ordre général relatives à la région ou au pays peuvent être posées à tous les participants pour produire des connaissances sur les tendances démographiques et le risque d'inondations. En outre, des activités qui utilisent des cartes et d'autres outils visuels de manière pratique et concrète peuvent permettre aux participants de niveaux d'éducation et de capacités linguistiques différents de contribuer des renseignements utiles sur le risque d'inondation dans leurs communautés. Et, enfin, il peut y avoir des activités visant à former les participants sur l'utilisation de l'interface de l'outil numérique de collecte d'informations sur l'extension des inondations. Le détail des activités et des outils de communication qui seront utilisés lors des ateliers pourront être déterminés en collaboration avec l'AFD et ses partenaires sur place.

Les objectifs de la participation en présentiel des parties prenantes aux ateliers participatifs et quelques options pratiques d'approche visant à les concrétiser sont détaillés ci-dessous :

Objectif principal - la collecte de données : *Recueillir des données sur la vulnérabilité sociale et physique aux inondations dans la communauté.* Cette information pourrait être recueillie grâce à un ou plusieurs des éléments suivants : validation des cartes, SIG participatifs ou entretiens de focus groups dans le cadre des ateliers d'engagement ;

Validation des cartes lors de réunions de consultation : Présenter une copie papier de la carte d'information sur les inondations de Cloud to Street issue de l'apprentissage automatique aux partenaires locaux et aux membres de la communauté. Encourager les membres de la communauté à démarquer sur la carte les zones qui sont correctement indiquées présentant des lacunes dans les données de vulnérabilité aux inondations. Consigner les retours d'information par le biais de la prise de notes et de l'archivage et du géoréférencement des copies des cartes.

Participation potentielle : 10 à 40 membres de la communauté et représentants d'organismes partenaires locaux.

Données en sortie : Emplacement confirmé de pixels des zones d'inondation historiques, l'identification des zones d'inondation ou de non-inondation que Cloud to Street ignorait jusque-là.

5. L'engagement participatif pour la résilience aux inondations : comment arriver à impliquer la population sénégalaise dans les évaluations

Autres produits : La plus forte appropriation des données spatiales par les communautés ; l'établissement de relations entre les membres et partenaires issus de la communauté et Cloud to Street ; et, une meilleure prise de conscience des risques par les participants locaux.

Exemple : En Indonésie, la cartographie participative et la validation cartographique ont été utilisées pour aider les communautés à communiquer des informations spatiales au gouvernement, et notamment les frontières d'aires de conservation. Le processus de cartographie communautaire participative a permis de résoudre des litiges en matière de propriété foncière et de rassembler les membres des collectivités (IFAD, 2009).

SIG participatif : Fait suite à l'activité précédente. Les SIG participatifs peuvent s'effectuer au moyen de cartes dessinées par les membres de la communauté lors de scénario de groupes/ateliers ou par une visite de la localité avec plusieurs résidents et partenaires pour indiquer les zones qui ont été inondées sur une carte papier ou numérique ou un dispositif GPS. Si la dernière option est choisie, un petit groupe est préférable.

Participation potentielle : 2 à 10 membres de la communauté et représentants des organisations partenaires locales.

Données en sortie : Les emplacements confirmés de pixels de zones ayant un historique d'inondations, l'identification d'épisodes d'inondations dont Cloud to Street ignorait l'existence.

Exemple : En 2011 à Gorakhpur, Inde, une équipe d'animation travaillant avec l'Asian Cities Climate Change Resilience Network a aidé des membres de la communauté à cartographier les zones urbaines sujettes au risque d'inondation à l'aide de dispositifs GPS portatifs et d'impressions d'images satellite du secteur. Les points ont ensuite été agrégés par l'équipe et saisis dans une carte générale des aléas pour la ville (Singh, 2014).

Évaluation participative des risques et/ou entretiens en « focus groups » : Cet exercice est destiné à inclure non seulement le risque physique d'inondation, mais également à procéder à l'obtention d'informations sur la vulnérabilité sociale. Des « focus groups » de 10 personnes ou plus peuvent participer à des entretiens où des animateurs posent des questions spécifiques, ou il pourrait s'agir d'exercices collectifs d'identification participative des risques où des individus identifient et hiérarchisent les risques d'inondations auxquels ils sont exposés. Les questions pourraient être spécifiquement adaptées aux inondations et pourraient aider à identifier et à valider les indicateurs de vulnérabilité sociale.

Participation potentielle : 10 à 40 membres de la communauté et partenaires locaux.

Données en sortie : L'identification et la validation des indicateurs de vulnérabilité sociale, la compréhension des seuils à adopter pour la mesure de ces indicateurs.

Autres produits : Le développement des relations ainsi que de la sensibilisation/partage des risques avec les participants issus de la communauté.

Exemple : Au Ghana, le réseau CCLONG (Climate Change Collective Learning and Observatory Network) a procédé à des évaluations participatives des risques où les participants, regroupés par tranche d'âge et par sexe, ont été invités à aborder les différents problèmes

auxquels ils font face au niveau de leur communauté (évocation libre), les écrire ou les dessiner sur des fiches cartonnées, puis les classer par ordre d'importance et de leur donner un score de gravité ou d'incidence négative sur le bien-être et les moyens de subsistance (CCLONG, 2009).

Formation à l'interface de validation des cartes des inondations : Comme détaillé dans la section 5.3.3 ci-dessous, Cloud to Street travaillera avec d'autres organismes partenaires à l'élaboration d'une interface utilisateur simple qui puisse être utilisée sur un appareil mobile pour valider l'extension physique des inondations. Cet outil pourra être intégré dans la mise en œuvre des activités 1 et 3 ci-dessus et les ateliers pourront être utilisés pour la formation de formateurs, pour les membres de la communauté qui seraient disposés et capables d'utiliser une telle interface pour valider les inondations en temps réel dans un proche avenir.

Participation potentielle : Un nombre illimité de membres de la communauté et de partenaires locaux.

Données en sortie : Les emplacements confirmés de pixels de zones ayant un historique d'inondations, potentiellement des remontées en temps réel pendant des épisodes d'inondations.

Exemple (de l'interface) : Aux États-Unis, NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration) administre l'application iPhone et Android « mPing » qui permet aux citoyens de soumettre des rapports des précipitations locales en temps réel, des tempêtes. Cela vient confirmer et compléter les données des rapports météorologiques de NOAA ("NSSL Projects," s.d.).

Objectif secondaire : *Développer une relation suivie avec les participants des ateliers et les partenaires locaux.* Le succès du travail de dialogue communautaire et de collecte participative de données dépend de la solidité des relations entre Cloud to Street et les partenaires locaux. L'un des principaux objectifs des ateliers, surtout au démarrage de ce projet, sera d'établir et d'entretenir des relations avec les organisations et les individus identifiés comme étant des principales parties prenantes – pas seulement pour Cloud to Street mais également pour les collectivités locales.

En plus de ces objectifs primaires et secondaires, Cloud to Street cherche à promouvoir les éléments suivants dans la planification d'activités participatives et de dialogue communautaire en présentiel en fonction des possibilités :

Sensibiliser la communauté aux risques et renforcer la résilience. Cela peut se faire au moyen d'activités, sérieuses ou ludiques, de planification de scénarios (CARE, 2011 ; Tompkins, Few et Brown, 2008) qui impliquent les participants aux ateliers et potentiellement l'ensemble de la communauté dans la sensibilisation aux risques et la formation à la sécurité.

Faciliter des solutions locales et la préparation communautaire en utilisant des méthodes communautaires de réduction des risques de catastrophe. Les activités communautaires de réduction des risques de catastrophe mettent l'accent sur le renforcement des capacités, le renforcement de la sensibilisation de la communauté au risque et l'inclusion des personnes vulnérables (Pandey et Okazaki, s.d.). Dans ce cadre, les activités peuvent inclure le fait d'aviser les organisations partenaires locales d'éventuelles possibilités d'obtenir de petites subventions, de contribuer à former les organismes partenaires locaux pour qu'ils soient à même de mener des ateliers de même nature, ainsi que de travailler avec de plus grosses ONG

et des partenaires publics pour faciliter la tenue d'événements complémentaires sur la gestion des risques de catastrophes pendant la période d'organisation des ateliers, ou peu après.

Soutenir l'autonomisation des communautés et leur inclusion dans les processus de planification de la gestion des risques de catastrophe à l'échelle régionale et nationale.

En utilisant les relations nourries par ce processus participatif, Cloud to Street et ses partenaires peuvent mettre en relation les communautés locales avec les décideurs de la planification de la réduction des risques de catastrophe à l'échelle du pays afin de faire connaître leurs vulnérabilités spécifiques. En outre, la formation des partenaires locaux et nationaux sur la technologie *big data* et la conception et l'utilisation de l'outil de validation de données contribueront à aller dans le sens de cet objectif.

IV. Prochaines étapes et suivi

1. Mesurer le succès

L'engagement effectif des intervenants et l'efficacité des efforts de la science participative repose sur une solide base de recherche, de communication et de partenariat. La réussite des ateliers et de l'outil de validation de données repose sur la force des partenariats locaux, la capacité à comprendre les dynamiques communautaires et à encourager les principales parties prenantes à participer, ainsi que sur une communication claire des objectifs concernant le travail de Cloud to Street et de l'AFD. En bref, la réussite des ateliers et l'utilité de cet outil dépendront du niveau d'adhésion et de participation des parties prenantes.

Si ce projet est réalisé, les auteurs souhaiteront évaluer les composantes sur la base de la collecte de données et la validation des objectifs énoncés dans la section 5.3. Les ateliers participatifs constitueront des réussites dès lors que Cloud to Street sera en mesure de valider et de globalement recueillir des données sur l'extension des inondations physiques et de discuter des adaptations nécessaires à la vulnérabilité sociale des indicateurs pour les six sites de l'atelier. Au cours des événements en question, la réussite pourra se mesurer non seulement au nombre de personnes qui participent, mais aussi à la qualité de l'interaction. Tout particulièrement pour les ateliers, Cloud to Street doit faire preuve de capacité d'adaptation sur le terrain et notamment, constamment solliciter et recueillir des remontées de la part des partenaires locaux et des participants sur ce qui a bien fonctionné et sur ce qui pourrait être modifié. Cloud to Street prévoit d'être réactif et de modifier le format et les invités des ateliers entre différentes séances (et même pendant celles-ci si nécessaire), en fonction de ces retours. Par exemple, s'il y avait trop peu de participants lors d'un atelier donné, des efforts supplémentaires de sensibilisation peuvent s'avérer nécessaires avant l'événement suivant.

Avec l'outil de validation de données, la réussite peut être mesurée par le biais du taux d'adoption ainsi que de la qualité et la pertinence des données recueillies et si elles améliorent la précision du modèle d'apprentissage automatique. Cette réussite est conditionnée sur la bonne compréhension de l'objectif de l'outil ainsi que sa bonne utilisation par les usagers, en temps opportun et avec exactitude pendant et après les inondations. Comprendre les marges d'erreur de cette action sera utile pour déterminer la réussite de l'outil de validation des données.

2. Surmonter les obstacles à la réussite

La réussite des ateliers et de l'outil en ligne dépendra de la capacité des efforts de mobilisation des parties prenantes à atteindre les publics appropriés et à établir la confiance. Les barrières linguistiques constituent un obstacle potentiel et une assistance en matière de traduction sera nécessaire à la fois pour les ateliers et pour l'outil de validation de données. En outre, les potentielles différences démographiques entre sites pourraient constituer des obstacles et devront être examinées à toutes les étapes de la planification et de la mise en œuvre, à la fois pour l'atelier et l'outil de validation de données. Par exemple, dans les zones urbaines du Sénégal, de grandes parties de la population vivent dans des établissements informels (Diagne, 2007, p. 553). Si des sites urbains sont choisis pour des ateliers, différentes stratégies d'approche peuvent s'avérer nécessaires pour comprendre le paysage de la vulnérabilité sociale par le biais des commentaires exprimés par les participants aux ateliers. En plus de différences démographiques et géographiques, Cloud to Street et ses partenaires devront se maintenir au fait des définitions culturelles de la vulnérabilité et du risque, qui peuvent varier entre différentes communautés.

En ce qui concerne l'outil de validation de données, la compréhension de la fracture numérique sera essentielle à la réussite de son déploiement. Combien de personnes ont accès à quelle technologie ? Assurer une formation très claire sur l'utilisation de l'outil ainsi que des essais pour s'assurer qu'il est conçu en ayant bien les capacités des utilisateurs cibles à l'esprit contribuera à surmonter d'éventuelles difficultés.

Travailler avec des partenaires locaux et des parties prenantes clés aidera à clarifier ces défis et les autres défis potentiels de garder ces considérations au premier plan de la planification du projet. L'équipe du projet devra faire preuve de capacité d'adaptation au cours du projet pour être en mesure de documenter et de répondre à ces différences et ajuster les produits et les indicateurs de résultats en conséquence.

Conclusions : étapes suivantes

Cloud to Street s'engage à associer innovations dans le dialogue participatif avec les parties prenantes sur le terrain et innovations en matière de cartographie numérique dans le *cloud* et à trouver des manières de faire évoluer ces dimensions dans une logique de changement d'échelle en veillant à ne laisser personne de côté. En plus d'améliorer les informations sur la vulnérabilité, ce projet vise à accroître la résilience et la capacité d'adaptation globale des localités vulnérables identifiées dans ce rapport, ainsi que de permettre d'améliorer la participation et l'appropriation dans la gestion des risques de catastrophes au Sénégal à mesure que nous avançons. Bien que ce projet soit centré sur le risque d'inondation, de nombreux autres événements catastrophiques et risques pour la santé humaine et la sécurité peuvent être considérés pour l'évaluation des risques de base ou la formation en intervention d'urgence lors d'un atelier, ou avoir la possibilité d'être inclus ultérieurement parmi les variables mesurées à l'aide de l'interface de l'outil de validation de données. Cloud to Street se questionne activement sur les co-bénéfices de ses activités de dialogue avec les parties prenantes et de cartographie participative des risques d'inondation. Cloud to Street travaille à cet effet avec les communautés pour les aider à être en mesure de poursuivre ce type de travail de suivi une fois que son projet aura pris fin.

Cloud to Street est à l'avant-garde de la cartographie de la vulnérabilité en temps réel grâce à l'exploitation de l'importante quantité de données spatiales désormais disponibles à des fins de gestion des risques sur le terrain. L'un des grands avantages du *big data* comme l'imagerie satellite est qu'il est plus facile que jamais de transposer de telles analyses n'importe où dans le monde. Cependant, observer la Terre depuis en haut ne montre qu'une partie de la réalité. Commencer à associer les personnes les plus vulnérables aux logiques basées sur la télédétection et les données satellites est une étape difficile mais néanmoins nécessaire afin d'assurer une représentation équitable du risque et donner une image exacte de ce qui se passe sur le terrain.

Annexes

Figure A1 : Structure et vue d'ensemble du modèle montrant les étapes clés de la création de cartes de plaines d'inondation.

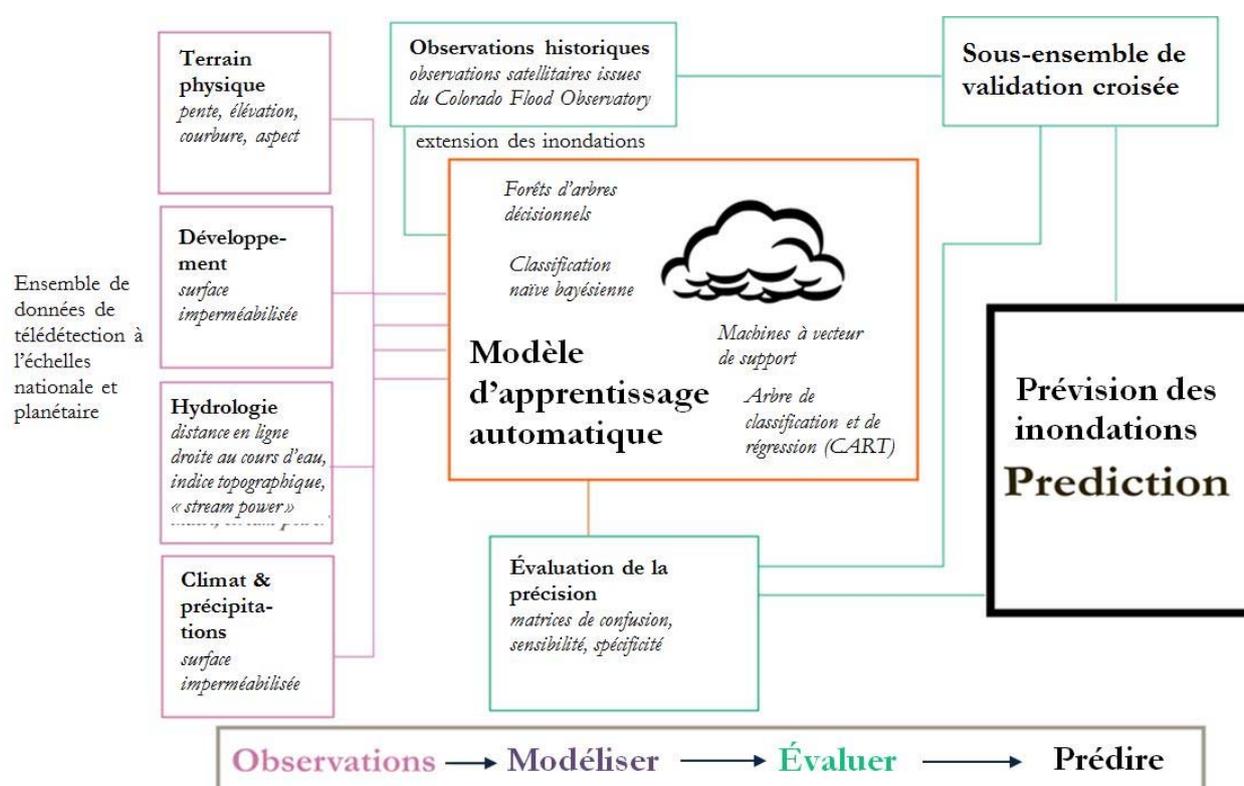


Table A1 : Matrice des déterminants d'inondations.

La matrice suivante décrit les principales variables utilisées dans notre modèle de prévision des inondations. Les auteurs ont choisi des variables bien établies comme entrées afin d'être en mesure de comparer notre performance avec les modèles basés sur les processus.

Facteur	Ensembles mondiaux de données	Méthodes et références
Précipitations (mm)	Données climatiques PERSIANN-CDR de NOAA (0,25 degrés) (Ashouri <i>et al.</i> , 2015)	Précipitations sommées pour la durée de l'inondation
Surface imperméable (%)	2GlobCover 2009 d'ESA (300 m) (Bontemps <i>et al.</i> , 2011)	
Distance par rapport au fleuve (m)	Lignes d'eau pour le Sénégal (NGA, 2015)	$d_{x,y} = \sqrt{\sum_{j=1}^J (x_j - y_j)^2}$ <p>où x et y sont des vecteurs de coordonnées et d est la distance en ligne droite entre deux points.</p>
TWI (<i>Topographic Wetness Index</i>)	Accumulation de flux HydroSHEDS de WWF (15 secondes d'arc) (Lehner, Verdin et Jarvis, 2006)	TWI= $\ln(a/\tan\beta)$ où β est pente locale en radians, a est le bassin versant de pente (Beven et Kirkby, 1979).
SPI (<i>Stream power index</i>)		Érosivité du cours d'eau, dissipation d'énergie $SPI = A_s \tan \beta$ où A_s est la zone de captage (en m^2) et β est le gradient de pente local (en degrés) (Florinsky, 2012)
Pente locale (en degrés)	SRTM (30 m) (Farr <i>et al.</i> , 2007)	La pente locale renseigne sur les vitesses d'écoulement de surface et d'écoulement latéral (Moore <i>et al.</i> 1991)
Élévation (m)		L'élévation locale renseigne sur les régimes climatiques et les communautés végétales (Moore <i>et al.</i> 1991)
Courbure		Dérivée seconde de la pente (Farr <i>et al.</i> , 2007)
HAND (<i>Height Above Nearest Drainage</i>)	HAND (Height Above Nearest Drainage) à l'échelle mondiale (30 m) (Donchyts, Winsemius, Schellekens, Erickson, Gao, Savenije et Giesen, 2016)	Modèle numérique de terrain normalisé par rapport au niveau du cours d'eau le plus proche
NDVI (<i>Normalized Difference Vegetation Index</i> – Indice de végétation par différence normalisé)	Landsat 7 ETM+ (30 m)	Bandes (Infrarouge proche (PIR) - Rouge) / (Infrarouge proche (PIR) + Rouge) issues de scènes ortho-rectifiées de Niveau L1T, exprimées en réflectances au sommet de l'atmosphère (TOA) (Chander, Markham et Helder, 2009)

Chaque jeu de données décrit ci-dessus est nativement disponible dans Google Earth Engine, à l'exception des (3) lignes d'eau du Sénégal (13) (NGA, 2015) et le HAND à l'échelle mondiale (Donchyts, Winsemius, Schellekens, Erickson, Gao, Savenije et van de Giesen, 2016).

Tableau A2 : Arrondissements, départements, régions et vallées fluviales modélisées à l'aide de l'apprentissage automatique.

Fleuve	Région	Département	Arrondissement
Fleuve Sénégal	Matam	Matam	Agnam Civol
			Ogo
	Saint-Louis	Saint-Louis	Ndiaye Mberess
			Rao
Fleuve Saloum	Fatick	Fatick	Fimela
			Ndiob
		Foundiougne	Diofor
			Djilor
	Kaolack	Kaolack	Koumbal
			Ndiédeng
Ngothie			
Fleuve Casamance	Sédhiou	Boukiling	Bona
		Goudomp	Djibanar
		Sédhiou	Djibabouya
			Djiredji
	Ziguinchor	Bignona	Kataba 1
			Sindian
			Tendouck
			Tenghory
		Oussouye	Cabrousse
			Loudia Ouolof
		Ziguinchor	Niaguis
			Nyassia
Dakar	Dakar	Almadies	
		Dakar Plateau	
		Grand Dakar	
		Parcelles Assainies	
	Guediawaye	Guediawaye	
	Pikine	Niayes	
		Pikine Dagoudane	
		Thiaroye	
	Rufisque	Bambylor	
		Rufisque	

Tableau A3 : Indicateurs de performance pour chacun des quatre algorithmes pour l'inondation de septembre 2012 dans la région de Saint-Louis comparant l'imagerie d'apprentissage issue de MODIS et celle issue de Landsat.

Les plaines d'inondation totales modélisées (zones à risque) ont été calculées en sommant la superficie de l'ensemble des pixels identifiés comme étant inondés lors de l'un au moins des dix

essais. Les plaines d'inondation à risque élevé d'inondation ont été identifiées en sélectionnant toutes les régions marquées comme inondées dans chacun des dix plis de la validation croisée.

	Taux de succès*		Spécificité**		Taux de fausses alarmes		Indice de réussite critique		Précision globale	
	MODIS	Landsat	MODIS	Landsat	MODIS	Landsat	MODIS	Landsat	MODIS	Landsat
CART	0,98	0,98	0,76	0,65	0,24	0,35	88,48	84,43	0,87	0,82
NB	0,52	0,15	0,81	0,82	0,20	0,19	60,35	22,72	0,67	0,48
RF	0,97	0,89	0,86	0,77	0,14	0,24	92,14	83,59	0,92	0,83
SVM	0,60	0,60	0,68	0,41	0,33	0,59	62,14	54,72	0,63	0,51

*Également appelé sensibilité ** Mesure de la capacité à détecter les pixels inondés de façon précise.

Tableau A4 : Comparaison entre les plaines d'inondation modélisées entre les inondations saisonnières de septembre 2007 (DFO N° 3180) et d'août 2003 (DFO N° 2315).

Bien que la précision des modèles (non représentées ici) ne varie pas considérablement entre les épisodes d'inondation, les prédictions sur les zones à haut risque d'inondation et la population totale à risque sont clairement sensibles aux fluctuations interannuelles.

	Superficie analysée (km ²)	Zone totale à risque (km ²)	% dans la zone projetée	Zone à haut risque (km ²)	Personnes exposées
Matam 3180	5 135	1 051	20 %	114	38 400
Matam 2315	5 135	802	16 %	101	41 330
Fatick 3180	3 162	1 085	34 %	528	17 038
Fatick 2315	3 162	781	25 %	307	7 801
Kaolack 3180	1 906	204	11 %	89	2 109
Kaolack 2315	1 906	221	12 %	45	774
Saint-Louis 3180	3 990	1 399	35 %	523	8 208
Saint-Louis 2315	3 990	1 267	32 %	285	10 616
Dakar 3180	559	0	0 %	0	0
Dakar 2315	559	0	0 %	0	0
Ziguinchor 3180	7 383	1 616	22 %	349	31 754
Ziguinchor 2315	7 383	1 494	20 %	282	30 224
Sédhiou 3180	2 855,81	241	8 %	39	4 426
Sédhiou 2315	2 855,81	122	4 %	5	1 630

Références

- ACAPS. (2016). Briefing Note Senegal Floods.
- ACPF. (2011). African Child Policy Forum (Children with disabilities in Senegal : the hidden reality). Addis Ababa, Ethiopia : Africa.
- Adger, W. N., Barnett, J., Brown, K., Marshall, N. et O'Brien, K. (2013). Cultural dimensions of climate change impacts and adaptation. *Nature Climate Change*, 3(2), 112–117. <https://doi.org/10.1038/nclimate1666>
- Agence Nationale de la Statistique et de la Démographie du Sénégal. (2013). Recensement Général de la Population et de l'Habitat, de l'Agriculture et de l'Élevage. Issue de <http://anads.ansd.sn/index.php/catalog/51>
- Ahmed, A. K., Kodijat, A., Luneta, M. et Krishnamurthy, K. (2015). Typhoon Haiyan, an Extraordinary Event? A Commentary on the Complexities of Early Warning, Disaster Risk Management and Societal Responses to the Typhoon. *Asian Disaster Management News*, 21, 20–25.
- Alfieri, L., Burek, P., Dutra, E., Krzeminski, B., Muraro, D., Thielen, J. et Pappenberger, F. (2013). GloFAS—global ensemble streamflow forecasting and flood early warning. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 17(3), 1161–1175.
- Ashouri, H., Hsu, K.-L., Sorooshian, S., Braithwaite, D. K., Knapp, K. R., Cecil, L. D., ... Prat, O. P. (2015). PERSIANN-CDR : Daily Precipitation Climate Data Record from Multisatellite Observations for Hydrological and Climate Studies. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 96(1), 69–83.
- Banque mondiale. (2010). World Development Report 2010 : Development and Climate Change. World Bank Publications.
- Banque mondiale. (2012, September 12). Senegal Makes Disaster Preparedness a Priority. The World Bank. Issue de <http://www.worldbank.org/en/news/feature/2012/09/12/senegal-makes-disaster-preparedness-a-priority>
- Banque mondiale. (2014, August). Senegal : Urban Floods, Recovery and Reconstruction since 2009. Issue de https://www.gfdr.org/sites/gfdr/files/Senegal_English_August%202014.pdf
- Banque mondiale. (n.d.). Stakeholder Engagement and Information Dissemination. Retrieved October 4, 2016, from http://siteresources.worldbank.org/INTRANETENVIRONMENT/Resources/244351-1279901011064/StakeholderEngagement-andGrievanceMechanisms_111031.pdf
- Bates, P. D. (2004). Remote sensing and flood inundation modelling. *Hydrological Processes*, 18(13), 2593–2597.
- Bauer, J.-M., Attia, W. et Clough, A. (2016, April 5). When open is not enough: bringing food security data to affected communities. Open Data Institute. Issue de http://theodi.org/blog/when-open-is-not-enough-bringing-food-security-data-to-affected-communities?utm_content=buffera14af&utm_medium=social&utm_source=twitter.com&utm_campaign=buffer
- Beierle, T. C. (2002). The Quality of Stakeholder-Based Decisions. *Risk Analysis*, 22(4), 739–749. <https://doi.org/10.1111/0272-4332.00065>
- Beven, K. J. et Kirkby, M. J. (1979). A physically based, variable contributing area model of basin hydrology / Un modèle à base physique de zone d'appel variable de l'hydrologie du bassin versant. *Hydrological Sciences Bulletin*, 24(1), 43–69.
- Bontemps, S., Defourny, P., Bogaert, E. V, Arino, O., Kalogirou, V. et Perez, J. R. (2011). GLOBCOVER 2009-Products description and validation report.
- Boschetti, M., Nutini, F., Manfron, G., Brivio, P. A. et Nelson, A. (2014). Comparative Analysis of Normalised Difference Spectral Indices Derived from MODIS for Detecting Surface Water in Flooded Rice Cropping Systems. *PLoS ONE*, 9(2), e88741. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0088741>
- BRACED. (2016). Dakar women grow herb business from floodwater. Retrieved October 7, 2016, from <http://www.braced.org/news/i/?id=afd069c6-2d03-4787-a1bd-05b1ffd074ea>
- Brackenridge, G., Anderson, E. et Caquard, S. (2009). Global active archive of large floods 1985–2007, Dartmouth Flood Observatory (DFO), Hanover, USA. Issue de https://scholar.google.com/scholar?cluster=6329912732663934836&hl=en&as_sdt=8005&scioldt=0,7#0

- Brenkert, A. L. et Malone, E. L. (2005). Modeling vulnerability and resilience to climate change : a case study of India and Indian states. *Climatic Change*, 72(1–2), 57–102.
- Brunkard, J., Namulanda, G. et Ratard, R. (2008). Hurricane Katrina Deaths, Louisiana, 2005. *Disaster Medicine and Public Health Preparedness*, 2(4), 215–223. <https://doi.org/10.1097/DMP.0b013e318181aaf55>
- Building Resilience and Adaptation to Climate Extremes and Disasters. (2015, November 2). Senegal Floods 2015. Issue de <http://www.braced.org/reality-of-resilience/i/?id=3dc7ca27-bc7d-466f-a6af-4dae3bc12abd>
- Campolo, M., Andreussi, P. et Soldati, A. (1999). River flood forecasting with a neural network model. *Water Resources Research*, 35(4), 1191–1197.
- CARE. (2011). Decision-making for climate resilient livelihoods and risk reduction : A Participatory Scenario Planning approach. Issue de http://www.care.org/sites/default/files/documents/CC-2011-ALP_PSP_Brief.pdf
- CARRI. (2013). Success Stories : The Importance of Effective Community Engagement. Issue de <http://www.resilientus.org/wp-content/uploads/2013/10/Oct-Success-Stories-Compilation-Community-Engagement.pdf>
- CCLONG. (2009). Participatory Assessment and Learning Tools. Retrieved October 6, 2016, from http://cclong.epa.gov.gh/index.php?option=com_content&view=category&layout=blog&id=39&Itemid=59
- Central Intelligence Agency. (2016, October 19). Senegal. Retrieved October 24, 2016, from <https://www.cia.gov/library/publications/the-world-factbook/geos/sg.html>
- Chambers, R. (1994). The origins and practice of participatory rural appraisal. *World Development*, 22(7), 953–969. [https://doi.org/10.1016/0305-750X\(94\)90141-4](https://doi.org/10.1016/0305-750X(94)90141-4)
- Chander, G., Markham, B. L. et Helder, D. L. (2009). Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. *Remote Sensing of Environment*, 113(5), 893–903.
- Chatterjee, C. B. et Sheoran, G. (2007). Vulnerable groups in India. Centre for Enquiry into Health and Allied Themes Mumbai, India. Issue de http://fi.gb.pgstatic.net/attachments/33376_8c7cb59047bd4d6896adaa2729fe8bd8.pdf
- Chignell, S., Anderson, R., Evangelista, P., Laituri, M. et Merritt, D. (2015). Multi-Temporal Independent Component Analysis and Landsat 8 for Delineating Maximum Extent of the 2013 Colorado Front Range Flood. *Remote Sensing*, 7(8), 9822–9843. <https://doi.org/10.3390/rs70809822>
- Coltin, B., McMichael, S., Smith, T. et Fong, T. (2016). Automatic boosted flood mapping from satellite data. *International Journal of Remote Sensing*, 37(5), 993–1015. <https://doi.org/10.1080/01431161.2016.1145366>
- Conrad, C. C. et Hilchey, K. G. (2010). A review of citizen science and community-based environmental monitoring : issues and opportunities. *Environmental Monitoring and Assessment*, 176(1–4), 273–291. <https://doi.org/10.1007/s10661-010-1582-5>
- Cutter, S. L., Boruff, B. J. et Shirley, W. L. (2003). Social vulnerability to environmental hazards. *Social Science Quarterly*, 84(2), 242–261.
- de Sherbinin, A. (2014). Climate change hotspots mapping : what have we learned? *Climatic Change*, 123(1), 23–37.
- Diagne, K. (2007). Governance and natural disasters : addressing flooding in Saint Louis, Senegal. *Environment and Urbanization*, 19(2), 552–562. <https://doi.org/10.1177/0956247807082836>
- Donchyts, G., Schellekens, J., Winsemius, H., Eisemann, E. et van de Giesen, N. (2016). A 30 m Resolution Surface Water Mask Including Estimation of Positional and Thematic Differences Using Landsat 8, SRTM and OpenStreetMap : A Case Study in the Murray-Darling Basin, Australia. *Remote Sensing*, 8(5), 386. <https://doi.org/10.3390/rs8050386>
- Donchyts, G., Winsemius, H., Schellekens, J., Erickson, T., Gao, H., Savenije, H. et Giesen, N. van de. (2016). Global 30m Height Above the Nearest Drainage.
- Donchyts, G., Winsemius, H., Schellekens, J., Erickson, T., Gao, H., Savenije, H. et van de Giesen, N. (2016). Global 30m Height Above the Nearest Drainage. *HAND*, 1000, 0.
- Dong, J., Xiao, X., Menarguez, M. A., Zhang, G., Qin, Y., Thau, D., ... Moore, B. (2016). Mapping paddy rice planting area in northeastern Asia with Landsat 8 images, phenology-based algorithm and Google Earth Engine. *Remote Sensing of Environment*. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.02.016>
- Drame, E. R. et Kamphoff, K. (2014). Perceptions of Disability and Access to Inclusive Education in West

- Africa : A Comparative Case Study in Dakar, Senegal. *International Journal of Special Education*, 29(3), 69–81.
- Farr, T. G., Rosen, P. A., Caro, E., Crippen, R., Duren, R., Hensley, S., ... Alsdorf, D. (2007). The Shuttle Radar Topography Mission. *Reviews of Geophysics*, 45(2), RG2004. <https://doi.org/10.1029/2005RG000183>
- Federal Crowdsourcing and Citizen Science Toolkit. (n.d.). Retrieved September 5, 2016, from <https://crowdsourcing-toolkit.sites.usa.gov/>
- Fekete, A. (2009). Validation of a social vulnerability index in context to river-floods in Germany. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 9(2), 393–403.
- Feng, L., Hu, C., Chen, X., Cai, X., Tian, L. et Gan, W. (2012). Assessment of inundation changes of Poyang Lake using MODIS observations between 2000 and 2010. *Remote Sensing of Environment*, 121, 80–92. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.01.014>
- Feyisa, G. L., Meilby, H., Fensholt, R. et Proud, S. R. (2014). Automated Water Extraction Index : A new technique for surface water mapping using Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 140, 23–35. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.08.029>
- Filiberto, D., Wethington, E., Pillemer, K., Wells, N., Wysocki, M. et Parise, J. T. (2009). Older People and Climate Change : Vulnerability and Health Effects. *Generations*, 33(4), 19–25.
- Florinsky, I. V. (2012). *Digital terrain analysis in soil science and geology*. Academic Press.
- Foresight. (2012). *Reducing Risks of Future Disasters : Priorities for Decision Makers (Final Project Report)*. The Government Office for Science, London. Issue de <https://www.gov.uk/government/publications/reducing-risk-of-future-disasters-priorities-for-decision-makers>
- Fothergill, A. (1996a). Gender, risk, and disaster. *International Journal of Mass Emergencies and Disasters*, 14(1), 33–56.
- Fothergill, A. (1996b). Gender, Risk, and Disaster. *International Journal of Mass Emergencies and Disasters*, 14(1), 33–56.
- Fothergill, A. et Peek, L. A. (2004). Poverty and disasters in the United States : A review of recent sociological findings. *Natural Hazards*, 32(1), 89–110.
- GADM. (2015). Version 2.8. Issue de <http://www.gadm.org/>
- Gao, B. C. (1996). NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, 58(3), 257–266.
- Gencer, E. A. (2013). Natural Disasters, Urban Vulnerability, and Risk Management : A Theoretical Overview. In *The Interplay between Urban Development, Vulnerability, and Risk Management* (pp. 7–43). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-29470-9_2
- Geoville Group. (2009). *Spatial Analysis of Natural Hazard and Climate Change Risks in Peri Urban Expansion Areas of Dakar, Senegal*. Presented at the World Bank Urban Week, Washington D.C.
- Goldblatt, R., You, W., Hanson, G. et Khandelwal, A. K. (2016). Detecting the Boundaries of Urban Areas in India : A Dataset for Pixel-Based Image Classification in Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 8(8), 634.
- Goldsmith, P. D., Gunjal, K. et Ndarishikanye, B. (2004). Rural-urban migration and agricultural productivity : the case of Senegal. *Agricultural Economics*, 31(1), 33–45. <https://doi.org/10.1111/j.1574-0862.2004.tb00220.x>
- Gordon, E., Schirra, S. et Hollander, J. (2011). Immersive Planning : A Conceptual Model for Designing Public Participation with New Technologies. *Environment and Planning B : Planning and Design*, 38(3), 505–519. <https://doi.org/10.1068/b37013>
- GTZ. (2007). *Mainstreaming Participation*. Issue de <http://www.fsnnetwork.org/sites/default/files/en-svmp-instrumente-akteuersanalyse.pdf>
- Han, D., L, C. et N, Z. (2007). Flood forecasting using support vector machines.
- Hansen, M. C., Potapov, P. V., Moore, R., Hancher, M., Turubanova, S. A., Tyukavina, A., ... others. (2013). High-resolution global maps of 21st-century forest cover change. *Science*, 342(6160), 850–853.
- Hellmuth, M. E., Mason, S. J., Vaughan, C., Van Aalst, M. K. et Choularton, R. (2011). A better climate for disaster risk management. Palisades : International Research Institute for Climate and Society.
- Holmes, R., Sadana, N. et Rath, S. (2010). Gendered Risks, Poverty and Vulnerability in India : Case Study of the Indian Mahatma Gandhi National Rural Employment Guarantee Act (Madhya Pradesh). The

- Overseas Development Institute Research Report, October. Issue de <https://www.odi.org/resources/docs/6254.pdf>
- Hong, W.-C. (2008). Rainfall forecasting by technological machine learning models. *Applied Mathematics and Computation*, 200(1), 41–57.
- Hossain, F., Katiyar, N., Hong, Y. et Wolf, A. (2007). The emerging role of satellite rainfall data in improving the hydro-political situation of flood monitoring in the under-developed regions of the world. *Natural Hazards*, 43(2), 199–210. <https://doi.org/10.1007/s11069-006-9094-x>
- ideo.org. (2015). Field Guide to Human-Centered Design. Issue de http://d1r3w4d5z5a88i.cloudfront.net/assets/guide/Field%20Guide%20to%20Human-Centered%20Design_IDEOorg_English-ee47a1ed4b91f3252115b83152828d7e.pdf
- IFAD. (2009). Good Practice in Participatory Mapping. International Fund for Agricultural Development (IFAD). Issue de <https://www.ifad.org/documents/10180/d1383979-4976-4c8e-ba5d-53419e37cbcc>
- IIED. (2016). Participatory Learning and Action (PLA). Retrieved September 14, 2016, from <http://www.iied.org/participatory-learning-action>
- International Finance Corporation. (2007). Stakeholder Engagement : A Good Practice Handbook for Companies Doing Business in Emerging Markets. World Bank Group. Issue de http://www.ifc.org/wps/wcm/connect/938f1a0048855805beacfe6a6515bb18/Ifc_StakeholderEngagement.pdf?MOD=AJPERES
- International Monetary Fund. (2010). Senegal : Poverty Reduction Strategy Paper Annual Progress Report. International Monetary Fund.
- IPCC. (2014). Climate Change 2014–Impacts, Adaptation and Vulnerability : Regional Aspects. Cambridge University Press. Issue de <https://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=aJ-TBQAAQBAJ&oi=fnd&pg=PA1142&dq=Summary+for+Policymakers.+In+:+Climate+Change+2014+:+Impact+s,+Adaptation,+and+Vulnerability.+Part+A:+Global+and+Sectoral+Aspects.&ots=v0RzOM54HF&sig=MAP9dTJL-dnthKOBuQuZDbOrITk>
- Islam, A. S., Bala, S. K. et Haque, A. (2009). Flood inundation map of Bangladesh using Modis surface reflectance data. In International conference on water and flood management (ICWFM) Dhaka, Bangladesh (Vol. 2, pp. 739–748). Citeseer. Issue de <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.469.6366&rep=rep1&type=pdf>
- Janneh, A. (2012). Statement submitted by Abdoulie Janneh, UN Under-Secretary-General and Executive Secretary of ECA. Presented at the Forty-fifth Session of the Commission on Population and Development, New York : United Nations Economic Commission for Africa. Issue de http://www.un.org/en/development/desa/population/pdf/commission/2012/country/Agenda%20item%204/UN%20system%20statements/ECA_Item4.pdf
- Jean, N., Burke, M., Xie, M., Davis, W. M., Lobell, D. B. et Ermon, S. (2016). Combining satellite imagery and machine learning to predict poverty. *Science*, 353(6301), 790–794.
- Ji, L., Zhang, L. et Wylie, B. (2009). Analysis of Dynamic Thresholds for the Normalized Difference Water Index. *Photogrammetric Engineering et Remote Sensing*, (11), 1307–1317.
- Johansen, K., Phinn, S. et Taylor, M. (2015). Mapping woody vegetation clearing in Queensland, Australia from Landsat imagery using the Google Earth Engine. *Remote Sensing Applications : Society and Environment*, 1, 36–49. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2015.06.002>
- Jonkman, S. N. et Kelman, I. (2005). An analysis of the causes and circumstances of flood disaster deaths. *Disasters*, 29(1), 75–97.
- Kahn *et al.* (2003). Health Consequences of Migration : Evidence from South Africa's Rural Northeast (Agincourt). Presented at the African Migration in Comparative Perspective, Johannesburg, South Africa.
- Kane, F., Alary, M., Ndoye, I., Coll, A. M., M'boup, S., Guèye, A., ... Joly, J. R. (1993). Temporary expatriation is related to HIV-1 infection in rural Senegal. *AIDS (London, England)*, 7(9), 1261–1265.
- Keating, A., Campbell, K., Mechler, R., Michel-Kerjan, E., Mochizuki, J., Kunreuther, H., ... others. (2014). Operationalizing resilience against natural disaster risk : Opportunities, barriers and a way forward. Zurich Flood Resilience Alliance. Issue de https://riskcenter.wharton.upenn.edu/wp-content/uploads/2014/07/zurichfloodresiliencealliance_ResilienceWhitePaper_2014.pdf
- Klinenberg, E. (2003). Heat Wave : A Social Autopsy of Disaster in Chicago. University of Chicago Press. Issue de <https://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=r22xue>

ipNegC&oi=fnd&pg=PR9&ots=NmQWOB-our&sig=kmkakHhK8TUKFCBqTLIJwAI98C8

Kruger, L. et Shannon, M. A. (2000). Getting to Know Ourselves and Our Places Through Participation in Civic Social Assessment (PDF Download Available). *Society and Natural Resources*, 13(5). <https://doi.org/10.1080/089419200403866>

Lauriault, T. P. et Mooney, P. (2014). Crowdsourcing : A Geographic Approach to Public Engagement (SSRN Scholarly Paper No. ID 2518233). Rochester, NY : Social Science Research Network. Issue de <http://papers.ssrn.com/abstract=2518233>

Lehner, B., Verdin, K. et Jarvis, A. (2006). HydroSHEDS technical documentation, version 1.0. World Wildlife Fund US, Washington, DC, 1–27.

Leye, M. M. M., Diongue, M., Faye, A., Coumé, M., Faye, A., Tall, A. B., ... Tal-Dia, A. (2013). [Analysis of free health care for the elderly in the context of the “Plan Sésame” in Senegal]. *Santé publique (Vandoeuvre-les-Nancy, France)*, 25(1), 101–106.

Li, W., Du, Z., Ling, F., Zhou, D., Wang, H., Gui, Y., ... Zhang, X. (2013). A Comparison of Land Surface Water Mapping Using the Normalized Difference Water Index from TM, ETM+ and ALI. *Remote Sensing*, 5(11), 5530–5549. <https://doi.org/10.3390/rs5115530>

Lin, J.-Y., Cheng, C.-T. et Chau, K.-W. (2006). Using support vector machines for long-term discharge prediction. *Hydrological Sciences Journal*, 51(4), 599–612.

Liong, S.-Y. et Sivapragasam, C. (2002). FLOOD STAGE FORECASTING WITH SUPPORT VECTOR MACHINES. *Journal of the American Water Resources Association*, 38(1), 173–186.

Maharaj, P. (2012). *Aging and Health in Africa*. Springer Science et Business Media.

Maheu, A. (2012). Urbanization and Flood Vulnerability in a Peri-Urban Neighbourhood of Dakar, Senegal : How can Participatory GIS Contribute to Flood Management? In W. L. Filho (Ed.), *Climate Change and the Sustainable Use of Water Resources* (pp. 185–207). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-22266-5_12

Mannel, S., Price, M. et Hua, D. (2011). Impact of reference datasets and autocorrelation on classification accuracy. *International Journal of Remote Sensing*, 32(19), 5321–5330.

Martinis, S., Twele, A., Strobl, C., Kersten, J. et Stein, E. (2013). A Multi-Scale Flood Monitoring System Based on Fully Automatic MODIS and TerraSAR-X Processing Chains. *Remote Sensing*, 5(11), 5598–5619. <https://doi.org/10.3390/rs5115598>

Martinis, S., Twele, A. et Voigt, S. (2009). Towards operational near real-time flood detection using a split-based automatic thresholding procedure on high resolution TerraSAR-X data. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 9(2), 303–314.

Mason, D. C., Giustarini, L., Garcia-Pintado, J. et Cloke, H. L. (2014). Detection of flooded urban areas in high resolution Synthetic Aperture Radar images using double scattering. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 28, 150–159. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2013.12.002>

Mbaye, E. M., Ridde, V. et Kâ, O. (2012). [“Good intentions are not enough” : analysis of a health policy for the elderly in Senegal]. *Sante publique (Vandoeuvre-les-Nancy, France)*, 25(1), 107–112.

Mbow, C., Diop, A., Diaw, A. T. et Niang, C. I. (2008). Urban sprawl development and flooding at Yeumbeul suburb (Dakar-Senegal). *African Journal of Environmental Science and Technology*, 2(4), 75–88.

Mitchell, R. K., Agle, B. R. et Wood, D. J. (1997). Toward a Theory of Stakeholder Identification and Salience : Defining the Principle of who and What Really Counts. *Academy of Management Review*, 22(4), 853–886. <https://doi.org/10.5465/AMR.1997.9711022105>

Mitchell, T., brahim, H., K., Polack, E., Hall, N., Hawrylyshyn, K., Hedger, M., ... Sajjad, M., S. (2010). *Climate Smart Disaster Risk Management, Strengthening Climate Resilience*. Strengthening Climate Resilience,.

Naghbi, S. A. et Pourghasemi, H. R. (2015). A Comparative Assessment Between Three Machine Learning Models and Their Performance Comparison by Bivariate and Multivariate Statistical Methods in Groundwater Potential Mapping. *Water Resources Management*, 29(14), 5217–5236.

National Academy of Sciences. (2012). *Disaster Resilience : A National Imperative*. Washington, D.C. : National Academies Press. Issue de <http://www.nap.edu/catalog/13457>

Nepali Red Cross. (2009, April). *Community-Based Disaster Risk Reduction Good Practice*. Issue de http://www.preventionweb.net/files/10479_10479CommunityBasedDRRGoodPracticeR.pdf

- Neumayer, E. et Plümper, T. (2007a). The Gendered Nature of Natural Disasters : The Impact of Catastrophic Events on the Gender Gap in Life Expectancy, 1981–2002. *Annals of the Association of American Geographers*, 97(3), 551–566. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8306.2007.00563.x>
- Neumayer, E. et Plümper, T. (2007b). The Gendered Nature of Natural Disasters : The Impact of Catastrophic Events on the Gender Gap in Life Expectancy, 1981–2002. *Annals of the Association of American Geographers*, 97(3), 551–566. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8306.2007.00563.x>
- Newport, J. K. et Jawahar, G. G. (2003). Community participation and public awareness in disaster mitigation. *Disaster Prevention and Management : An International Journal*, 12(1), 33–36.
- NGA, N. G.-I. A. (2015). Senegal Water Lines. Retrieved January 3, 2016, from https://ngamaps.geointapps.org/arcgis/rest/services/Senegal/Senegal_Water_Lines/MapServer
- Ngo, E. B. (2001). When disasters and age collide : Reviewing vulnerability of the elderly. *Natural Hazards Review*, 2(2), 80–89.
- NSSL Projects : mPING. (n.d.). [text]. Retrieved October 6, 2016, from <http://mping.nssl.noaa.gov/>
- ODI. (n.d.). Planning Tools : Stakeholder Analysis. Retrieved October 3, 2016, from <https://www.odi.org/publications/5257-stakeholder-analysis>
- O'Hare, G. (2001). Hurricane 07B in the Godivari Delta, Andhra Pradesh, India : Vulnerability, mitigation and the spatial impact. *Geographical Journal*, 167(1), 23–38.
- Otsu, N. (1975). A threshold selection method from gray-level histograms. *Automatica*, 11(285–296), 23–27.
- Paavola, J. et Adger, W. N. (2006). Fair adaptation to climate change. *Ecological Economics*, 56(4), 594–609. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2005.03.015>
- Pahl-Wostl, C., Becker, G., Knieper, C. et Sendzimir, J. (2013). How Multilevel Societal Learning Processes Facilitate Transformative Change : A Comparative Case Study Analysis on Flood Management. *Ecology and Society*, 18(4). <https://doi.org/10.5751/ES-05779-180458>
- Pandey, B. et Okazaki, K. (n.d.). Community Based Disaster Management : Empowering Communities to Cope with Disaster Risks. United Nations Centre for Regional Development, Japan. Issue de <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.467.1932&rep=rep1&type=pdf>
- Parmar, D., Williams, G., Dkhimi, F., Ndiaye, A., Asante, F. A., Arhinful, D. K. et Mladovsky, P. (2014). Enrolment of older people in social health protection programs in West Africa – Does social exclusion play a part? *Social Science et Medicine*, 119, 36–44. <https://doi.org/10.1016/j.socscimed.2014.08.011>
- Peek, L. (2008). Children and disasters : Understanding vulnerability, developing capacities, and promoting resilience—An introduction. *Children Youth and Environments*, 18(1), 1–29.
- Pelling, M. et Wisner, B. (2012). Disaster risk reduction : Cases from urban Africa. Routledge.
- Plessis, I. G. et Reenen, T. H. V. (2011). Aspects of Disability Law in Africa. PULP.
- Pradhan, B. (2010, January 27). Flood susceptible mapping and risk area delineation using logistic regression, GIS and remote sensing. *Journal of Spatial Hydrology*.
- Pretty, J. N., Guijt, I., Thompson, J. et Scoones, I. (1995). Participatory Learning and Action : A trainer's guide. IIED. Issue de <http://pubs.iied.org/6021IIED/>
- Rasouli, K., Hsieh, W. W. et Cannon, A. J. (2012). Daily streamflow forecasting by machine learning methods with weather and climate inputs. *Journal of Hydrology*, 414–415, 284–293.
- Ray-Bennett, N. S. (2009). The influence of caste, class and gender in surviving multiple disasters : A case study from Orissa, India. *Environmental Hazards*, 8(1), 5–22. <https://doi.org/10.3763/ehaz.2009.0001>
- Reed, M. S. (2008). Stakeholder participation for environmental management : A literature review. *Biological Conservation*, 141(10), 2417–2431. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2008.07.014>
- Reid, P. et Vogel, C. (2006). Living and responding to multiple stressors in South Africa—Glimpses from KwaZulu-Natal. *Global Environmental Change*, 16(2), 195–206. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2006.01.003>
- République du Sénégal. (1996). Loi n° 96-06 du 22 mars 1996 portant Code des Collectivités locales. Issue de <http://www.gouv.sn/Code-des-Collectivites-locales.html>

- République du Sénégal. (2013). Loi n° 2013-10 du 28 décembre 2013 portant Code général des Collectivités locales. Issue de <http://www.gouv.sn/Code-general-des-Collectivites.html>
- Revelle, W. (2016). An overview of the psych package. Issue de <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.190.7429&rep=rep1&type=pdf>
- Rufat, S., Tate, E., Burton, C. G. et Maroof, A. S. (2015). Social vulnerability to floods : Review of case studies and implications for measurement. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 14, 470–486. <https://doi.org/10.1016/j.ijdr.2015.09.013>
- Saaty, T. L. (2008). Decision making with the analytic hierarchy process. *International Journal of Services Sciences*, 1(1), 83–98.
- Sampson, C. C., Smith, A. M., Bates, P. D., Neal, J. C., Alfieri, L. et Freer, J. E. (2015a). A high-resolution global flood hazard model. *Water Resources Research*, 51(9), 7358–7381. <https://doi.org/10.1002/2015WR016954>
- Sampson, C. C., Smith, A. M., Bates, P. D., Neal, J. C., Alfieri, L. et Freer, J. E. (2015b). A high-resolution global flood hazard model. *Water Resources Research*, 51(9), 7358–7381. <https://doi.org/10.1002/2015WR016954>
- Sané, O. D., Gaye, A. T., Diakhaté, M. et Aziadekey, M. (2015). Social Vulnerability Assessment to Flood in Medina Gounass Dakar. *Journal of Geographic Information System*, 7(4), 415–429. <https://doi.org/10.4236/jgis.2015.74033>
- Simon, D. (2010). The Challenges of Global Environmental Change for Urban Africa. *Urban Forum*, 21(3), 235–248. <https://doi.org/10.1007/s12132-010-9093-6>
- Singh, B. K. (2014). Flood Hazard Mapping with Participatory GIS The Case of Gorakhpur. *Environment and Urbanization Asia*, 5(1), 161–173. <https://doi.org/10.1177/0975425314521546>
- Solomatine, D. P. et Xue, Y. (2004). M5 Model Trees and Neural Networks : Application to Flood Forecasting in the Upper Reach of the Huai River in China. *Journal of Hydrologic Engineering*, 9(6), 491–501.
- Stevens, F. R., Gaughan, A. E., Linard, C. et Tatem, A. J. (2015). Disaggregating census data for population mapping using random forests with remotely-sensed and ancillary data. *PLoS One*, 10(2), e0107042.
- Tate, E. (2012). Social vulnerability indices : a comparative assessment using uncertainty and sensitivity analysis. *Natural Hazards*, 63(2), 325–347. <https://doi.org/10.1007/s11069-012-0152-2>
- Tehrany, M. S., Pradhan, B. et Jebur, M. N. (2013). Spatial prediction of flood susceptible areas using rule based decision tree (DT) and a novel ensemble bivariate and multivariate statistical models in GIS. *Journal of Hydrology*, 504, 69–79.
- Tekman, E. D., Hassapi, A., Chrysostomou, G., Konnaris, Y. et Neophytou, H. (2012). Participatory Development Training Manual. UNDP. Issue de <http://archive.undp-act.org/data/articles/FT%20TRAINING%20MANUAL%20WEB.pdf>
- Tellman, B., Alaniz, R., Rivera, A. et Contreras, D. (2014). Violence as an obstacle to livelihood resilience in the context of climate change. *United Nations University-Institute for Environment and Human Security*, 3. Issue de <https://works.bepress.com/ralaniz/10/>
- Tompkins, E. L., Few, R. et Brown, K. (2008). Scenario-based stakeholder engagement : Incorporating stakeholders preferences into coastal planning for climate change. *Journal of Environmental Management*, 88(4), 1580–1592. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2007.07.025>
- Trust.org. (2016, August 16). Senegal Floods Expose Need for Community Warning, Preparation. Retrieved October 6, 2016, from <http://floodlist.com/africa/senegal-floods-expose-need-community-warning-preparation>
- Tschakert, P. (2007). Views from the vulnerable : Understanding climatic and other stressors in the Sahel. *Global Environmental Change*, 17(3–4), 381–396. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2006.11.008>
- Tschakert, P., Sagoe, R., Ofori-Darko, G. et Codjoe, S. N. (2010). Floods in the Sahel : an analysis of anomalies, memory, and anticipatory learning. *Climatic Change*, 103(3–4), 471–502. <https://doi.org/10.1007/s10584-009-9776-y>
- Unesco. (2012). Unesco Global Partnership for Girls' and Women's Education - One Year On. Issue de http://www.unesco.org/eri/cp/factsheets_ed/SN_EDFactSheet.pdf

- UNISDR. (2015). The Human Cost of Weather Related Disasters 1995-2015. United Nations Office for Disaster Risk Reduction.
- UNISDR. (n.d.). What is Disaster Risk Reduction? Retrieved November 4, 2016, from <https://www.unisdr.org/who-we-are/what-is-drr>
- UNOCHA. (2013, October). Senegal : Breaking the cycle of annual floods. Issue de <http://www.unocha.org/top-stories/all-stories/senegal-breaking-cycle-annual-floods>
- Urban Habitat. (2014). Senegal. Issue de <https://www.wm-urban-habitat.org/eng/senegal/>
- USGS. (n.d.). Tweet Earthquake Dispatch. Retrieved November 4, 2016, from <http://earthquake.usgs.gov/earthquakes/tes/>
- Vanderbeck, R. et Worth, N. (2015). *Intergenerational Space*. Routledge.
- Vedeld, T., Coly, A., Ndour, N. M. et Hellevik, S. (2015). Climate adaptation at what scale? Multi-level governance, resilience, and coproduction in Saint Louis, Senegal. *Natural Hazards*, 82(S2), 173–199. <https://doi.org/10.1007/s11069-015-1875-7>
- Wang, D., Ding, W., Yu, K., Wu, X., Chen, P., Small, D. L. et Islam, S. (2013). Towards long-lead forecasting of extreme flood events. In *Proceedings of the 19th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining - KDD '13* (p. 1285). New York, New York, USA : ACM Press.
- Wang, Z., Lai, C., Chen, X., Yang, B., Zhao, S. et Bai, X. (2015). Flood hazard risk assessment model based on random forest. *Journal of Hydrology*, 527, 1130–1141.
- Werg, J., Grothmann, T. et Schmidt, P. (2013a). Assessing social capacity and vulnerability of private households to natural hazards – integrating psychological and governance factors. *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 13(6), 1613–1628. <https://doi.org/10.5194/nhess-13-1613-2013>
- Werg, J., Grothmann, T. et Schmidt, P. (2013b). Assessing social capacity and vulnerability of private households to natural hazards—integrating psychological and governance factors. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 13(6), 1613–1628.
- Werner, M. G. F., Hunter, N. M. et Bates, P. D. (2005). Identifiability of distributed floodplain roughness values in flood extent estimation. *Journal of Hydrology*, 314(1–4), 139–157. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2005.03.012>
- World Resources Institute. (2015, March). *World's 15 Countries with the Most People Over Floods* World Resources Institute.pdf.
- Wu, H., Adler, R. F., Hong, Y., Tian, Y., Policelli, F., Wu, H., ... Policelli, F. (2012). Evaluation of Global Flood Detection Using Satellite-Based Rainfall and a Hydrologic Model. <http://Dx.doi.org/10.1175/JHM-D-11-087.1>. <https://doi.org/10.1175/JHM-D-11-087.1>
- Xiao, X., Boles, S., Froking, S., Li, C., Babu, J. Y., Salas, W. et Moore, B. (2006). Mapping paddy rice agriculture in South and Southeast Asia using multi-temporal MODIS images. *Remote Sensing of Environment*, 100(1), 95–113. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.10.004>
- Xu, H. (2006). Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 27(14), 3025–3033. <https://doi.org/10.1080/01431160600589179>
- Yang, K., Li, M., Liu, Y., Cheng, L., Duan, Y. et Zhou, M. (2014). River Delineation from Remotely Sensed Imagery Using a Multi-Scale Classification Approach. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(12), 4726–4737. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2014.2309707>
- Zhu, Z. et Woodcock, C. E. (2012). Object-based cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 118, 83–94.

Précédentes publications de la collection

Notes techniques n°1	Panorama des inégalités hommes – femmes dans le monde (Juin 2015)
Notes techniques n°2	La Commission du Mékong face à un tournant – Quelle place pour l'aide française ? (Septembre 2015)
Notes techniques n°3	Quelle efficacité environnementale de la certification pêche et aquaculture « durable » ? (Septembre 2015)
Notes techniques n°4	Vérité des prix ou socialisation de la couverture des coûts ? (Octobre 2015)
Notes techniques n°5	Accompagnement technique et renforcement des capacités : leçons de l'expérience (Octobre 2015)
Technical Reports n°6	Actors and networks of agroecology in the Greater Mekong Subregion (October 2015)
Technical Reports n°7	Creating Alliances to Accelerate Commercially Viable Sanitation (November 2015)
Notes techniques n°8	La recherche française sur l'éducation dans les pays en développement : un état des lieux (Novembre 2015)
Technical Reports n°9	Facilitating green skills and jobs in developing countries
Notes techniques n°10	Étude sur le développement de l'entrepreneuriat social à Madagascar
Notes techniques n°11	Ecole et Santé de la reproduction Une recherche-action dans les départements du Littoral et de l'Atlantique au Bénin (novembre 2014 – juillet 2015)

Notes techniques n°12	Observation spatiale pour l'agriculture en Afrique : potentiels et défis
Notes techniques n°13	Améliorer la prise en compte de la nutrition dans les projets de développement rural et de santé
Notes techniques n°14	Villes et stratégies climatiques : cinq cas d'études
Notes techniques n°15	Jeunesses sahéliennes : dynamiques d'exclusion, moyen d'insertion
Technical Reports n°16	Supporting Access to and Retention in Employment for Women by Enhancing Child Care Services in Turkey
Notes techniques n°17	Méthode de suivi de l'impact climat des investissements (MRV) appliquée aux projets agricoles et forestiers des Banques Nationales de Développement
Notes techniques n°18	Gestion des ressources en eau souterraines comme biens communs
Notes techniques n°19	Eau des villes, assainissement et précarités – des réalités contrastées à Ouagadougou (Burkina Faso) et Niamey (Niger)
Technical Reports n°20	The effectiveness of an environmental credit line in Egypt : Synergies between market incentive and binding regulations
Notes techniques n°21	Développement rural à co-bénéfices - Gouvernance, suivi, certification
Notes techniques n°22	Dynamiques des systèmes agraires et devenirs de l'agriculture familiale en Guinée
Notes techniques n°23	Évaluation de la politique d'aménagement du territoire en Tunisie de 1995 à 2010

Technical Reports n°24

Cocoa farmers' agricultural practices and livelihoods in Côte d'Ivoire

Qu'est-ce que l'AFD ?

L'Agence Française de Développement (AFD), institution financière publique qui met en œuvre la politique définie par le gouvernement français, agit pour combattre la pauvreté et favoriser le développement durable.

Présente sur quatre continents à travers un réseau de 75 bureaux, l'AFD finance et accompagne des projets qui améliorent les conditions de vie des populations, soutiennent la croissance économique et protègent la planète.

En 2016, l'AFD a consacré 9,4 milliards d'euros au financement de projets dans les pays en développement et en faveur des Outre-mer.

Agence Française de Développement
5 rue Roland Barthes – 75598 Paris cedex 12
Tél : +33 1 53 44 48 86 – www.afd.fr

Conception et réalisation : Elsa MURAT, AFD