UCLouvain

AGRO LOUVAIN

Faculté des bioingénieurs

Cartographie du danger de sécheresse et étude de son impact sur le développement végétal dans la région des Grands Lacs en Afrique

Auteur : Manon Creplet
Promoteurs : Marnik Vanclooster (UCLouvain)
Alice Alonso (UCLouvain)
Lecteurs : François Jonard (UCLouvain)
Bruno Verbist (KULeuven)

Année académique 2020-2021
Mémoire de fin d'études présenté en vue de l'obtention du diplôme de Bioingénieur : sciences et technologies de l'environnement

Remerciements

Je souhaite avant tout remercier mes promoteurs de mémoire, le professeur Marnik Vancloos-ter et la post-doctorante Alice Alonso, pour leur suivi tout au long de ce mémoire. Ils ont su se rendre disponibles malgré un emploi du temps chargé. Merci beaucoup à eux deux pour les précieux conseils, les encouragements et l'aide dans l'obtention et la discussion des résultats.

Je tiens également à remercier Pacifique Batungwanayo avec qui j'ai pu échanger sur les résultats obtenus pour le Burundi et qui a su m'éclairer.

Je souhaite aussi remercier la professeur Debarati Guha-Sapir, directrice du CRED, pour le temps consacré à m'expliquer la méthodologie d'élaboration de sa base de données sur la sécheresse ainsi que ses judicieux conseils par rapport aux objectifs de mon mémoire.

Finalement, je voudrais remercier mes grands-parents, mon frère et mon copain pour leur soutien moral tout au long de ce travail. Je dédie ce mémoire à ma défunte maman qui m'a toujours félicitée pour mon succès dans mes études.

Table des matières

1 Introduction **1**

2 État de l'art **3**

2.1 Problématique de la sécheresse . . . 3

2.2 Problématique de la sécheresse dans la région des Grands Lacs en Afrique Centrale et Afrique de l'Est . . . 6

2.3 Caractérisation des évènements de sécheresse . . . 8

2.3.1 Indices de sécheresse et de développement végétal . . . 8

2.3.2 Outils existants pour le suivi de la sécheresse . . . 12

2.3.2.1 Outils réalisés en collaboration avec les Nations Unies . . . 12

2.3.2.2 Outils réalisées par d'autres organisations . . . 14

2.3.3 Limitations et challenges . . . 15

3 Matériel et méthodes **17**

3.1 Site de l'étude . . . 18

3.2 Calcul des indices et leur agrégation dans le temps . . . 20

3.2.1 Indices de sécheresse et de développement végétal . . . 20

3.2.1.1 Indice de précipitations normalisé (SPI) . . . 20

3.2.1.2 Indice standardisé de précipitations-évapotranspiration (SPEI) . 23

3.2.1.3 Anomalie du FAPAR . . . 25

3.2.2 Agrégation temporelle des indicateurs . . . 27

3.3 Bases de données . . . 27

3.3.1 Bases de données pour le calcul des indices . . . 27

3.3.1.1 TerraClimate . . . 27

3.3.1.2 AVH15C1 LAI/FAPAR NOAA . . . 28

3.3.1.3 FAOSTAT . . . 28

3.3.2 Bases de données de sécheresses rapportées . . . 29

3.3.2.1 EM-DAT . . . 29

3.3.2.2 Natural Disaster Database for Central Africa . . . 30

3.3.2.3 Ministère de l'Aménagement du Territoire, du Tourisme et de l'Environnement . . . 30

4 Résultats **32**

4.1 Visualisation des données . . . 32

4.1.1 Pour la région des Grands Lacs . . . 32

4.1.2 Pour la province de Muyinga au Burundi . . . 35

4.2 Vérification de la distribution des données . . . 36

4.3 Séries temporelles du SPEI, de l'anomalie du FAPAR, de la productivité et du rendement agricole pour la province de Muyinga . . . 38

4.3.1 Analyse du lien entre les indices . . . 38

4.3.2 Comparaison avec les sécheresses rapportées . . . 41

4.4 Cartes agrégées dans le temps du SPEI et de l'anomalie du FAPAR 45

5 Discussion **48**
5.1 Critique du SPI 48
5.2 Critique du SPEI 49
5.3 Critique de l'anomalie du FAPAR 49
5.4 Liens entre le SPEI, l'anomalie du FAPAR et le rendement et la production agricole 50
5.5 Tendances des variables et leur influence sur le SPEI et de l'anomalie du FAPAR 51
5.6 Critique des bases de données de sécheresse 51
5.7 Critique des cartes du danger de sécheresse et du développement végétal 52

6 Conclusions et perspectives **54**

Bibliographie **56**

Netographie **61**

Annexes **62**

Annexe A Concept de sécheresse écologique **62**

Annexe B Méthode des diagrammes des ratios des moments L **62**

Annexe C Classification de la sévérité du danger de séchresse utilisée par l'U.S. Drought Monitor et par l'European Drought Observatory **63**

Annexe D Algorithme du jeu de données AVH15C1 LAI/FAPAR **64**

Annexe E Répartition spatiale des stations utilisées pour produire le jeu de données TerraClimate **66**

Annexe F Pixels choisis pour le test de Komolgorov-Smirnov **68**

Annexe G Séries temporelles du SPI pour la province de Muyinga **69**

Annexe H Limitation du SPI **69**

Liste des figures

1 Répartition spatiale des épisodes de sécheresse entre 2001 et 2018. Source : élaboré par l'UNU-INWEH sur base des données EM-DAT (UNESCO, 2020). . . . 3
2 Relations entre les différents types de sécheresse. Source : adapté de Wilhite (2000). 5
3 Diagramme des organisations des NU travaillant sur la thématique de l'eau et la sécheresse, leur outils phares dans cette thématique et leur date de création. Réalisé à partir des informations recueillies sur les sites web des outils. 12
4 Schéma de la méthodologie utilisée. 18
5 Image satellite (a) et topographie (b) de la région des Grands Lacs africains. . . 19
6 Provinces du Burundi. 19
7 Transformation de la probabilité cumulée des précipitations observées pour une fenêtre temporelle de 3 mois en valeurs de SPI. 22
8 Rayonnements entrants et sortants au niveau de la canopée. 25
9 Précipitations : moyennes annuelles (a) et tendance entre 1959 et 2019 (niveau de confiance 95%) (b). 33
10 Evapotranspiration potentielle : moyennes annuelles (a) et tendance entre 1959 et 2019 (niveau de confiance 95%) (b). 33
11 Précipitations-ETP : moyennes annuelles (a) et tendance entre 1959 et 2019 (niveau de confiance 95%) (b). 34
12 FAPAR : moyennes annuelles (a) et tendance entre 1982 et 2019 (niveau de confiance 95%) (b). Les pixels blancs sont masqués étant donné la mauvaise qualité des données sous-jacentes ou la présence de corps d'eau. 34
13 Séries temporelles des précipitations, de l'ETP, des précipitations-ETP et du FAPAR pour la province de Muyinga au Burundi. 35
14 Statistiques du test de Komolgorov-Smirnov testant les distributions des précipitations à 12 endroits de la région des Grands Lac (pixels) contre une distribution Gamma pour chaque mois de l'année, sommées sur différentes fenêtres temporelles (a : 1 mois ; b : 3 mois ; c : 6 mois ; d : 12 mois). 37
15 Statistiques du test de Komolgorov-Smirnov testant les distributions des précipitations-ETP à 12 endroits de la région des Grands Lac (pixels) contre une distribution log-logistique généralisée pour chaque mois de l'année, sommées sur différentes fenêtres temporelles (a : 1 mois ; b : 3 mois ; c : 6 mois ; d : 12 mois). 38
16 Séries temporelles du SPEI et de l'anomalie du FAPAR pour la province de Muyinga auxquelles sont superposées les sécheresses observées dans l'entièreté du pays et dans la province (en gris). 40
17 Rendement et production agricole pour les cultures de bananes, haricots secs, manioc, café et patates douces au Burundi. Source : FAOSTAT, 2021. 41
18 Séries temporelles du SPEI et de l'anomalie du FAPAR pour la province de Muyinga reprenant seulement les mois touchés par des anomalies du SPEI et FAPAR modérées, sévères et extrêmes. Les bandes grises indiquent les périodes de sécheresses rapportées dans l'entièreté du pays et dans la province. 44

19 Cartes du nombre de mois touchés par des sécheresses modérée, sévères et extrême depuis 1959 jusqu'en 2019. Les sécheresses ont été calculées pour les SPEI-1, SPEI-3, SPEI-6 et SPEI-12. 46
20 Nombre de mois touchés par des anomalies modérées (a), sévères (b) et extrême (c) du FAPAR depuis 1982 jusqu'en 2019. 47
21 Diagramme conceptuel de la sécheresse écologique. Source : Crausbay et al. (2017). 62
22 Diagrammes des ratios des moments L du coefficient de kurtosis en fonction du coefficient d'asymétrie pour une zone homogène en au Chili. Source : Núñez et al. (2011). 62
23 Flowchart de l'algorithme de calcul du FAPAR dans le jeu de données NOAA CDR AVHRR LAI and FAPAR. Source : Vermote et Claverie (2018). 64
24 Carte de l'occupation du sol utilisée dans l'algorithme NOAA CDR AVHRR LAI and FAPAR. Source : de International Geosphere-Biosphere Program (IGBP) dans Vermote et Claverie (2018). 65
25 Sites de calibration (réseau BELMANIP2) et validation (réseau DIRECT) du FAPAR. Source : Vermote et Claverie (2018). 65
26 Réseau de stations WolrdClim pour (A) les précipitations (47 554 stations), (B) la température moyenne (24 542 stations), (C) températures maximales et minimales (14 930 stations). Source : Hijmans et al. (2005). 66
27 Réseau de stations CRU Ts4.0 pour les précipitations. La localisation des stations est présentée à gauche et leur couverture à droite. Source : Harris et al. (2020). . 67
28 Pixels utilisés pour réaliser le test de Komolgorov-Smirnov. 68
29 Séries temporelles du SPI-3, SPI-6 et SPI-12 pour la province de Muyinga, calculées à partir des données TerraClimate. 69
30 Transformation des fonctions de probabilité cumulée en valeurs de SPI pour une fenêtre de 3 mois (contenant beaucoup de valeurs nulles) et pour une fenêtre de 6 mois (contentant peu de valeurs nulles). Source : Wu et al. (2007). 69

Liste des tableaux

1 Indices de sécheresse basés sur des données météorologiques ou d'humidité du sol. P sont les précipitations, T est la température, H est humidité du sol et ETP est l'évapotranspiration potentielle. 10

2 Indices de développement végétal basés sur des données de télédétection. ρ est réflectance et TB est la température de brillance. 11

3 Condition de l'humidité en fonction de la valeur de l'indice SPI. 23

4 Intensité de l'épisode de sécheresse ou de diminution de la productivité végétale selon la valeur de l'indice. 27

5 Bases de données utilisées pour produire la base de données TerraClimate. Tmax est la température moyenne, Tmin est la température minimale, Tas est la température moyenne, vap est la pression de vapeur, ws est la vitesse du vent, srad est le rayonnement solaire et pr sont les précipitations cumulées. Source : modifié de Abatzoglou et al. (2018). 28

6 Sécheresses historiques au Burundi répertoriées dans les bases de données du MINATTE du MRAC et du CRED. [1]Début : 11/1999, [2]Fin : 01/2005, [3]Début : 02/2010. 31

7 Événements de sécheresses observés dans l'entièreté du pays et dans la province de Muyinga et sécheresses détectées par les indices SPEI et anomalie du FAPAR moyennés spatiallement pour la province de Muyinga. [1]Début : 11/1999, [2]Fin : 01/2005. 43

8 Association des six indicateurs clés qui définissent la sévérité du danger de sécheresse dans l'U.S. Drought Monitor. Source : Svoboda et al. (2002). 63

9 Association des quatre indicateurs du CDI qui définissent la sévérité du danger de sécheresse dans l'European Drought Observatory. Source : EDO (2019). . . . 63

Liste des acronymes

BM	Banque Mondiale
CAZALAC	Centre de l'eau pour les zones arides et semi-arides d'Amérique latine et des Caraïbes
CCR	Centre Commun de Recherche
CNULD	Convention des Nations Unies sur la Lutte contre la Désertification
COP	Conférence des parties
CRED	Centre de recherche sur l'épidémiologie des catastrophes
DGD	Direction générale Coopération au développement et Aide humanitaire belge
EDO	European Drought Observatory
EM-DAT	Emergency Events Database
FAO	Food and Agriculture Organization
FAPAR	Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation
G-WADI	Réseau mondial d'information sur l'eau et le développement dans les zones arides
GCOS	Global Climate Observing System
GEE	Google Earth Engine
GIEWS	Global Information and Early Warning System on food and agriculture
GPM	Global Precipitation Measurment
ICPAC	Climate Prediction and Applications Centre
IGAD	Autorité Intergouvernementale pour le Développement
INSDR	Bureau des Nations Unies pour la Réduction des Risques de Catastrophes
JRA-55	Japanese 55-year Reanalysis
MINATTE	Ministère de l'Aménagement du Territoire, du Tourisme et de l'Environnement
MRAC	Musée Royal de l'Afrique Centrale
NDDCA	Natural Disaster Database for Central Africa
NIDIS	National Integrated Drought Information System
NU	Nations Unies
OMM	Organisation Météorologique Mondiale
ONGs	Organisations Non Gouvernementale
PCA	Princeton Climate Analytics

PHI	Programme Hydrologique Intergouvernemental
PIB	Produit intérieur brut
PNS	Plan national de lutte contre la sécheresse au Burundi
PNUE	Programme des Nations Unies pour l'Environnement
RCP	Representative Concentration Pathway
RDC	République Démocratique du Congo
RNA	Réseau de neurones artificiels
SPEI	Indice standardisé de précipitations-évapotranspiration
SPI	Indice de précipitations normalisé
UNESCO	Organisation des Nations unies pour l'éducation, la science et la culture

1 Introduction

La sécheresse se définit de manière conceptuelle comme une période pendant laquelle les précipitations sont plus faibles que la normale (Van Loon, 2015). En diminuant les stocks d'eau disponibles et en stressant le développement végétal, les épisodes de sécheresse impactent ponctuellement les populations à travers le monde. Ce phénomène est particulièrement problématique dans certaines régions d'Afrique étant donné l'importante vulnérabilité sociale, économique, environnementale et physique (Guha-Sapir et al., 2004). Le secteur agronomique constitue une des principales sources de revenu de ce continent (FAO, 2014). Une perte de rendement liée à une sécheresse peut donc y avoir des conséquences considérables. L'occurrence des sécheresses peut résulter à l'augmentation de la pauvreté, une insécurité alimentaire et de l'eau, et, dans le pire des cas, la mort des populations impactées.

Selon la définition du GIEC (Cardona et al., 2012), le risque de sécheresse résulte de la combinaison du danger, de l'exposition et de la vulnérabilité à la sécheresse. Le danger détermine la possible future occurrence d'un évènement physique naturel ou induit par l'Homme qui peut avoir des conséquences néfastes sur les éléments vulnérables et exposés. L'exposition fait référence aux éléments d'une région qui peuvent être soumis à un danger de sécheresse. Finalement, la vulnérabilité est la tendance des éléments exposés à être impactés négativement par un évènement de sécheresse. Une bonne caractérisation de ces trois facteurs est essentielle pour évaluer de façon optimale le risque d'une région à la sécheresse. Ces facteurs pouvant varier sensiblement dans l'espace et le temps, l'évaluation de ceux-ci devient un défi scientifique et technique. Le développement des méthodologies de caractérisation de ces facteurs à haute résolution spatio-temporelle est considéré comme un pré-requis indispensable pour l'évaluation efficace et la gestion des risques associés à la sécheresse dans une région donnée.
Grâce aux développements récents dans le domaine de la caractérisation environnementale, notamment dans le domaine de la télédétection satellitaire et *big data* environnementale, la caractérisation à haute résolution spatio-temporelle des facteurs contribuant aux danger, exposition et vulnérabilité de la sécheresse devient techniquement possible.

Toutefois, la sécheresse est considérée comme le phénomène climatique le plus complexe à caractériser étant donné son développement sur un horizon temporel long, le caractère progressif de ses impacts et de son étendue spatiale diffuse (Vicente-Serrano et al., 2012). Par ailleurs, les systèmes écologiques et humains peuvent se montrer plus ou moins résilient à des anomalies climatiques en fonction de la zone géographique et du contexte politique, culturel et socio-économique. Cette complexité compromet une évaluation fiable des risques à court, moyen et long terme. De plus, cette complexité complique la classification et donc le rapportage des évènements de sécheresse comme étant des désastres naturels. Outre une compensation financière insuffisante lorsque ces évènements ont lieu, ce rapportage incomplet implique un risque de sous-estimation de la gravité des impacts socio-économiques et environnementaux de la sécheresse, ce qui peut mener à une politique d'anticipation et gestion des risques qui ne soit pas suffisamment ambitieuse ou adaptée.

Étudier et caractériser les liens entre les anomalies climatiques et le stress végétal et les impacts humains est donc une étape nécessaire pour une meilleure gestion du risque de sécheresse.
L'objectif général de ce mémoire vise à améliorer la compréhension de la dynamique spatiale et temporelle du danger de la sécheresse dans la région des Grands Lacs africains, ainsi que les liens avec la réponse de la végétation et l'impact socio-économique. Les objectifs spécifiques sont les suivants :

(i) reconstruire et caractériser l'historique du danger de sécheresse et l'anomalie du développement végétal à haute résolution spatiale ;

(ii) identifier les similitudes et mis-matchs entre ces anomalies climatiques et végétales historiques et les évènements de sécheresse rapportés dans les bases de données de désastres de référence ;

(iii) caractériser les conditions de sécheresse menant à des anomalies du développement végétal et à des conséquences socio-économiques.

Pour ce faire, nous utilisons des données modernes génériques et open source à haute résolution spatiale dont l'accès et le traitement sont grandement facilités par la plateforme *Earth Engine*, une application basée sur le cloud et développée par Google. Ces données sont couplées avec les données de rendement et production agricole de la *Food and Agriculture Organization* (FAO), et les bases de données rapportant les désastres naturels du Centre de Recherche sur l'Epidémiologie des Catastrophes (CRED), du Musée royal de l'Afrique centrale (MRAC) et du Ministère de l'Aménagement du Territoire, du Tourisme et de l'Environnement (MINATTE) au Burundi.

Alors que l'analyse spatiale et temporelle de l'historique des sécheresses et anomalies végétales, ainsi que les cartes dynamiques associées ont été développées pour l'ensemble de la région des Grands Lacs, les analyses portant sur les liens avec les évènements rapportés dans les bases de données se concentrent sur le Burundi, et plus particulièrement sur la province de Muyinga.

Ce mémoire s'inscrit dans le cadre du projet KLIMSEC, financé par la Direction générale Coopération au développement et Aide humanitaire belge (DGD) qui a pour but de consolider les bases scientifiques des décisions de la DGD en matières de politiques dans le domaine de la sécurité climatique.

2 État de l'art

2.1 Problématique de la sécheresse

Faits et chiffres

La problématique de la sécheresse touche une grande partie du monde, et ce, depuis plusieurs milliers d'années. Selon le CRED et le Bureau des Nations Unies pour la Réduction des Risques de Catastrophes (INSDR) (2015), entre 1955 et 2015, le pourcentage d'occurrence de la sécheresse par rapport aux autres désastres naturels était de 5%. Si la sécheresse n'est pas le désastre naturel le plus fréquent, elle affecte néanmoins énormément de personnes. Durant cette même période, la sécheresse a touché 1,1 milliard d'humains ce qui représente 1/4 des humains touchés par un désastre naturel lié à l'eau. Toutefois, comme le montre la figure 1, la répartition dans le monde du nombre de personnes touchées, ainsi que du nombre de décès et des pertes économiques liées à la sécheresse sont très variables. Entre 2001 et 2018, le continent africain a connu le nombre le plus important d'épisodes de sécheresse qui ont affecté environ 228 millions de personnes, soit presque 80% des personnes touchées durant cette période. Il est estimé que ces épisodes ont causé 20 888 décès.

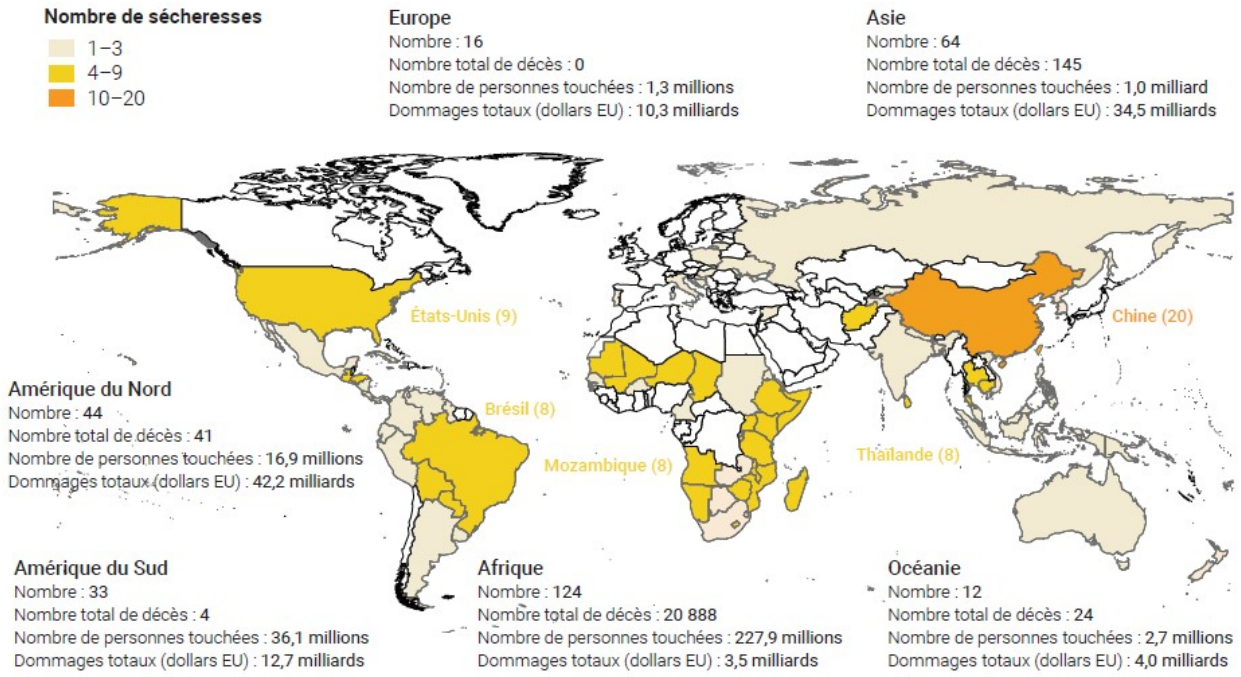


Figure 1: Répartition spatiale des épisodes de sécheresse entre 2001 et 2018. Source : élaboré par l'UNU-INWEH sur base des données EM-DAT (UNESCO, 2020).

Typologie de la sécheresse

Si la sécheresse se définie comme une période déficit en précipitations, la durée de la période considérée va avoir des conséquences différentes sur le système. C'est pourquoi, on définit généralement la sécheresse par types selon la typologie proposée par Wilhite et Glantz (1985). Les types de sécheresse sont la sécheresse météorologique, la sécheresse agricole, la sécheresse hydrologique et la sécheresse socio-économique (fig. 2).

La **sécheresse météorologique** est toujours l'élément déclencheur des autres types de sécheresse. Elle se caractérise par un manque de précipitations et/ou une augmentation de l'évapotranspiration. La définition opérationnelle de la sécheresse météorologique est spécifique à la région, étant donnée que les normales climatiques ne sont pas les mêmes dans toutes les régions du monde. Le moment auquel se passe une sécheresse joue un rôle important dans les conséquences qu'elle peut avoir. Si une sécheresse se passe à un moment où le stock en eau du sol est critique, cela peut engendrer un déficit d'eau dans le sol pour les plantes. Dès lors, on passe d'une sécheresse météorologique à une **sécheresse agricole**. De nouveau, le moment où la sécheresse agricole a lieu va influencer la portée de ses conséquences. Si elle a lieu durant la saison de croissance de la végétation, elle risque de générer un stress hydrique et une perte de rendement agricole. La réserve en eau utile de la plante étant plus faible au début de sa croissance, la période critique pour son développement est souvent le début de son cycle de croissance.
Lorsque le déficit en eau dans le sol se prolonge sur plusieurs mois, une **sécheresse hydrologique** peut apparaître qui se manifestera par une baisse du niveau des eaux de surface et souterraines. Il peut alors y avoir des conséquences diverses sur les écosystèmes terrestres et aquatiques et différents secteurs socio-économiques tels que la production d'énergie, la navigation, l'accès à l'eau potable,... Cette sécheresse peut également exacerber la sécheresse agricole dans le cas des cultures irriguées. À ce stade, les manquements en eau et en production agricole ont des conséquences sur la santé et le développement humain. On parle alors de **sécheresse socio-économique**

Le phénomène de sécheresse est exacerbé par les activités anthropiques qui impactent la variabilité naturelle du climat et causent le changement climatique. Les activités humaines influencent également la couverture du sol et les stocks et flux d'eau, ce qui impact les processus hydrologiques et peut accélérer ou retarder le passage d'un type de sécheresse à une autre, et atténuer ou exacerber l'intensité des évènements de sécheresse (Van Loon et al., 2016).

Bien que la définition de Wilhite et Glantz (1985) soit la plus largement utilisée, on remarque qu'elle est très centrée sur l'Homme et que la définition de la sécheresse agricole ne prend pas en compte les impacts de la sécheresse sur la végétation naturelle et non agricole. C'est pourquoi le concept de sécheresse écologique a récemment été développé (Crausbay et al., 2017). Ce concept reconnaît les relations en feedback entre l'Homme et les écosystèmes qui vont influencer les impacts de la sécheresse (cfr. annexe A).

Par exemple, un écosystème fragilisé par l'Homme sera plus impacté par la sécheresse et par conséquent fournira moins de services écosystémiques à l'Homme. D'autres auteurs utilisent le terme de sécheresse de l'humidité du sol à la place de sécheresse agricole pour prendre en compte l'effet d'un déficit d'humidité du sol sur les écosystèmes naturels (Seneviratne et al., 2012, Van Loon et al., 2016).

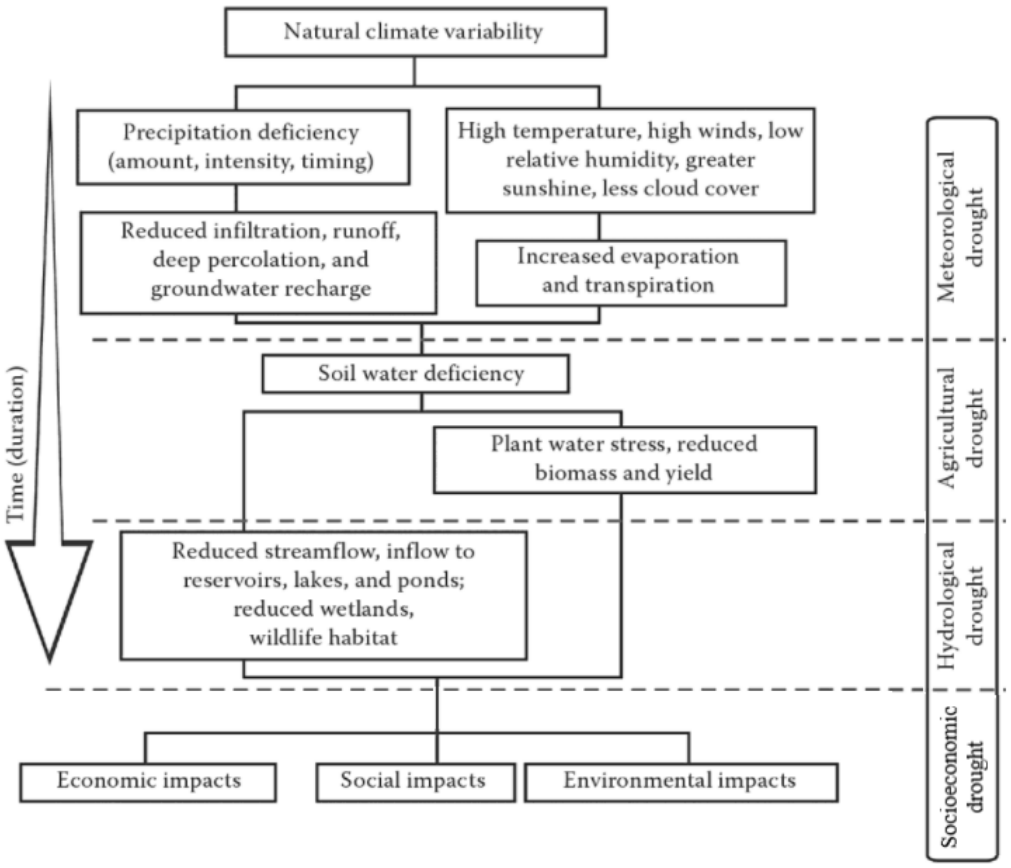


Figure 2: Relations entre les différents types de sécheresse. Source : adapté de Wilhite (2000).

Il est important de différencier la sécheresse de l'aridité, la pénurie d'eau et la vague de chaleur. L'**aridité** résulte d'un climat aride et est donc une caractéristique propre aux régions avec des faibles précipitations, alors que la sécheresse représente plutôt une anomalie climatique. La sécheresse peut avoir lieu dans n'importe quelle région du monde et est temporaire (Wilhite, 1994).

Selon Seneviratne et al. (2012) et Van Loon (2015), la **pénurie d'eau** est en partie ou totalement causée par l'activité humaine et caractérise un déséquilibre à long terme entre la demande et l'offre en eau. La sécheresse peut elle être naturelle et génère un déséquilibre épisodique.

Finalement, la **vague de chaleur** est une période avec des températures de surface très élevées qui a une durée de l'ordre de la semaine, alors que la sécheresse dure en général plusieurs mois, voire plusieurs années (Chang et Wallace, 1987). La difficulté de différentiation entre la vague de chaleur et la sécheresse réside dans le fait qu'une série de vagues de chaleur peut être interprétée comme un épisode de sécheresse.

Inversement, une période de sécheresse pourrait être caractérisée comme une série de vagues de chaleur alors que les températures ne sont pas beaucoup plus élevées que celles caractéristiques d'un épisode de sécheresse pour une région (Chang et Wallace, 1987).

2.2 Problématique de la sécheresse dans la région des Grands Lacs en Afrique Centrale et Afrique de l'Est

Les pays qui composent la région des Grands Lacs sont la République Démocratique du Congo (RDC), le Rwanda, le Burundi, le Malawi, la Tanzanie, le Kenya et l'Éthiopie. L'étude de la problématique de la sécheresse est particulièrement pertinente dans cette région car elle est particulièrement susceptibles aux sécheresses et en plus vulnérable face à ce danger (Vicente-Serrano et al., 2012).

Ainsi, selon la base de données *Emergency Events Database* (EM-DAT)(Guha-Sapir et al., 2004), la sécheresse qui aurait causé le plus de personnes décédées au monde est la sécheresse qui a eu lieu en Éthiopie et au Soudan en 1984. Cette sécheresse aurait tué 450 000 personnes. Ce désastre est classé comme le désastre le plus meurtrier qui s'est passé entre 1974 et 2003. Ceci témoigne de l'extrême vulnérabilité de ce pays.

Les régions d'Afrique Centrale et d'Afrique de l'Est sont caractérisées comme faisant partie des régions les plus pauvres au monde. La base de données statistiques des Nations Unies (NU) [1] montre que la plupart des pays de cette région possédaient en 2019 les plus faibles produits intérieurs bruts (PIB) par habitant au monde. Les deuxième et troisième pays avec le plus faible PIB par habitant sont le Burundi et le Malawi avec des PIB par habitant respectifs de 260 $ et 435 $ par an.

Comme expliqué par Guha-Sapir et al. (2004), il existe un lien inextricable entre les désastres et la pauvreté. La pauvreté va générer quatre types de vulnérabilité :

- la vulnérabilité sociale qui prend en compte la croissance démographique, l'existence de conflits, la discrimination ethnique, l'accès à une protection sociale et autres ;
- la vulnérabilité économique qui inclut la dépendance de la population ou du pays à l'agriculture, la diversification de son économie, l'accès aux infrastructures de base et autres ;
- la vulnérabilité environnementale qui prend en compte la dégradation des sols, l'érosion, la déforestation, la pollution et autres ;
- et finalement la vulnérabilité physique qui caractérise l'exposition de la population au danger. Dans la définition du risque donnée dans l'introduction, ce facteur était considéré comme indépendant de la vulnérabilité.

1. https ://unstats.un.org/unsd/snaama/Basic, consulté le 12/04/2021

Si la pauvreté influence ces quatre types de vulnérabilité, la sécheresse prolongée va exacerber la pauvreté et par conséquent la vulnérabilité de la région (Brown et al., 2011). La sécheresse a des impacts divers en Afrique. Elle impacte les êtres humains, l'environnement, les ressources en eau et l'agriculture (Gebremeskel Haile et al., 2019). La sécheresse affecte les ressources en eau en réduisant l'eau disponible et également en détériorant la qualité de l'eau à cause d'une augmentation de la concentration en sels et en éléments toxiques, ce qui peut mener une suspension des activités économiques et sociales (Mishra et Singh, 2010, Mosley, 2015). Cet impact est d'autant plus important pour cette région où les nombreux grand lacs constituent une ressource importante pour les pays grâce à la pisciculture (FAO, 2017). La sécheresse impacte l'agriculture en diminuant les productions, ce qui résulte en des revenus réduits pour les agriculteurs et peut générer des famines, une augmentation des prix de la nourriture, du chômage et des migrations (Sivakumar et al., 2014). Les impacts sur l'agriculture dans cette région sont d'autant plus importants que seulement 6% des surfaces cultivées sont aménagées pour l'irrigation (FAO, 2017). De plus, 80% de la population dépend de l'agriculture pour leur travail et ce secteur constitue 40% du PIB. (FAO, 2014). L'environnement n'est également pas épargné par la sécheresse, la diminution des ressources en eau pouvant perturber les habitats riverains et la biomasse aquatique (Gebremeskel Haile et al., 2019, Humphries et Baldwin, 2003). À nouveau, cet impact n'est pas négligeable pour la région qui constitue une réserve importante en termes de biodiversité (Gordon et al., 2011).

Si les impacts actuels de la sécheresse en Afrique sont déjà importants (cfr. fig. 1), ceux-ci pourraient être exacerbés dans le futur à cause des prédictions de la croissance démographique et du changement climatique (Vicente-Serrano et al., 2012, IPCC, 2013, Zhao et Dai, 2015).

Plusieurs organisations internationales publiques, telles que les NU et les Organisations Non Gouvernementale (ONGs) considèrent la problématique de la sécheresse en Afrique comme prioritaire (Vicente-Serrano et al., 2012). Tant que le risque de sécheresse restera élevé en Afrique, il sera difficile d'atteindre les objectifs de développement durable des NU à l'horizon 2030. Des aides humanitaires sont donc souvent apportées à ces pays de sorte à pouvoir faire face aux urgences pendant les épisodes de sécheresse. Toutefois, ces aides ne permettent pas de réduire la vulnérabilité structurelle des populations liée à la sécheresse. Pour pouvoir réduire la vulnérabilité structurelle, il faut implémenter des stratégies d'adaptation et mitigation à la sécheresse. Pour cela, il est nécessaire de promouvoir une gestion intégrée du risque (Wilhite, 1996). Le Sommet mondial sur le développement durable de 2002 a identifié deux pré-requis importants pour la mise en place des stratégies d'adaptation et mitigation. Premièrement, il est indispensable d'avoir une caractérisation précise du risque de la sécheresse en quantifiant le degré de danger, l'exposition et la vulnérabilité des régions. Deuxièmement, il est nécessaire d'avoir accès à de l'information en temps réel sur le développement de la sécheresse ainsi que des prédictions de l'évolution probable de la sécheresse (Vicente-Serrano et al., 2012).

En 2017, lors de la Conférence des parties (COP) 13 de la Convention des Nations Unies sur la Lutte contre la Désertification (CNULD), l'action *The Drought Initiative* a été proposée. Cette action se concentre en partie sur la réduction du risque de sécheresse à l'aide d'efforts régionaux (NU, 2017). Dans ce cadre, 70 pays se sont engagés à concevoir et implémenter un plan d'action contre la sécheresse au niveau national à l'horizon 2030. Au total, 30 pays ont déjà réalisé ce plan, dont le Burundi. Les autres pays de la région des Grands Lacs qui s'y sont engagés mais qui ne l'ont pas encore rédigé sont le Rwanda, la Tanzanie, le Kenya, le Malawi et l'Éthiopie. Le Plan national de lutte contre la sécheresse au Burundi (PNS Burundi), sorti en août 2020, reprend la section sur la sécheresse de l'étude d'analyse intégrée de la vulnérabilité au Burundi réalisée par Bollin et al. en 2014.

2.3 Caractérisation des évènements de sécheresse

La caractérisation de la sécheresse n'est pas triviale. Il est difficile de quantifier objectivement l'intensité, la magnitude, la durée et l'étendue spatiale d'un épisode de sécheresse (Vicente-Serrano et al., 2010a). Pour aider à ce problème, des indices permettant de surveiller et d'analyser la sécheresse ont été développés. On différencie généralement l'indice de sécheresse à l'indicateur de sécheresse (OMM et GWP, 2016). Un indicateur est une variable ou un paramètre qui permet de décrire la sécheresse. Alors qu'un indice permet une représentation numérique de l'intensité du phénomène. Ainsi, tous les indices sont des indicateurs mais pas inversement. Une multitude d'indices de sécheresse ont été développés depuis le XX^{e} siècle (Heim, 2002). Certains d'entre eux ont depuis été revisités et améliorés (Alley, 1984, Wells et al., 2004). Les indices sont généralement calculés sur base de données météorologiques, hydrologiques, d'humidité du sol ou issues de la végétation. Une revue des indices de sécheresse fréquemment rencontrés dans la littérature est présentée à la section 2.3.1.

Plusieurs outils reprenant des indices et indicateurs de sécheresse et de développement végétal calculés sur base de données historiques et/ou de prédictions climatiques existent pour différentes régions du monde. Beaucoup de ces outils sont réalisés en collaboration avec les NU mais il en existe également qui sont réalisés par d'autres organisations telles que des agences nationales ou régionales. Certains de ces outils sont présentés à la section 2.3.2.

2.3.1 Indices de sécheresse et de développement végétal

Le tableau 1 présente les indices de sécheresse dont les paramètres d'entrées sont des données météorologiques ou d'humidité du sol et le tableau 2 présente les indices de développement végétal qui sont issus de données de télédétection. Les indices présentés dans ses tableaux possèdent divers avantages et inconvénients dans leur utilisation.

En ce qui concerne les indices de sécheresse, la première force des indices SPI et SPEI par rapport aux autres indices est qu'ils peuvent être calculés avec différentes fenêtres temporelles.

Ceci permet de facilement caractériser les différents types de sécheresse. Une fenêtre de 1 mois (SPI-1, SPEI-1) reflète une anomalie climatique à court terme et permet donc de détecter des sécheresses de type météorologique ou un stress végétal si l'épisode de sécheresse se passe pendant la saison de croissance. Une fenêtre de 3 mois (SPI-3, SPEI-3) reflète des sécheresses pouvant affecter les rendements des cultures si elle a lieu durant la saison de culture. Cette fenêtre permet donc de caractériser la sécheresse agricole. Si un épisode est observé juste avant la saison de culture, il peut donner une indication des conditions d'humidité du sol juste avant la saison. Une fenêtre de 6 mois (SPI-6, SPEI-6) permet de caractériser un épisode de sécheresse qui s'est passée sur une saison, par exemple une saison des pluies qui auraient été moins abondante que historiquement. Une sécheresse détectée avec une fenêtre temporelle de 12 mois (SPI-12, SPEI-12) indique qu'il y a inévitablement eu un impact sur les cultures de l'année et le niveau d'eau des réservoirs.
Les indices CMI et PDSI représentent quant à eux les conditions pour une fenêtre de temps fixe de respectivement un et neuf mois. Ainsi, le CMI permet de détecter une période de stress hydrique pour les cultures si elle se passe pendant la saison de culture. Le PDSI est associé à une fenêtre temporelle de neuf ou 12 mois en fonction de la région et indique une sécheresse agricole.
Un autre avantage des indices SPI et SPEI par rapport au PDSI est qu'ils sont standardisés. Par conséquent, différentes régions climatiques peuvent être comparées. Un PDSI calibré a cependant été développée par Wells et al. (2004) et permet la comparaison de l'indice entre différentes régions climatiques.
Finalement, le PDSI et SPEI présentent comme avantage par rapport au SPI l'intégration de données de température. Si les précipitations sont reconnues comme étant le principal facteur influençant la sécheresse, l'augmentation de la température attendue d'ici 2100 va certainement avoir une influence majeure sur l'intensité et la fréquence des sécheresses (Vicente-Serrano et al., 2010a, Solomon et al., 2007). Dès lors, ces indices sont plus adaptés à l'étude de la sécheresse dans le cadre des changements climatiques.

En ce qui concerne les indices de développement végétal, ils quantifient soit des anomalies du développement végétal en général (anomalie du FAPAR, anomalie du NDVI, VCI, TCI et VHI) soit uniquement des surfaces agricoles (ASI).
L'indice NDVI sert de base à plusieurs indices (VCI et VHI). Des études comparatives du VCI et TCI ont révélé que l'indice VCI détecte mieux la sécheresse dans une région où l'eau est le facteur limitant à la croissance des plantes, alors que l'indice TCI détecte mieux une sécheresse dans une région où la radiation solaire est limitante pour la croissance des plantes (Bento et al., 2018).
Le NDVI et FAPAR sont deux indices similaires, une relation linéaire les reliant lorsque l'angle d'élévation solaire est inférieur à 60°. Pour des angles plus importants, la distance du rayon entre le capteur optique et la couverture végétale augmente, ce qui peut amener à des problèmes de saturation du NDVI quand la couverture végétale est importante (Gobron et Verstraete, 2009). L'algorithme du FAPAR inclut une correction qui prend en compte cet angle d'élévation solaire et le rend ainsi moins susceptible à ce problème.

Tableau 1: Indices de sécheresse basés sur des données météorologiques ou d'humidité du sol. P sont les précipitations, T est la température, H est humidité du sol et ETP est l'évapotranspiration potentielle.

Indice	Origine	Paramètres d'entrées	Description	Avantages	Inconvénients
Indice de précipitations normalisé (SPI)	McKee, Doesken and Kleist, 1993	P	Indice qui utilise les précipitations historiques standardisées à l'aide de la distribution Gamma pour calculer une probabilité de précipitation pour différentes fenêtres de temps qui caractérisent différents types de sécheresse.	- Indice standardisé donc comparable entre régions. - Indice multi-échelles.	- Non utilisable dans l'analyse des changements climatiques car prend pas en compte la température. - Utilisation d'une fenêtre de temps inférieure au mois non recommandée en région aride car les données de précipitations pour ajuster la distribution Gamma durant la saison sèche pourraient se retrouver nulles (Wu *et al.*, 2007).
Indice de sécheresse de Palmer (PDSI)	Palmer, 1965	P, T, H	Indice de sécheresse agricole qui utilise l'équation de bilan hydrique pour mesurer l'accumulation de l'anomalie en humidité.	Inclusion de données de température et humidité du sol.	- Non comparable entre différentes régions climatiques car le calcul de l'indice comprend des constantes empiriques qui ont été calculées sur base d'observations à quelques endroits aux États-Unis et qui représentent seulement quelques régimes climatiques. C'est pourquoi le *Self-Calibrating Palmer Drought Severity Index* (Sc-PDSI) a été développé pour inclure une calibration automatique de ces constantes (Wells, Goddard and Hayes, 2004). - Fenêtre temporelle d'environ 9 mois donc pas de possibilité d'identification de sécheresses météorologiques.
Indice de précipitations et d'évapotranspiration normalisé (SPEI)	Vicente-Serrano, Beguería and López-Moreno, 2010	P, T	Indice similaire au SPI qui utilise la température en plus des précipitations. Le calcul l'indice implique un bilan hydrique avec les précipitations et l'ETP, l'accumulation du défit/surplus du bilan à différentes fenêtres de temps et l'ajustement à une distribution log-logistique généralisée.	- Adapté pour l'étude de l'effet des changements climatiques sur la sécheresse. - Indice normalisé donc comparable entre régions. - Indice multi-échelles.	- Sensible à la méthode utilisée pour calculer l'ETP.
Crop moisture index (CMI)	Palmer, 1968	P, T	Indice qui utilise la différence entre l'ETP et l'humidité du sol pour caractériser si l'humidité du sol est suffisante pour combler la perte par ETP et recalcule ensuite le profil d'humidité du sol.	- Indice hebdomadaire qui réagit rapidement à une évolution des conditions - Indice standardisé donc comparable entre régions.	- Possibilité d'erreur cumulative due à l'utilisation du CMI de la période précédente. - Ne détecte pas les sécheresses qui durent dans le temps car une amélioration sur une courte échelle de temps n'indique pas nécessairement une amélioration sur le long terme (Yihdego, Vaheddoost and Al-Weshah, 2019).

Tableau 2: Indices de développement végétal basés sur des données de télédétection. ρ est réflectance et TB est la température de brillance.

Indice	Origine	Paramètres d'entrées	Description / Calcul	Avantages	Inconvénients
Anomalie du *Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation* (anomalie du FAPAR)	McCree, 1971	Réflectance (rouge-proche infrarouge) angle zénithal solaire	Anomalie de la fraction de l'énergie solaire incidente qui est absorbée par la végétation pour faire la photosynthèse.	- Possibilité de calculer l'indicateur sur une fenêtre de temps inférieure au mois. - Paramètres d'entrées disponibles pour le calcul à haute résolution spatiale.	- Interprétation sujette à la discussion car possibilité d'influence d'autre facteurs que la pluie (ex : maladies). - Calcul dépendant d'un algorithme qui fournit directement les données de FAPAR comme produit satellitaire. Cet algorithme est différent pour chaque satellite et relativement complexe à comprendre.
Anomalie de l'indice de végétation par différence normalisée (anomalie du NDVI)	Tarpley, Schneider et Money, 1984; Kogan, 1995	Réflectance (rouge-proche infrarouge)	$NDVI = \frac{\rho_{PIR} - \rho_R}{\rho_{PIR} + \rho_R}$ L'anomalie peut être calculée en prenant le NDVI moyen de la période considérée et en soustrayant puis divisant par la moyenne historique du NDVI pour la période.	- NDVI très documenté, facile à comprendre et disponible dans beaucoup de produits de satellites optiques. - Mêmes autres avantages que l'anomalie du FAPAR.	- Interprétation sujette à la discussion car possibilité d'influence d'autre facteurs que la pluie (ex : maladies).
Indice des conditions de végétation (VCI)	Kogan, 1995; Liu et Kogan, 1996	Réflectance (rouge-proche infrarouge)	$VCI = \frac{NDVI_i - NDVI_{min}}{NDVI_{max} - NDVI_{min}} \times 100$ Où $NDVI_i$ est le NDVI moyen de la période considérée.	- Mêmes avantages que l'anomalie du FAPAR.	- Interprétation sujette à la discussion car possibilité d'influence d'autre facteurs que la pluie (ex : maladies). - Les NDVI min et max sont difficiles à évaluer car peuvent être des valeurs aberrantes. -Hypothèse que les observations suivent une distribution uniforme pour la période.
Indice des conditions de température (TCI)	Kogan, 1995	Température de brillance	$TCI = \frac{TB_{max} - TB_i}{TB_{max} - TB_{min}} \times 100$ Où TB_i est la TB moyenne de la période considérée.	- Mêmes avantages que l'anomalie du FAPAR.	- Interprétation sujette à la discussion car possibilité d'influence d'autre facteurs que la pluie (ex : maladies). - Les TB min et max sont difficiles à évaluer et peuvent être des valeurs aberrantes. -Hypothèse que les observations de TB suivent une distribution uniforme pour la période.
Indice de santé de la végétation (VHI)	Kogan, 1990, 1997, 2001	Température de brillance et réflectance (rouge-proche infrarouge)	$VHI = \alpha * VCI + (1 - \alpha) * TCI$ Où α est un facteur de pondération, généralement 0,5.	- Mêmes avantages que l'anomalie du FAPAR.	- Dépend du VCI et TBI qui dépendent potentiellement de valeurs aberrantes et font l'hypothèse d'une distribution uniforme des observations.
Indice de stress agricole (ASI)	Van Hoolst *et al.*, 2016	Température de brillance et réflectance (rouge-proche infrarouge)	L'indice VHI est moyenné dans le temps depuis le début jusqu'à la fin de la saison de culture, les pixels en dehors d'une zone cultivée sont masqués et l'ASI représente le pourcentage de la zone cultivée dans la région qui a un VHI inférieur à 35%.	- Mêmes avantages que l'anomalie du FAPAR. -Permet de montrer l'étendue, l'intensité et la durée d'une sécheresse pendant la saison de culture sur les zones cultivées.	- Dépend du VCI et TBI qui dépendent potentiellement de valeurs aberrantes et font l'hypothèse d'une distribution uniforme des observations.

2.3.2 Outils existants pour le suivi de la sécheresse

2.3.2.1 Outils réalisés en collaboration avec les Nations Unies

Différentes organisations des NU ont lancé des projets de cartographie du suivi de la sécheresse à l'échelle régionale ou mondiale. Les organisations dépendantes des NU qui traitent en partie de la thématique de l'eau et de la sécheresse sont l'Organisation des Nations unies pour l'Education, la Science et la Culture (UNESCO) , la FAO, la Banque Mondiale (BM) , l'Organisation Météorologique Mondiale (OMM) , et le Programme des Nations Unies pour l'Environnement (PNUE) . Un diagramme montrant les relations entre ces organisations et leurs outils en lien avec la sécheresse est montré à la figure 3. Les outils concernant l'Afrique sont encadrés en orange.

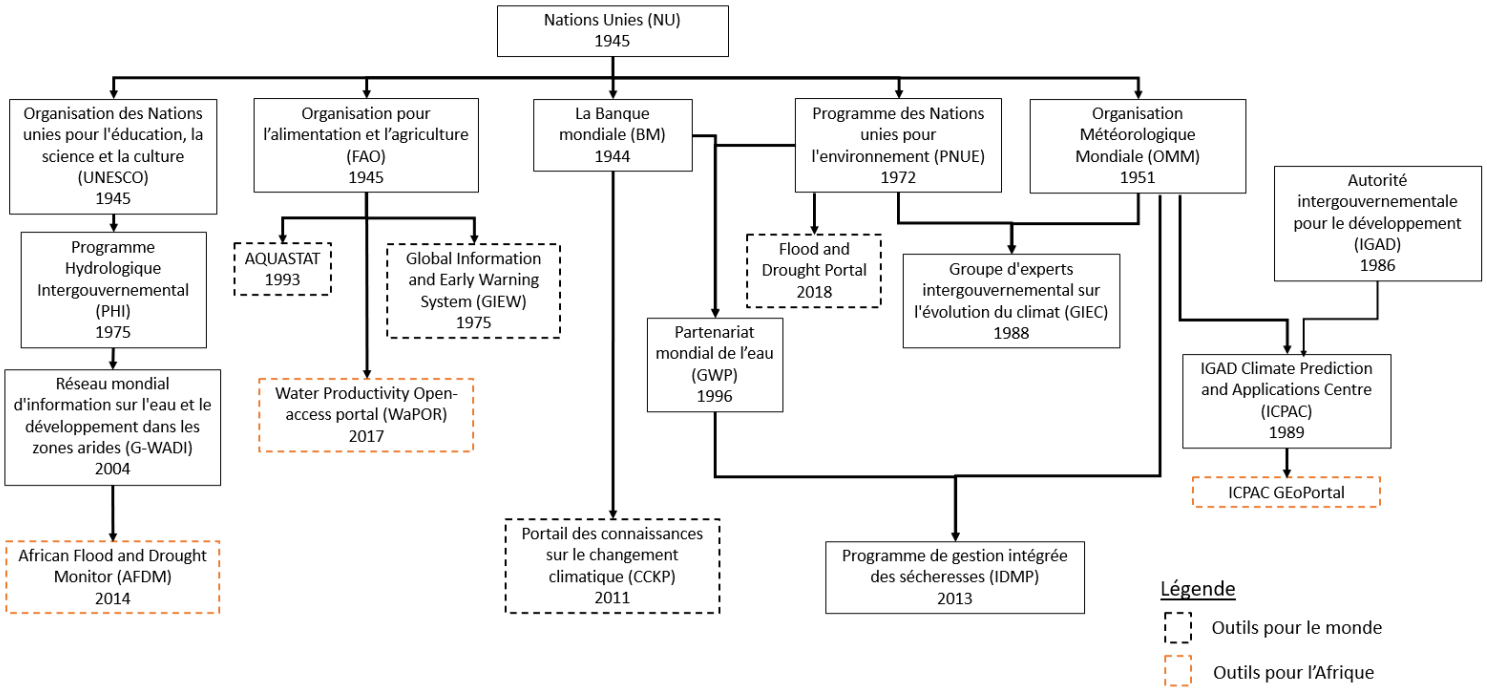


Figure 3: Diagramme des organisations des NU travaillant sur la thématique de l'eau et la sécheresse, leur outils phares dans cette thématique et leur date de création. Réalisé à partir des informations recueillies sur les sites web des outils.

Le premier outil présenté sur le schéma est un outil de l'UNESCO réalisé dans le cadre de leur Programme Hydrologique Intergouvernemental (PHI). Ce programme a mis en place en 2004 un réseau mondial d'information sur l'eau et le développement dans les zones arides (G-WADI) qui a pour objectif de renforcer la capacité mondiale de gestion des ressources en eau dans les régions arides et semi-arides. Ensemble avec l'Université de Princeton, ils ont développé en 2014 l'*African Flood and Drought Monitor* (Sheffield et al., 2014). Ce programme de surveillance est disponible sur la plateforme *Princeton Climate Analytics*[2] (PCA), mais il est actuellement impossible de visualiser les cartes car une nouvelle version est en cours de réalisation.

2. https ://platform.princetonclimate.com/PCA_Platform/, consulté le 19/05/2021.

Ces cartes représentent des données historiques, en temps quasi-réel et des prédictions pour les mois futurs pour un peu plus de 20 variables et indices climatiques journaliers, mensuels ou annuels. Parmi les indices, on retrouve le SPI (résolution 30 km, 1950-2018), VCI (résolution 30 km, 1950-présent) et NDVI (résolution 8 km, 2000-présent).

Un nouveau projet lancé par G-WADI en 2018 a pour but de réaliser un Atlas africain de la sécheresse en utilisant la même méthodologie que celle utilisée pour l'Atlas de la sécheresse pour l'Amérique Latine et les Caraïbes réalisé en 2018 par le Centre de l'eau pour les zones arides et semi-arides d'Amérique latine et des Caraïbes (CAZALAC) (Nunez et Verbist, 2018). La méthodologie consiste en une analyse régionale des fréquences basées sur les moments-L, adaptée de Hosking et Wallis (1997). Cette méthode utilise une approche probabiliste pour déterminer la période de retour d'évènements de sécheresse sur base des précipitations historiques. Un diagramme des ratios des moments L est calculé pour huit zones homogènes de la région afin de trouver la distribution qui ajuste le mieux les données de précipitations (Núñez et al., 2011) (cfr. annexe B). La méthode des moments L est à la base des choix de fonction de densité de probabilité à ajuster dans calculs des indices SPI et SPEI (McKee et al., 1993, Vicente-Serrano et al., 2010a). L'étude réalisée par Núñez et al. (2011) est plus robuste pour la région car, au lieu d'utiliser la méthode conventionnel du SPI, ils ont recalculé quelle était la fonction de densité de probabilité qui ajustait le mieux des données. Ensuite, la période de retour des précipitations est calculée avec la probabilité de non-dépassement pour différents percentiles utilisant la fonction de distribution cumulative. La différence avec le SPI est que la probabilité de non dépassement n'est pas standardisée.

La deuxième organisation des NU présentée est la FAO. En 1993, cette organisation a créé la base de données AQUASTAT [3] qui reprend actuellement plus de 180 variables et indicateurs sur les ressources en eau et la gestion de l'eau agricole par pays depuis 1960. Le *Global Information and Early Warning System on food and agriculture* (GIEWS) [4] est une autre base de données spatialisées réalisée par la FAO. Le système d'information contient des cartes sur la fréquence historique des sécheresses depuis 1984 jusqu'en 2019 avec une résolution spatiale de 1 km. Cette fréquence est calculée grâce à l'indicateur de stress hydrique (ASI) développé par le FAO et décrit dans le tableau 2.

En ce qui concerne l'Afrique, la FAO a également développé une base de données spatialisées nommée WaPOR [5] qui regroupe des cartes de différentes variables primaires comme les précipitations, l'évapotranspiration réelle et de référence. Ces variables sont présentées avec une résolution spatiale allant de 250 m à 30 m pour certaines régions.

3. http ://www.fao.org/aquastat/fr/, consulté le 19/05/2021.
4. http ://www.fao.org/giews/earthobservation/, consulté le 19/05/2021.
5. https ://wapor.apps.fao.org/home/WAPOR_2/1, consulté le 19/05/2021.

La troisième organisation reprise dans le schéma est la BM. Cette institution financière internationale possède un portail des connaissances sur le changement climatique [6]. Ce portail regroupe des données et prédictions climatiques ainsi que des informations sur la vulnérabilité aux désastres naturels par pays, région ou bassin versant. On y retrouve des cartes de la probabilité d'expérimenter des sécheresses pour différentes périodes allant jusqu'en 2099 et pour différents scénarios d'émission de gaz à effet de serre futures (*Representative Concentration Pathways, RCP*). Les prédictions sont basées sur 35 modèles et utilisent l'indice SPEI-12 pour prédire la probabilité d'occurrence de sécheresses sévères sur la période.

La quatrième organisation des NU présentée est le PNUE. Ce programme crée le *Flood and Drought Portal*[7] implémenté par le PNUE suite au projet *Flood and Drought Management Tools* qui s'est terminé en 2018. Le but du portail est de fournir des outils à l'échelle locale ou du bassin versant pour supporter les décideurs. Parmi les indices calculés se trouve le SPI-1 basé sur les données de précipitations de la mission *Global Precipitation Measurment* (GPM), la résolution spatiale est de 11 km. On retrouve également les indices TCI et VHI calculés avec les données MODIS. Tous ces indices sont calculés depuis 2001 en temps quasi-réel.

Finalement, la dernière organisation des NU présentée est l'OMM. Cette organisation possèdent plusieurs centres climatiques régionaux dont le *Climate Prediction and Applications Centre* (ICPAC). Ce centre est situé au Kenya et fournit des services climatiques à 11 pays de l'Afrique de l'Est. L'objectif de l'ICPAC est d'augmenter la résilience dans une région très affectée par le changement climatique et les évènements extrêmes. L'ICPAC fait partie de l'Autorité Intergouvernementale pour le Développement (IGAD) qui regroupe huit pays de la Corne d'Afrique. L'IGAD a réalisé beaucoup de produits en lien avec la sécheresse dont notamment les "cartes et atlas des risques de l'IGAD" (IGAD, 2013) qui comprennent une carte des zones sujettes à la sécheresse dans la région mais dont la méthodologie de réalisation n'a pas pu être trouvée. Beaucoup de cartes de l'IGAD sont reprises sur le géoportail de l'ICPAC [8]. Cette base de données regroupe plusieurs cartes statiques avec entre autre des cartes du SPI et VCI disponibles pour certains mois de certaines années et dont la résolution spatiale n'est pas précisée.

2.3.2.2 Outils réalisées par d'autres organisations

Plusieurs outils très complets ont été réalisés par des organisations indépendantes des NU. Nous allons en développer trois particulièrement important. Il s'agit de l'*U.S. Drought Portal*[9] du *National Integrated Drought Information System* (NIDIS) aux États-Unis, supporté par la *National Oceanic and Atmospheric Administration* (NOAA), ensuite de l'*European Drought Observatory*[10] (EDO) dirigé par le Centre Commun de Recherche (CCR) de la Commission européenne et finalement de la *Global SPEI database*[11].

6. https ://climateknowledgeportal.worldbank.org/, consulté le 19/05/2021.
7. https ://www.flooddroughtmonitor.com/home, consulté le 20/05/2021.
8. http ://geoportal.icpac.net/, consulté le 19/05/2021.
9. https ://www.drought.gov/, conculté le 20/05/2020.
10. https ://edo.jrc.ec.europa.eu/edov2/php/index.php ?id=1000, consulté le 20/05/2021.
11. https ://spei.csic.es/database.html, consulté le 20/05/2021.

L'*U.S. Drought Portal* possède une carte du danger de sécheresse, à l'échelle du pays, qui est mise à jour tous les dix jours. Cinq catégories permettent de décrire la sévérité du danger de sécheresse. Les indicateurs utilisés pour la classification et leur poids varient selon la région et la période de l'année. Six indicateurs clés sont utilisés pour tout le pays (Svoboda et al., 2002) : le PDSI, le SPI, le VHI, le pourcentage des précipitations normales, un indicateur de l'humidité du sol qui est estimé à l'aide d'un modèle hydrologique (Huang et al., 1996) et un indicateur de l'écoulement fluvial. La classification du danger de sécheresse est définie en fonction de ce que la majorité des six indicateurs montrent et d'observations locales (cfr. annexe C).

L'EDO permet le suivi de la sécheresse en Europe en temps quasi-réel à l'aide du Combined Drought Indicator (CDI) développé par l'organisation. Cet indice permet de décrire la sévérité du danger de sécheresse en fonction du SPI-1, SPI-3, de l'anomalie de l'humidité du sol et de l'anomalie du FAPAR (EDO, 2019).

Bien que ces deux organisations soient régionales, elles fournissent également des données internationales sur la sécheresse. Le NIDIS a permis la création du Global Drought Information System [12] qui rassemble des données régionales pour comparer la sécheresse dans le monde. En ce qui concerne le CCR, ils ont réalisé une carte mondiale du suivi en temps quasi-réel du risque d'impact de la sécheresse sur l'agriculture avec une résolution spatiale de 100 km. Les métadonnées de ce produit n'ont pu être trouvées.

Finalement, la *Global SPEI database* développée par Vicente-Serrano et al. (2010a) contient des jeux de données de l'indice SPEI calculé pour des fenêtres temporelles de 1 à 48 mois, depuis 1901 jusqu'en 2018. Les jeux de données ont une résolution spatiale de 50 km.

2.3.3 Limitations et challenges

Comme expliqué dans l'introduction, la caractérisation fine à haute résolution spatio-temporelle des indices de sécheresse et de développement végétal devient possible grâce aux développements récents dans le domaine de la caractérisation environnementale. Cette caractérisation à haute résolution est essentielle pour la mise en place de stratégies de mitigation et d'adaptation au risque de sécheresse. Cependant, la revue des outils existants pour l'Afrique a démontré que cette région manque d'outils de caractérisation du danger ou risque de sécheresse avec une fine résolution spatiale. La résolution des indices de sécheresse calculés est toujours supérieure à 10 km.
Deux raisons peuvent expliquer ce manque ; une difficulté technologique et une difficulté méthodologique. La difficulté technologique est le manque de stations d'observation sur le contient. La difficulté méthodologique est que les précipitations du continent Africain sont très variables durant l'année et contiennent des mois où les précipitations sont nulles. Par conséquent, cela complique la caractérisation de la sécheresse via les précipitations.

12. https ://gdis-noaa.hub.arcgis.com/, consulté le 20/05/2021.

De plus, le climat étant très variable spatialement, il est nécessaire de développer une méthode qui soit flexible dans l'espace. Les indices SPI et SPEI étant standardisés, ils permettent une caractérisation de la sécheresse qui est comparable dans l'espace peu importe la région climatique. L'avantage du SPEI par rapport au SPI est que son calcul ne sera pas influencé par des précipitations nulles. Un second avantage qui doit être considéré est que, comme expliqué à la section 2.3.1, l'indice SPEI est adapté à l'étude des impacts des changements climatiques sur la sécheresse. Ainsi, il peut être utilisé pour prédire les changements potentiels concernant la répartition spatiale et temporelle et l'intensité des sécheresses en conséquence des changements climatiques. La prédiction des sécheresses futures et un challenge important pour l'Afrique où l'occurrence des sécheresses risque d'augmenter à l'avenir (Vicente-Serrano et al., 2012).

Même si l'indice SPEI semble plus adapté à l'étude de la sécheresse en Afrique, l'indice SPI a depuis longtemps été considéré comme référence pour la caractérisation de la sécheresse. Dès lors, on remarque que la plupart des outils présentés ci-dessous utilisent cet indice pour quantifier la sécheresse. Une étape du mémoire a donc été de vérifier la justesse de l'utilisation du SPI pour la région.

Une autre limitation relevée par Vicente-Serrano et al. (2012) est l'incomplétude des bases de données regroupant les évènements de sécheresse, particulièrement en Afrique. Ces bases de données sont importantes analyser les conséquences que les différents types de sécheresse ont eu sur le contient. Elles permettent ainsi de vérifier que les indices de sécheresses utilisés sont efficaces pour détecter et quantifier les sécheresses. Une base de données de référence pour les catastrophes naturelles est la base de données EM-DAT, développée par le CRED. Néanmoins, alors qu'il soit établit que cette base de données documente l'ensemble des désastres naturels autres que la sécheresse au cours du temps de manière exhaustive, il est admis qu'elle présente des lacunes concernant la documentation des évènements de sécheresse. Ces lacunes sont dues à l'absence de consensus sur une méthode robuste permettant d'établir un lien ou absence de lien entre une anomalie climatique et une catastrophe naturelle, et le reporting inconsistant des différents pays étant donné les enjeux politiques et économiques liés, notamment concernant les assurances (communication personnelle avec Debarati Guha-Sapir, Directrice du CRED, 2 mars 2021).

Finalement, un challenge est la prédiction des impacts de la sécheresse sur le développement végétal. En effet, grâce aux indices de sécheresse il est possible de prédire la répartition spatiale et temporelle et l'intensité des futures sécheresses mais pas leurs conséquences directes sur le développement végétal, les cultures et donc l'humain. Dès lors, la relation entre les indices de sécheresse et les indices de productivité végétale a été qualitativement étudiée.

3 Matériel et méthodes

La méthode suivie (fig. 4) pour caractériser le danger de sécheresse et sa réponse sur la végétation dans la région des Grands Lacs passe dans un premier temps par la quantification spatiale et temporelle d'indices de sécheresse et de développement végétale à l'aide de données historiques. Les deux indicateurs de sécheresse qui ont été sélectionnés sont l'indice de SPI et l'indice SPEI . Les SPI et SPEI calculés avec différentes fenêtres temporelles permettent quantifier la sécheresse météorologique, la sécheresse agricole et la sécheresse hydrologique. Pour rappel, une fenêtre temporelle de 1 mois permet de caractériser la sécheresse météorologique, une fenêtre temporelle de 3 et 6 mois la sécheresse agricole et une fenêtre temporelle de 12 mois la sécheresse hydrologique. L'indice utilisé pour caractériser une diminution de la productivité végétale est l'anomalie du FAPAR . Le rendement et la production agricole sont utilisés comme indicateurs de la réponse potentielle d'une sécheresse sur les cultures.

Les jeux de données utilisés pour le calcul des indices ont d'abord été pris en main en réalisant des cartes des variables moyennes annuelles. Pour chaque variable, la tendance sur les valeurs moyennes annuelles a été calculée à l'aide d'un test de Mann-Kendall bilatéral au niveau de confiance de 95%, ce test a été réalisé pour chaque pixel.

L'outil *Google Earth Engine* est utilisé pour quantifier, dans le temps et dans l'espace, les indices SPI, SPEI et l'anomalie du FAPAR. Ainsi, des cartes dynamiques du SPI, SPEI et de l'anomalie sur le FAPAR ont pu être réalisées à partir des jeux de données déjà enregistrés dans la plateforme. Le calcul des indices SPI et SPEI passe par l'ajustement des données à certaines fonctions de densité de probabilité. Dès lors, 12 pixels ont été sélectionnés à travers la région (cfr. annexe F) et soumis à un test de Komologorov-Smirnov afin de s'assurer que les données de ces pixels suivent bien les fonctions de densité de probabilité auxquelles elles sont ajustées. Les pixels choisis présentaient des écarts-types pour les précipitations ou pour l'évapotranspiration différents. L'indice SPEI s'est révélé être plus performant que l'indice SPI, ce dernier a donc été écarté des prochaines étapes de la méthodologie.

Dans un deuxième temps, les séries temporelles du SPEI et l'anomalie du FAPAR sont moyennées spatialement pour province de Muyinga au Burundi. Cette province a été choisie comme référence car il s'agit d'une des deux provinces la plus impactée par la sécheresse au Burundi (Batungwanayo et al., 2020). Les séries temporelles du SPEI, de l'anomalie du FAPAR et du rendement et de la production agricole sont analysées en parallèle pour voir si une diminution du développement végétale est anticipée ou chevauchée par un épisode de sécheresse et a conduit à une diminution de la productivité agricole.

Les séries temporelles pour la province de Muyinga sont ensuite comparées aux jeux de données de sécheresse historiques du CRED, du MRAC et du MINATTE. Les jeux de données de sécheresse sont également comparés entre eux afin de discuter des différentes faiblesses et forces de chaque jeu.

Finalement, le SPEI et l'anomalie du FAPAR sont agrégés dans le temps afin de produire des cartes de la fréquence du danger de sécheresse et de l'anomalie négative de l'activité photosynthétique pour la région.

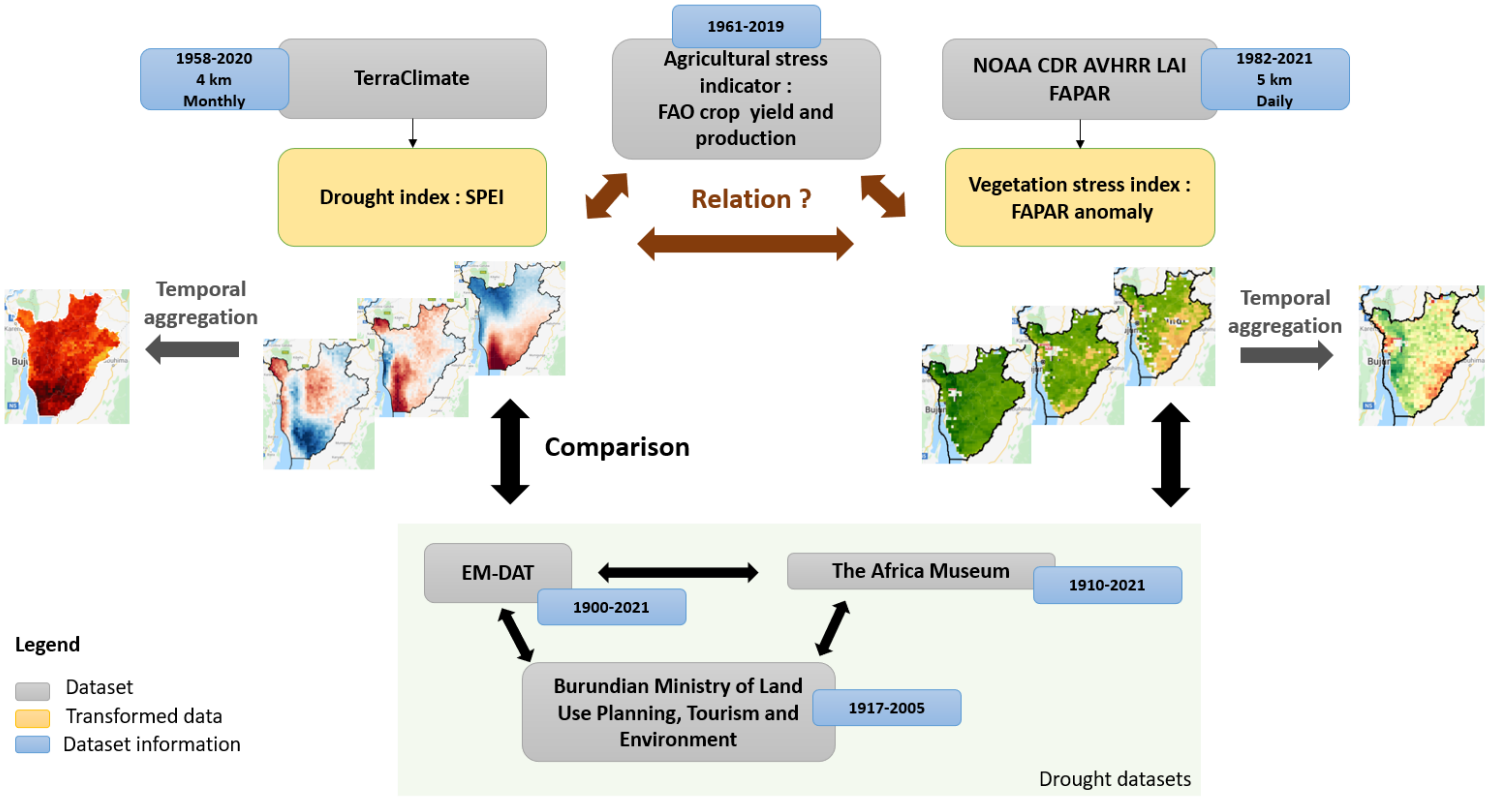


Figure 4: Schéma de la méthodologie utilisée.

3.1 Site de l'étude

Une carte de la région des Grands Lacs avec les huit pays considérés est présentée à la figure 5a. Les trois principaux lacs de la région sont le lac Victoria, le lac Tanganyika et le lac Malawi (fig. 5a). La région se caractérise par d'importants massifs montagneux en Éthiopie, au Kenya et à l'est de la RDC (fig. 5b). La province de Muyinga, utilisée pour comparer les sécheresses identifiées à l'aide des indices et les sécheresses observées, est située au nord-ouest du Burundi (fig. 6).

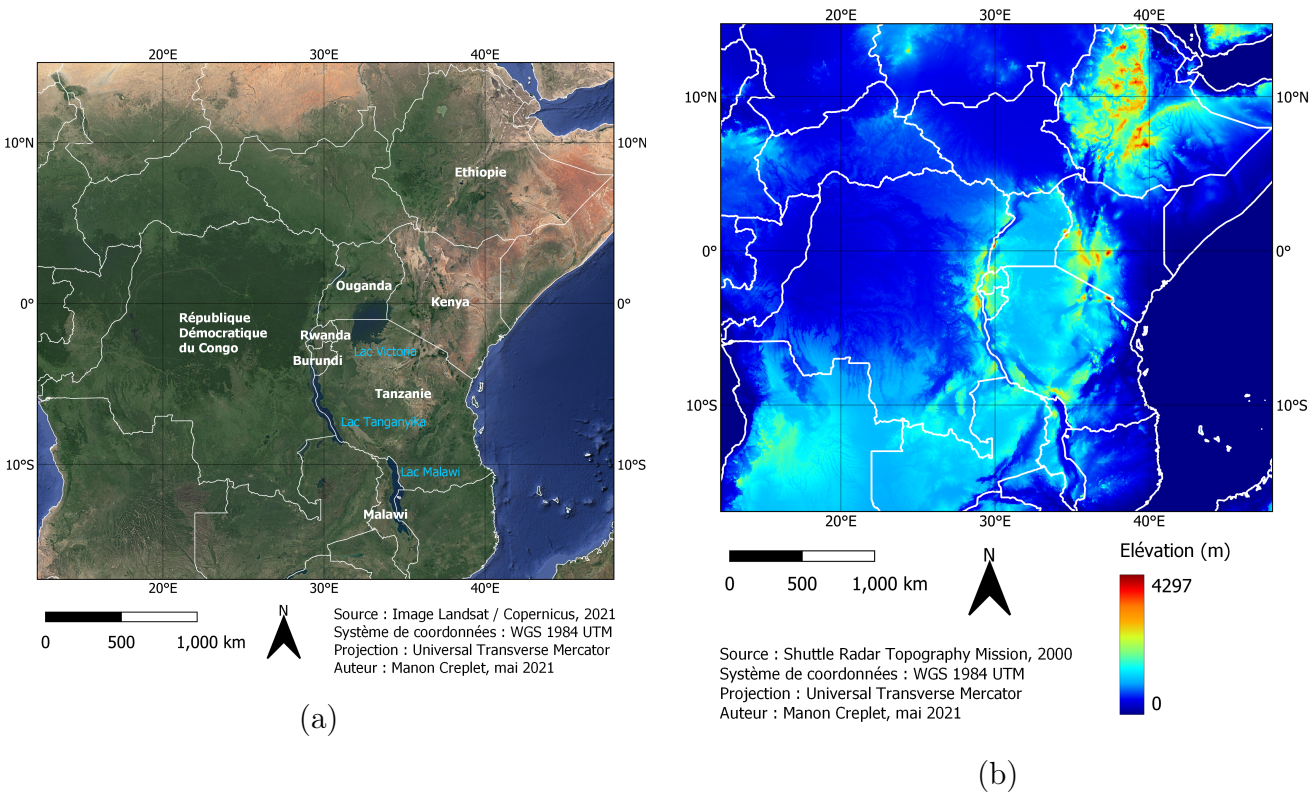


Figure 5: Image satellite (a) et topographie (b) de la région des Grands Lacs africains.

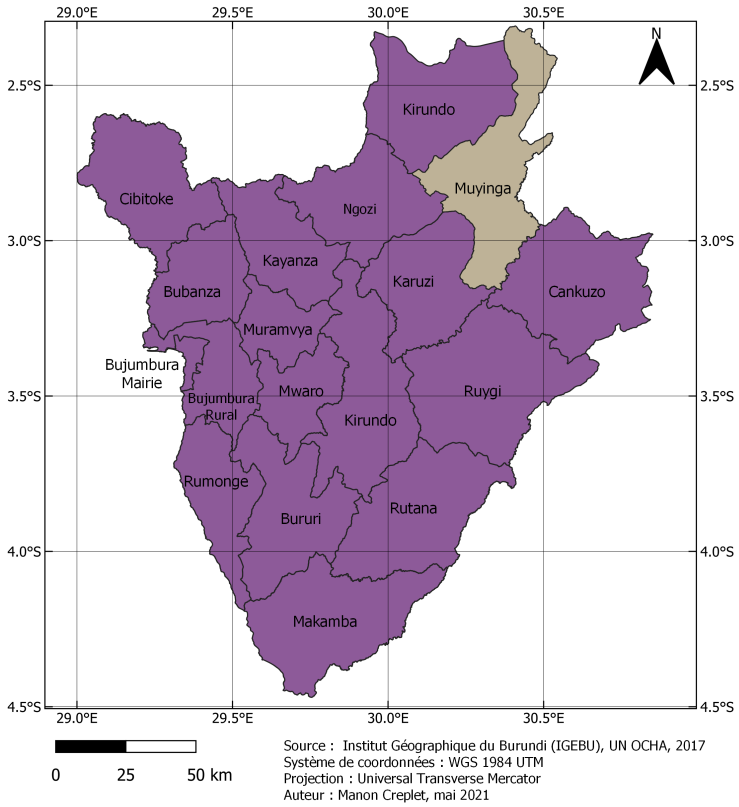


Figure 6: Provinces du Burundi.

3.2 Calcul des indices et leur agrégation dans le temps

3.2.1 Indices de sécheresse et de développement végétal

3.2.1.1 Indice de précipitations normalisé (SPI)

L'indice SPI a été développé par McKee et al. (1993) dans le but de définir et surveiller la sécheresse grâce aux précipitations. Cet indice calcule, pour une certaine période, l'écart normalisé des précipitations observées par rapport à l'ensemble des données de précipitations pour la période ajustée à une certaine fonction de distribution de probabilité. Ainsi, une fois la fonction de distribution de probabilité normalisée, il est possible de calculer le SPI via la formule suivante :

$$SPI = \frac{P - \bar{P}}{\sigma_p} \tag{1}$$

Où :

- P est la précipitation totale d'un période (mm) ;
- $\bar{P}$ est la précipitation moyenne historique de la période (mm) ;
- σ_p est l'écart-type historique des précipitations de la période (mm).

La fonction de densité de probabilité recommandée par McKee et al. (1993) pour modéliser les données de précipitations est la fonction de densité de probabilité Gamma (éq. 2) qui fait intervenir la fonction Gamma (éq. 3) :

$$g(x) = \frac{1}{\beta^{\alpha} \Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{\frac{-x}{\beta}} \tag{2}$$

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^{\infty} y^{\alpha-1} e^{-y} \mathrm{d}y \tag{3}$$

Où :

- α est un paramètre de forme (α>0) ;
- β est un paramètre d'échelle (β>0) ;
- x est la quantité de précipitation (mm) (x>0) ;
- $\Gamma(\alpha)$ est la fonction Gamma ;
- y est une variable auxiliaire.

Les paramètres α et β de la distribution sont calculés selon les équations suivantes :

$$\alpha = \frac{1 + \sqrt{1 + \frac{4A}{3}}}{4A} \tag{4}$$

$$\beta = \frac{\bar{x}}{\alpha} \tag{5}$$

Où :

- A $= ln(\bar{x}) - \frac{\sum ln(x)}{n}$;
- n est le nombre d'observations de précipitations.

La série temporelle doit idéalement contenir les précipitations mensuelles depuis plus de 30 ans. En fonction de la fenêtre de temps choisie les précipitations mensuelles sont sommées de sorte que les précipitations pour un mois constituent les précipitations du mois en question auxquelles on additionne les précipitations des i mois précédant où i correspond à la fenêtre de temps choisie soustraite d'un mois. Par exemple, si la fenêtre de temps est 3 mois et que nous voulons calculer les précipitations relatives au mois de mars, il faut additionner les précipitations des mois de janvier, février et mars. Ensuite, la fonction de densité de probabilité Gamma est ajustée à l'histogramme des précipitations sommées des 3 mois pour chaque année. Cet ajustement se fait en calibrant les paramètres α et β (Thom et al., 1966) (éq. 4 et 5). Nous passons ensuite au mois d'avril où les précipitations sommées des mois de février, mars et avril pour chaque année sont également ajustées à la fonction de densité de probabilité Gamma. Au total pour une fenêtre temporelle définie, 12 fonctions de densité de probabilité Gamma sont alors calculées. Ensuite, pour chaque fonction de densité de probabilité Gamma, la fonction de probabilité cumulée (éq. 6) peut être calculée.

$$G(x) = \int_0^x g(x)\mathrm{d}x = \frac{1}{\hat{\beta}^{\hat{\alpha}}\Gamma(\hat{\alpha})}\int_0^x x^{\hat{\alpha}-1}e^{\frac{-x}{\hat{\beta}}}\mathrm{d}x \tag{6}$$

Si on remplace $\frac{x}{\beta}$ par t, on obtient :

$$G(x) = \frac{1}{\Gamma(\hat{\alpha})}\int_0^x t^{\hat{\alpha}-1}e^{-t}\mathrm{d}t \tag{7}$$

La fonction Gamma n'étant pas définie en x=0 et les données de pluviométries pouvant être nulles pour certains mois, la probabilité cumulée devient :

$$H(x) = q + (1-q)G(x) \tag{8}$$

Où q est la probabilité d'avoir un mois avec des précipitations nulles. Si m est le nombre de mois avec des précipitations nulles, alors q = m/n.

La probabilité cumulée H(x) est ensuite transformée en une variable aléatoire normale standard qui a une moyenne nulle et une variance de 1, cette variable est le SPI. Il se calcule avec les équations analytiques suivantes :

$$SPI = -\left(t - \frac{c_0 + c_1 t + c_2 t^2}{1 + d_1 t + d_2 t^2 + d_3 t^3}\right) \quad \text{pour } 0 < H(x) \leq 0,5 \tag{9}$$

$$SPI = +\left(t - \frac{c_0 + c_1 t + c_2 t^2}{1 + d_1 t + d_2 t^2 + d_3 t^3}\right) \quad \text{pour } 0,5 < H(x) \leq 1 \tag{10}$$

Où :

$$t = \sqrt{\ln\left(\frac{1}{H(x)^2}\right)} \qquad \text{pour } 0 < H(x) \leq 0,5 \tag{11}$$

$$t = \sqrt{\ln\left(\frac{1}{(1-H(x))^2}\right)} \quad \text{pour } 0,5 < H(x) \leq 1 \tag{12}$$

$$\begin{aligned} c_0 &= 2,515517 \\ c_1 &= 0,802853 \\ c_2 &= 0,010328 \\ d_1 &= 1,432788 \\ d_2 &= 0,189269 \\ d_3 &= 0,001308 \end{aligned} \tag{13}$$

La figure 7 montre les étapes de normalisation des précipitations observées pour une fenêtre de temps de 3 mois qui permettent d'obtenir une valeur de SPI. La ligne continue sur la figure de gauche représente la probabilité cumulée obtenue avec la fonction de densité de probabilité Gamma ajustée.

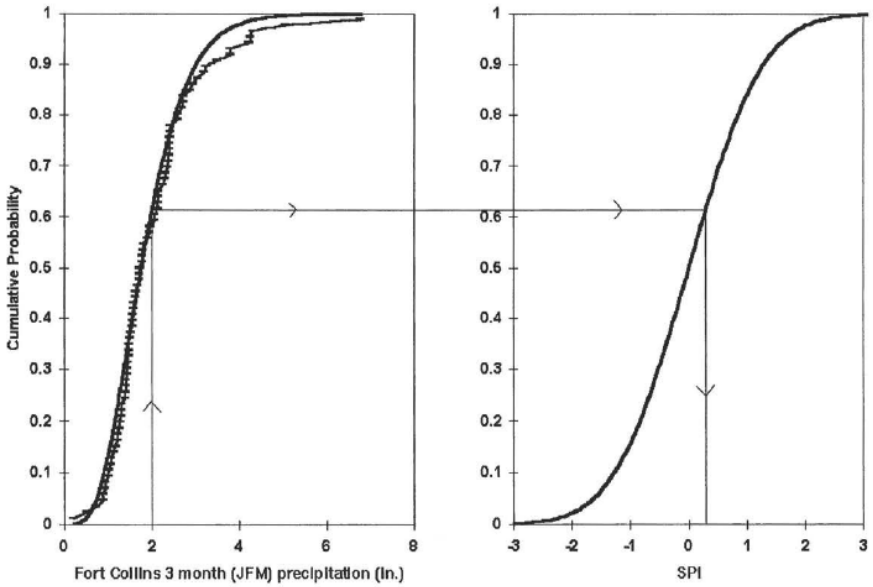


Figure 7: Transformation de la probabilité cumulée des précipitations observées pour une fenêtre temporelle de 3 mois en valeurs de SPI.

Une fois le SPI calculé pour chaque mois et chaque pixel de la région, l'intensité d'un épisode de sécheresse est définie en fonction de la valeur de l'indice (tab. 3). Un épisode de sécheresse commence lorsque la valeur du SPI est égale ou inférieure à -1 et se termine lorsque qu'elle devient positive.

Tableau 3: Condition de l'humidité en fonction de la valeur de l'indice SPI.

Valeur du SPI	Condition d'humidité
2,0 et plus	Extrêmement humide
de 1,5 à 1,99	Très humide
de 1,0 à 1,49	Modérément humide
de -0,99 à 0,99	Proche de la normale
de -1,0 à -1,49	Modérément sec
de -1,5 à -1,99	Très sec
-2 et moins	Extrêmement sec

3.2.1.2 Indice standardisé de précipitations-évapotranspiration (SPEI)

Le SPEI a été développé il y a une dizaine d'années par Vicente-Serrano et al. (2010a) suite aux limitations que présentent le SPI (cfr tab.1). À la différence du SPI, le SPEI nécessite en plus le calcul de l'évapotranspiration potentielle (ETP) pour estimer un bilan hydrique. Cet indice calcule, pour une certaine période, l'écart standardisé de la différence entre une précipitation et une ETP observée par rapport à l'ensemble des données de différences entre la précipitation et l'ETP pour la période ajustées à une certaine fonction de distribution de probabilité.

La différence entre les précipitations et l'ETP est calculée pour chaque mois (éq. 14) et comme pour le SPI, suivant la fenêtre temporelle voulue, cette différence est sommée.

$$D_i = P_i - ETP_i \tag{14}$$

Où :

- D_i est la différence entre les précipitations et l'ETP pour le mois i (mm) ;
- P_i est la précipitation du mois i (mm) ;
- ETP_i est l'ETP du mois i (mm).

Ensuite, pour chaque mois de l'année la distribution est ajustée à la fonction de densité de probabilité log-logistique généralisée. Contrairement à la distribution Gamma qui utilise deux paramètres, la distribution log-logistique généralisée en contient trois (éq. 15 et 16). Un paramètre d'emplacement γ vient s'ajouter et permet d'ajuster la distribution à des valeurs négatives de D_i :

$$f(x) = \frac{\beta}{\alpha}\left(\frac{x-\gamma}{\alpha}\right)\left[1+\left(\frac{x-\gamma}{\alpha}\right)^{\beta}\right]^{-2} \tag{15}$$

Où :

- α est un paramètre de forme (α>0) ;
- β est un paramètre d'échelle (β>0) ;
- γ est un paramètre d'emplacement ($\gamma > D_i < \infty$) ;

- x est la différence entre les précipitations et l'ETP (mm).

Des solutions analytiques pour ces paramètres sont données ci-dessous :

$$\beta = \frac{2w_1 - w_0}{6w_1 - w_0 - 6w_2}$$

$$\alpha = \frac{(w_0 - 2w_1)\beta}{\Gamma(1 + \frac{1}{\beta})\Gamma(1 - \frac{1}{\beta})} \tag{16}$$

$$\gamma = w_0 - \alpha\Gamma\left(1 + \frac{1}{\beta}\right)\Gamma\left(1 - \frac{1}{\beta}\right)$$

Où :

- w_0, w_1 et w_2 sont des paramètres estimés par la méthode des moments de probabilité pondérés (éq. 17) ;
- Γ est la fonction Gamma (éq. 3).

$$w_s = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(1 - F_i)^s D_i$$

$$F_i = \frac{i - 0,35}{N} \tag{17}$$

Où :

- s est l'ordre du paramètre estimé ;
- N est est le nombre d'observations de la différence entre les précipitations et l'ETP ;
- i est le rang de l'observation dans la gamme d'observations N ;
- D est le différence entre les précipitations et l'ETP ;
- F est un estimateur de la fréquence.

Une fois les paramètres de la distribution log-logistique généralisée trouvés, nous pouvons calculer sa fonction de probabilité cumulée donnée par la formule suivante :

$$F(x) = \left[1 + \left(\frac{\alpha}{x - \gamma}\right)\right]^{-1} \tag{18}$$

Finalement, la valeur du SPEI est obtenue en standardisant les valeurs de F(x) :

$$SPEI = W - \frac{C_0 + C_1 W + C_2 W^2}{1 + d_1 W + d_2 W^2 + d_3 W^3} \tag{19}$$

Où :

$$W = \sqrt{-2ln(P)} \quad \text{pour } P \leq 0,5 \tag{20}$$

Où :

$$P = 1 - F(x) \tag{21}$$

Si P > 0,5 alors P est remplacé par 1-P et le signe du SPEI résultant est inversé. Les paramètres C_0, C_1, C_2, d_1, d_2 et d_3 sont les mêmes que pour le calcul du SPI (éq. 13).

Les valeurs seuils du SPEI qui déterminent l'intensité d'un épisode de sécheresse sont les mêmes que pour le SPI (tab. 3).

Afin de s'assurer de la validité des codes réalisés pour calculer le SPI et SPEI sur GEE, les valeurs obtenues pour les deux indices ont été comparées aux valeurs calculées par le SPEI-package disponible sur le logiciel de programmation R et réalisé par Vicente-Serrano et al. (2010a).

3.2.1.3 Anomalie du FAPAR

Le FAPAR est une variable biophysique qui décrit la fraction de l'énergie solaire incidente qui est absorbée par la végétation pour faire la photosynthèse (éq. 22, fig. 8). Le rayonnement solaire actif pour la photosynthèse se situe entre 400 et 700 nm. Le rayonnement solaire indicent (I_0) peut arriver directement sur la canopée où il est soit absorbé, soit transmis (T_c), soit réfléchi vers l'atmosphère (fraction de $R_{s,c}$). Ce rayonnement indicent peut également arriver au niveau du sol où il peut être réfléchi vers l'atmosphère sans être absorbé par la canopée (fraction de $R_{s,c}$) ou bien en étant ensuite absorbé par la canopée (R_s).

$$FAPAR = \frac{I_0 - Tc - Rs, c + Rs}{I_0} \tag{22}$$

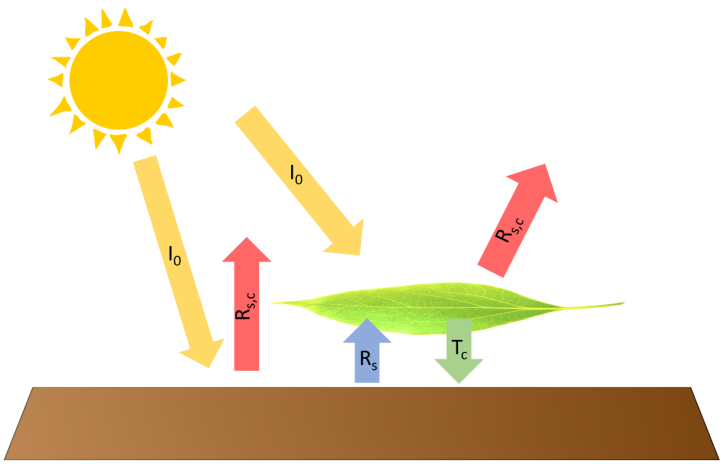


Figure 8: Rayonnements entrants et sortants au niveau de la canopée.

Le FAPAR constitue un indicateur de la présence et productivité de la végétation vivante (Gobron et Verstraete, 2009). Cet indice est reconnu par le *Global Climate Observing System* (GCOS, 2011) comme une des 50 variables climatiques essentielles. Ces variables sont dites essentielles pour comprendre et prédire l'évolution du climat, évaluer le risque et aider dans l'implémentation de mesures de mitigation et d'adaptation. Elles sont choisies, en fonction de leur pertinence pour caractériser le système climatique et ses changements et parce qu'elles sont techniquement et économiquement accessibles à l'échelle mondiale.

Le FAPAR est une valeur adimensionnelle qui varie théoriquement de 0 à 1 mais qui en pratique n'atteint jamais la valeur de 1 car il y a toujours une partie de l'énergie solaire incidente qui est réfléchie par la canopée.
Plusieurs algorithmes basés sur des observations satellitaires ont été proposés pour l'estimer. L'algorithme choisi pour ce mémoire est l'algorithme du NOAA qui a permis la production du jeu de données AVH15C1 LAI/FAPAR. Le flowchart de cet algorithme est repris dans l'annexe D. L'algorithme est basé sur un réseau de neurones artificiels (RNA) qui utilise les valeurs de FAPAR du jeu de données MCD15A2 du spectroradiomètre MODIS pour le calibrer. Les entrées du RNA sont la réflectance de surface dans le rouge et dans le proche infrarouge, le NDVI, le cosinus de l'angle zénithal solaire et une carte de l'occupation du sol (cfr. annexe D). Les données de réflectance sont issues de radiomètres avancés à très haute résolution (AVHRR) embarqués sur sept satellites NOAA. La carte d'occupation du sol sert à avoir une connaissance a priori de la couverture végétale d'un pixel. Les sites utilisés pour la calibration et validation du FAPAR sont également présentés à l'annexe D. L'algorithme du FAPAR ne calcule pas de valeur pour les eaux de surface. Un traitement des données a été réalisé pour supprimer les données possédant une qualité trop faible due une couverture nuageuse trop importante ou à une valeur de FAPAR qui n'est pas comprise entre 0 et 1.

L'anomalie sur le FAPAR est calculée mensuellement avec la valeur maximale du FAPAR sur le mois. Tout comme pour le SPI et SPEI, l'anomalie est calculée pour chaque mois de l'année séparément.

$$\text{Anomalie du FAPAR} = \frac{\max(\text{FAPAR}) - \overline{\max(\text{FAPAR})}}{\sigma_{\max(\text{FAPAR})}} \tag{23}$$

Où :

- $\max(\text{FAPAR})$ est le FAPAR maximal sur le mois ;
- $\overline{\max(\text{FAPAR})}$ est la moyenne des FAPAR maximaux de chaque mois de la série temporelle ;
- $\sigma_{\max(\text{FAPAR})}$ est l'écart-type des FAPAR maximaux de chaque mois de la série temporelle.

La valeur maximale du FAPAR sur le mois a été préférée à la moyenne pour éviter que la valeur ne soit contaminée par un FAPAR anormalement bas dû à des perturbations atmosphériques. Une diminution du FAPAR maximal sur plusieurs mois est un bon révélateur d'une diminution de la productivité végétale par rapport à la normale.

3.2.2 Agrégation temporelle des indicateurs

La fréquence avec laquelle un pixel a été soumis à un épisode de sécheresse ou à une diminution de la productivité végétale est calculée en comptant le nombre de fois où le pixel a connu une valeur inférieure à -1. Une séparation a été réalisée entre les épisodes de sécheresse ou de diminution de la productivité végétale modérée, sévère et extrême (tab. 4).

Tableau 4: Intensité de l'épisode de sécheresse ou de diminution de la productivité végétale selon la valeur de l'indice.

Intensité	**Valeur SPEI ou anomalie FAPAR**
Modérée	-1 > x > -1,49
Sévère	-1,5 > x > -1,99
Extrême	x < -2

3.3 Bases de données

3.3.1 Bases de données pour le calcul des indices

3.3.1.1 TerraClimate

La base de données TerraClimate a été utilisée pour les données de précipitations et d'ETP nécessaires aux calculs des indices SPI et SPEI. Les jeux de données couvrent l'ensemble des surfaces terrestres, possèdent une résolution temporelle mensuelle, une résolution spatiale d'environ 4 km (1/24°) et une fenêtre temporelle qui s'étend de 1958 à 2020. Les données sont mises à jour annuellement. Les variables climatiques primaires de la base de données sont la température minimale, la température maximale, la pression de vapeur, les précipitations cumulées, le rayonnement solaire et la vitesse du vent. L'ETP est dérivée de ces variables à l'aide de l'équation de Penman-Montieth (Monteith, 1965).

La base de données TerraClimate se base sur quatre autres bases de données (tab. 5) pour calculer les variables climatiques primaires pour chaque pixel. La base de données WorldClim sert à dériver les normales climatiques mensuelles pour l'ensemble des surfaces terrestres avec une haute résolution spatiale. Cette base de données utilise la méthode des splines pour interpoler les données de stations d'observation de référence, transmissent par les services météorologiques nationaux. La répartition spatiale des stations est présentée à l'annexe E. La base de données CRU Ts4.0, également basée sur des données de stations de référence, sert à dériver les anomalies climatiques mensuelles.

Cependant, lorsque qu'un pixel se trouve à une distance d'absence de corrélation d'une station et qu'il n'y a pas d'autre station d'observation, CRU Ts4.0 assigne au pixel concerné la valeur de la normale climatique mensuelle. Plutôt que de laisser un vide dans le signal climatique, la base de données Japanese 55-year Reanalysis (JRA-55) est utilisée pour déduire une anomalie en faisant une interpolation bilinéaire des données. La répartition spatiale des stations d'observation CRU Ts4.0 est également présentée à l'annexe E.
Finalement, une interpolation climatologique assistée est utilisée pour superposer les normales climatiques WorldClim et les anomalies climatiques CRU Ts.4.0 et JRA-55 de sorte à pouvoir réaliser des séries temporelles mensuelles des variables climatiques primaires.

La base de données Terraclimate a été choisie car elle est disponible sur GEE. Aussi, elle possède des données pour les précipitations et de l'ETP avec une relativement grande extension temporelle et une grande résolution spatiale. Il est précisé que la base de données est moins performantes dans les zones montagneuses.

Tableau 5: Bases de données utilisées pour produire la base de données TerraClimate. Tmax est la température moyenne, Tmin est la température minimale, Tas est la température moyenne, vap est la pression de vapeur, ws est la vitesse du vent, srad est le rayonnement solaire et pr sont les précipitations cumulées. Source : modifié de Abatzoglou et al. (2018).

Dataset	Spatial Resolution Used	Temporal Resolution Used	Variables
WorldClim v2	1/24°	Monthly, 1970–2000 normals	Tas, vap, pr, srad, ws
WorldClim v1.4	1/24°	Monthly, 1960–1990 normals	Tmax, Tmin, Tas
CRU Ts4.0	0.5°	Monthly, 1958–2020	Tmax, Tmin, vap, pr, Tas
JRA-55	1.25°	Monthly, 1958–2020	Tas, vap, pr, srad, ws

3.3.1.2 AVH15C1 LAI/FAPAR NOAA

La base de données AVH15C1 LAI/FAPAR possède des données de FAPAR journalières. Cette base de données a une résolution spatiale de 5 km et une fenêtre d'extension temporelle qui s'étend de 1982 à dix jours avant le présent.
Cette base de données a été choisie car elle est la seule disponible pour l'Afrique sur GEE. La fenêtre d'extension temporelle de 40 ans permet la comparaison de l'anomalie du FAPAR avec l'indice SPEI.

3.3.1.3 FAOSTAT

Les données de rendement agricole en tonnes/ha sont disponibles par pays annuellement depuis 1961 jusqu'en 2019 et téléchargeable directement depuis le site de la FAO [13]. Les métadonnées indiquent que la principale source pour ces données sont les statistiques officielles des pays membres de la FAO qui sont recueillies soit via des questionnaires sur la production annuelle distribués aux pays, soit par des publications nationales, soit par des sites web officiels des

13. http ://www.fao.org/faostat/en/data/QC, consulté le 15/05/2021.

pays. Dès lors, la manière avec laquelle les pays collectent les données affectera les données publiées par la FAO, étant donnée que l'organisation n'effectue pas de corrections sur les valeurs à part si elles ne sont pas cohérentes. Si aucune donnée officielle n'est disponible, les données peuvent être dérivées de sources semi-officielles comme des publications commerciales. Finalement, si aucune donnée n'est disponible, la FAO réalise une estimation statistique de la donnée.

Les cultures pour lesquelles les rendements ont été évalués sont les bananes, les haricots secs, le manioc, la patate douce et le café. Les quatre premières cultures sont les principales cultures de base au Burundi et le café est la culture principale exportée (FAO, 2015). La culture de bananes est la plus présente dans la province de Muyinga (Kayitesi et Manirakiza, 2015). Selon la FAO (Brouwer et al., 1989), le manioc est peu sensible à un stress hydrique, les haricots sont moyennement à fortement sensibles et les bananes sont fortement sensibles à un stress hydrique. Le café a des besoins en eau qui sont inférieurs aux bananes mais supérieurs aux haricots et à la patate douce.

La base de données de rendement est calculée à partir de la base de données de la production et de la surface cultivée. Entre 1961 et 1970 toutes les cultures, sauf le café, ont leur production basée sur une estimation. En ce qui concernent la surface cultivée, une grande majorité des données sont estimées pour les cinq cultures.

3.3.2 Bases de données de sécheresses rapportées

3.3.2.1 EM-DAT

La base de donnée EM-DAT [14] répertorie plus de 20 000 désastres naturels ou technologiques qui se sont passés depuis 1900 jusqu'à aujourd'hui. Cette base de données a été réalisée par le CRED de l'UCLouvain. La fréquence et l'impact des évènements de sécheresse répertoriés au Burundi ont pu être extrait librement via le page web du CRED [15]. Le tableau 6 montre ces évènements en précisant les provinces touchées ainsi que les impacts humains qui ont été répertoriés. Il est donc important de préciser que les épisodes répertoriés sont seulement ceux qui ont eu des conséquences humaines.

La définition de la sécheresse considérée par la base de données et importante pour pouvoir comparer de la façon la plus cohérente possible ces évènements et les résultats des indices. EM-DAT définit la sécheresse comme étant "une période prolongée de précipitations anormalement faibles qui produit un manque d'eau pour les personnes, les animaux et les plantes [traduit depuis l'anglais]". Les principales sources d'information pour la base de données sont les NU, les gouvernements nationaux et américains, la Croix-Rouge, les ONGs, les compagnies d'assurance et la presse. Comme expliqué à la section 2.3.3, l'auteur de la base de donnée, Debarati Guha-Sapir a affirmé, lors d'une discussion interne, que la base de donnée EM-DAT est relativement complète pour tous les désastres, excepté pour la sécheresse.

14. https ://www.emdat.be/, consulté le 15/05/2021.
15. https ://public.emdat.be/, consulté le 12/12/2020

3.3.2.2 Natural Disaster Database for Central Africa

La base de données *Natural Disaster Database for Central Africa*[16] (NDDCA) provient du MRAF localisé à Tervuren. La base de donnée déclare fournir des informations non exhaustives sur les désastres naturels qui ont eu lieu au Burundi, Rwanda et en RDC depuis 1990. La définition de la sécheresse utilisée est une période prolongée de précipitations faibles ou absentes qui a causé des pertes agricoles et/ou des pertes humaines. La base de données précise que le début et la fin des désastres sont difficile à identifier, particulièrement pour la sécheresse. Cette base de données utilise comme source les données des agences de presse internationale, les rapports d'ONGs, la base de données EM-DAT et des sources Internet tel que le site Catastrophes Naturelles[17] et le site *Glide Number*[18]. Dès lors, on peut remarquer quelques différences par rapport aux évènements enregistrés par la base de données EM-DAT (tab. 6). Cette base de données a également apporté plus d'informations par rapport aux provinces touchées par les évènements.

3.3.2.3 Ministère de l'Aménagement du Territoire, du Tourisme et de l'Environnement

La base de données des sécheresses observées par le MINATTE en 2006 est reprise dans le Plan National de lutte contre la sécheresse au Burundi, réalisé par le Ministère de l'Environnement, de l'Agriculture et de l'Elevage (MINEAGRIE, 2020). Les évènements de sécheresse y sont été répertoriées depuis 1917 jusqu'en 2005 (tab. 6). Cette base de données fournit également des informations sur les conséquences des sécheresses.

16. https ://www.africamuseum.be/en/research/collections_libraries/earth_sciences/collections/hazard, consulté le 12/12/2021.
17. https ://www.catnat.net/, consulté le 15/05/2021.
18. https ://glidenumber.net, consulté le 15/05/2021.

Tableau 6: Sécheresses historiques au Burundi répertoriées dans les bases de données du MINATTE du MRAC et du CRED. [1]Début : 11/1999, [2]Fin : 01/2005, [3]Début : 02/2010.

Début	Fin	Zone affectée	Rapporté par le			Conséquences
			MINATTE	MRAC	CRED (EM-DAT)	
1917	1917	Tout le pays	X			Perte de récoltes, famine généralisée
1921	1921	Tout le pays	X			Perte de récoltes, famine généralisée
1933	1933	Tout le pays	X			Perte de récoltes, famine généralisée
1941	1941	Tout le pays	X			Perte de récoltes, famine généralisée
1950	1950	Tout le pays	X			Perte de récoltes, famine généralisée, baisse du niveau des lacs
1958	1958	Tout le pays	X			Perte de récoltes, famine généralisée, baisse du niveau du lac Tanganyika
1973	1974	Tout le pays	X			Mauvais rendement agricole sans recourir à l'assistance humanitaire
1983	1984	Tout le pays	X			Perte de récolte, famine généralisée, assistance humanitaire
1990	1990	Tout le pays	X			Perte de récolte
1992	1992	Bujumbura Mairie		X		
1993	1993	Tout le pays	X			Mauvais rendement agricole
1994	1994	Bujumbura Mairie		X		
1999	2001	Bubanza, Bujumbura Mairie, Bururi, Cankuzo, Cibitoke, Gitega, Karuzi, Kirundo, Makamba, Muyinga, Mwaro, Rutana, Ruyigi	X	X[1]	X[1]	Perte de récoltes, famine, déplacement de populations, assistance humanitaire
07/2000	07/2000	Cankuzo, Muyinga, Kirundo		X		
09/2003	2004	Tout le pays		X	X	
2004	2005	Tout le pays	X			Mauvais rendement agricole au nord-est du pays, baisse des niveaux des cours d'eau, le niveau du lac Tanganyika baisse dangereusement, insuffisance de l'énergie hydroélectrique
01/2005	01/2006	Cankuzo, Kirundo, Muyinga, Rutana, Ruyigi		X[2]	X	Perte de récolte, famine
01/2006	01/2006	Karuzi, Muyinga, Ruyigi		X		
01/2006	04/2006	Bujumbura Rural, Cibitoke, Kayanza, Kirundo, Muyinga, Ngozi		X		
09/2008	01/2009	Cankuzo, Karuzi, Kirundo, Muyinga, Ngozi, Ruyigi			X	Pénurie alimentaire
12/2009	02/2010	Kirundo		X[3]	X	Pénurie alimentaire
2011	2011	Cankuzo, Kayanza, Kirundo, Muyinga, Ngozi			X	

4 Résultats

4.1 Visualisation des données

4.1.1 Pour la région des Grands Lacs

Les cartes des précipitations moyennes annuelles, de l'ETP moyenne annuelle, de la différence entre les précipitations et l'ETP moyenne annuelle et du FAPAR moyen annuel ainsi que la tendance calculée à l'aide du test de Mann-Kendall bilatéral sont présentés aux figures 9, 10, 11 et 12. Pour rappel, le FAPAR moyenne annuel a été calculé sur des valeurs maximales de chaque mois et non des moyennes.

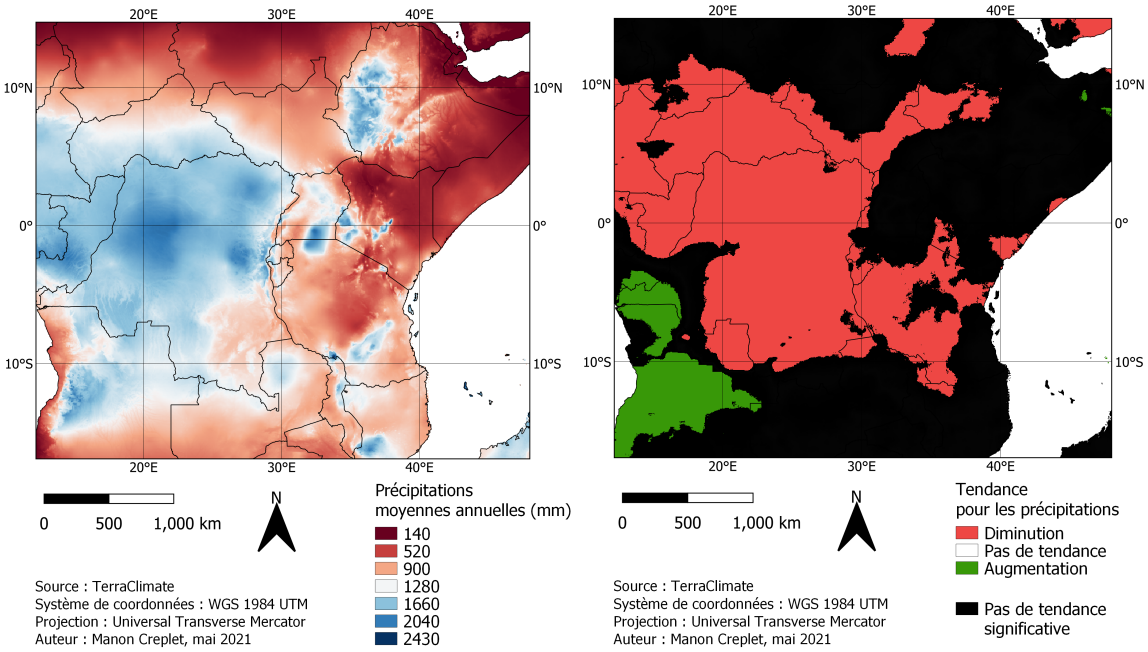
Les précipitations moyennes annuelles (fig. 9) sont plus importantes en RDC où se trouve la grande forêt tropicale du bassin du Congo, il y pleut plus de 2000 mm par an. On constate également des précipitations moyennes annuelles importantes au niveau du Lac Victoria et dans les massifs montagneux à l'ouest de l'Éthiopie, au Kenya et en Tanzanie. Les zones où les précipitations moyennes annuelles sont les plus faibles sont situées au nord-est de la région des Grands Lacs, au niveau de la Corne d'Afrique. Les précipitations moyennes annuelles sont inférieures à 200 mm par an pour ces zones. Le test de tendance a révélé une tendance négative pour les précipitations sur la plupart de la région. Celle-ci n'est cependant pas significative pour la partie nord-est de la région. Par ailleurs, il y a une tendance significative positive pour l'ouest de la RDC.

L'ETP moyenne annuelle (fig. 10) est inférieure à 1650 mm en RDC, au Malawi, au Rwanda, au Burundi et en Ouganda. Elle est également inférieure à 1650 mm dans les massif montagneux du Kenya et de l'Etiopie. On remarque une ETP plus importante à l'est de l'Éthiopie et au nord du Kenya ainsi qu'à la frontière entre la Tanzanie et le Kenya. La tendance pour l'ETP est positive mais non significative pour des certaines zones en RDC, en Tanzanie, au Kenya et en Éthiopie. Cette tendance est par contre négative à l'ouest de la RDC.

En ce qui concerne la différence entre les précipitations et l'ETP moyenne annuelle (fig. 11), utilisée pour le calcul du SPEI, on remarque que le centre de la Tanzanie, le nord du Kenya et l'ouest de l'Éthiopie possèdent une différence annuelle qui est négative. La RDC possède quant à elle principalement une différence positive. La différence est également positive au niveau du Lac Vitoria et pour les régions montagneuses d'Éthiopie et du Kenya. En ce qui concerne la tendance, elle est négative excepté pour l'ouest de la RDC. La tendance n'est cependant pas significative pour le Malawi, une grande partie de la Tanzanie, du Kenya, de l'Ouganda et de l'Éthiopie.

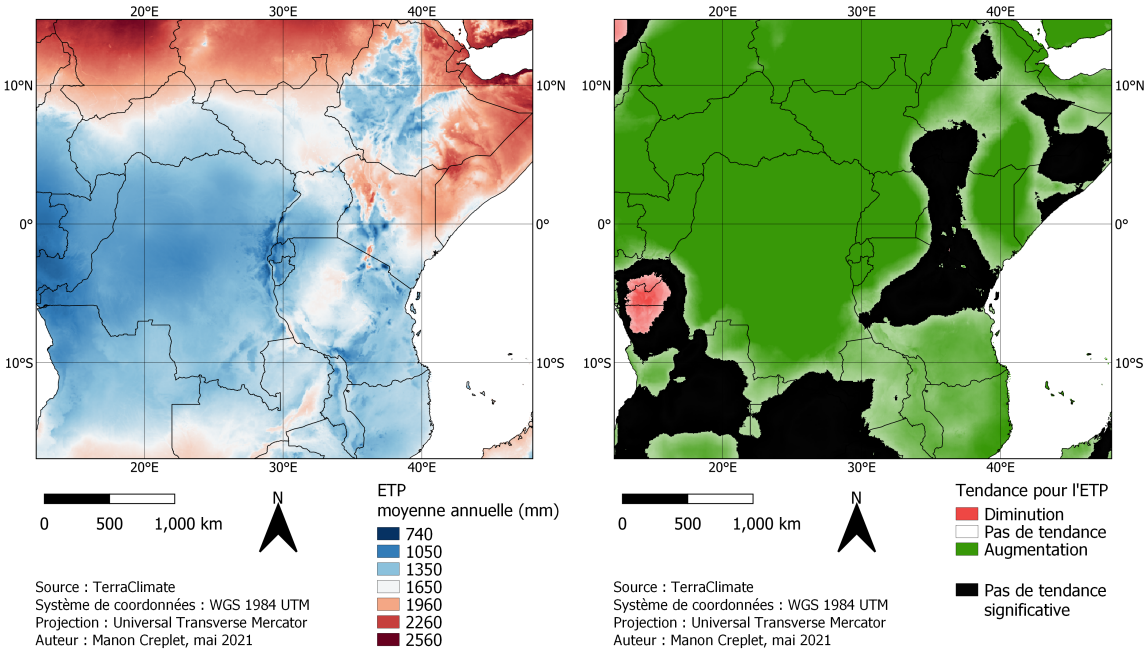
Le FAPAR moyen annnuel (fig. 12) n'est pas calculé pour plusieurs pixels (en blanc). Ce sont soit des pixels qui recouvrent des eaux de surface soit des pixels qui ont été supprimés avec le traitement des données réalisé en amont.

On remarque ainsi que plusieurs pixels ont été supprimés en RDC et en Tanzanie. Les régions avec le FAPAR moyen annuel le plus faible sont situées autour du Lac Turkana au nord du Kenya et au nord et à l'est de l'Éthiopie. La partie nord de la RDC possède les valeurs de FAPAR moyen annuel les plus élevées. La tendance pour le FAPAR est presque significative pour l'ensemble de la région et indique une augmentation des FAPAR moyens annuels depuis 1982.



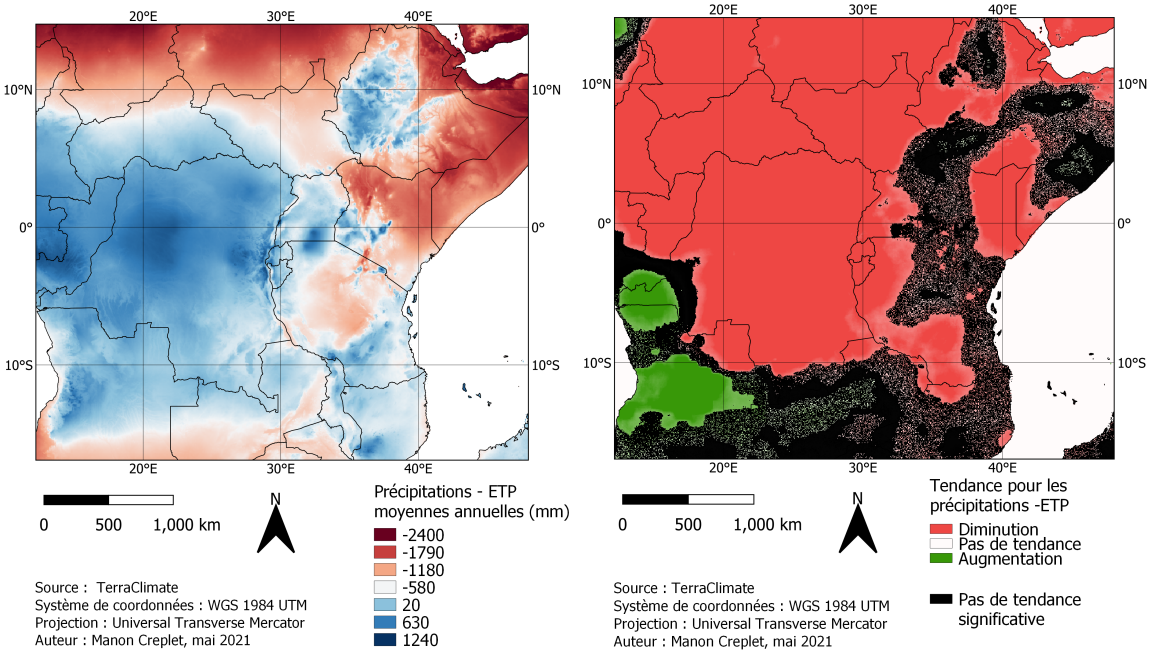
(a) (b)

Figure 9: Précipitations : moyennes annuelles (a) et tendance entre 1959 et 2019 (niveau de confiance 95%) (b).



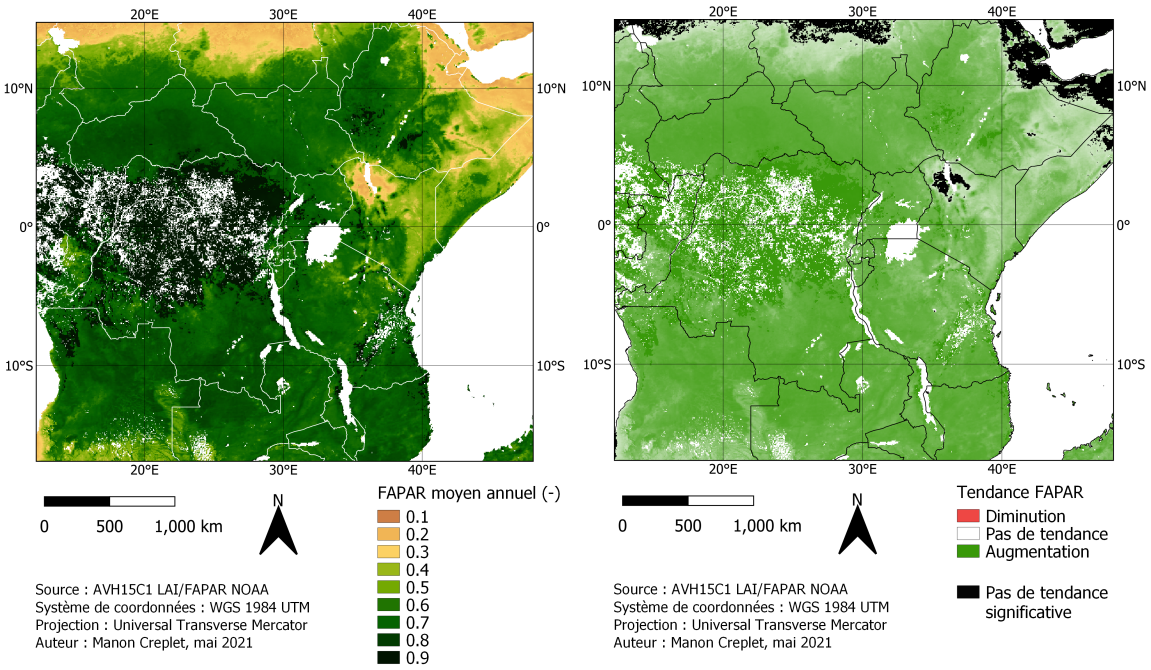
(a) (b)

Figure 10: Evapotranspiration potentielle : moyennes annuelles (a) et tendance entre 1959 et 2019 (niveau de confiance 95%) (b).



(a) (b)

Figure 11: Précipitations-ETP : moyennes annuelles (a) et tendance entre 1959 et 2019 (niveau de confiance 95%) (b).



(a) (b)

Figure 12: FAPAR : moyennes annuelles (a) et tendance entre 1982 et 2019 (niveau de confiance 95%) (b). Les pixels blancs sont masqués étant donné la mauvaise qualité des données sous-jacentes ou la présence de corps d'eau.

4.1.2 Pour la province de Muyinga au Burundi

Les séries temporelles mensuelles des précipitations, de l'ETP, de précipitations-ETP et du FAPAR sont présentées sur la figure 13. Quelques données sont manquantes pour la série temporelle du FAPAR en 1985, 1991, 1994 et 1996.

On observe sur la carte de tendance des précipitations moyennes annuelles (fig. 9b) que la tendance devient non significative juste à la frontière avec le Rwanda. En observant de plus près la carte, il y a en réalité une petite partie au nord de la province qui ne possède pas de tendance significative, mais la majorité de la province possède bien une tendance négative des précipitations moyennes annuelles, ainsi qu'une tendance négative des précipitations-ETP. Pour l'ETP et le FAPAR, l'entièreté de la province a une tendance significative à l'augmentation.

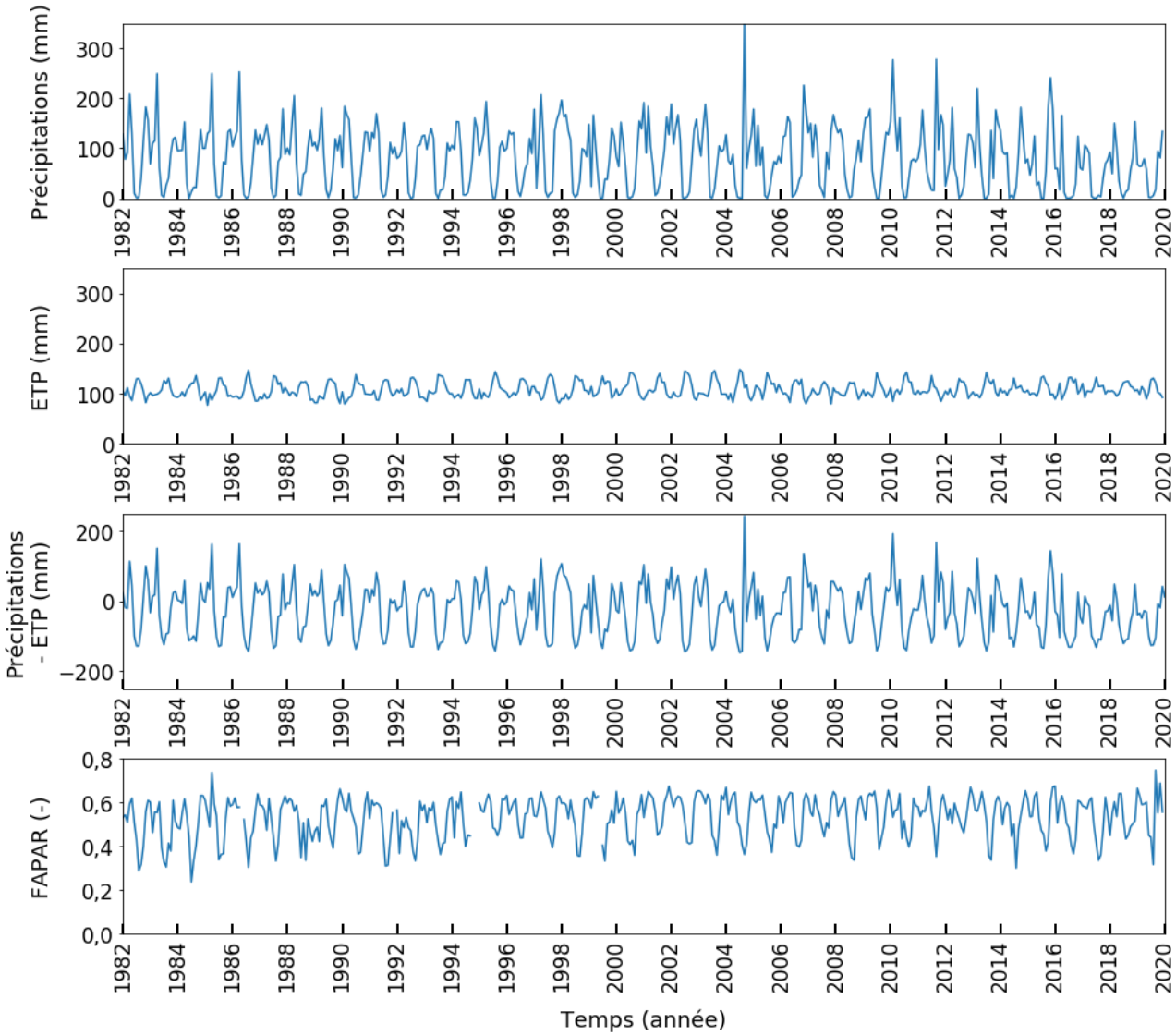


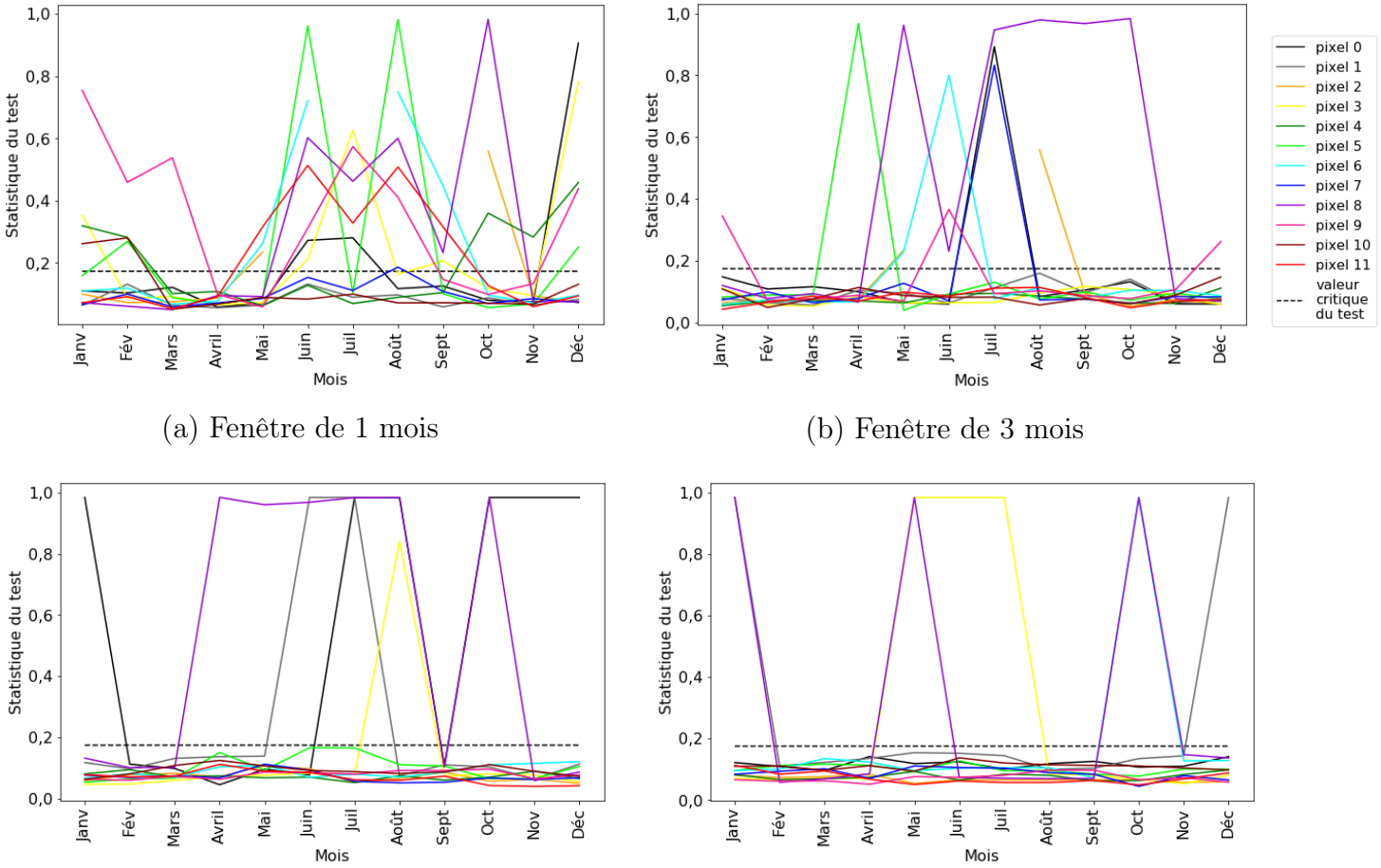
Figure 13: Séries temporelles des précipitations, de l'ETP, des précipitations-ETP et du FAPAR pour la province de Muyinga au Burundi.

4.2 Vérification de la distribution des données

La figure 14 montre les résultats du test de Komolgorov-Smirnov pour déterminer si la distribution des précipitations de chaque mois suivent bien une distribution Gamma sur les 12 pixels choisis à différents endroits de la zone d'étude. La ligne en pointillées noires montre la valeur critique de la statistique du test de Komolgorov-Smirnov pour un échantillon contenant 61 observations (ex : chaque mois de janvier depuis 1959 jusqu'en 2019), avec niveau de signification de 0,05. Cette valeur critique vaut 0,17. Si la statistique du test dépasse cette valeur critique alors il n'est pas probable que les précipitations suivent une distribution Gamma.

Le test a été réalisé pour les distributions des précipitations sommées sur 1 mois (a), 3 mois (b), 6 mois (c) et 12 mois (d). Pour certains mois des pixels n°2 et n°6, la valeur de la statistique n'a pas été calculée car les 61 observations de précipitations pour ces mois étaient nulles. On observe que les distributions des précipitations sommées sur 1 mois ne suivent pas une distribution Gamma pour plusieurs pixels et mois de l'année. Il s'agit principalement de mois durant la saison sèche (juin à août) et la saison des faibles pluies (septembre à janvier). Les distributions des précipitations sommées sur 3, 6 et 12 mois ont une probabilité élevée de suivre une distribution Gamma pour la majorité des pixels et des mois.

Les mêmes graphiques ont donc également été réalisés pour le calcul du SPEI (fig. 15). Pour cet indice, ce sont les distributions des précipitations-ETP qui sont comparées, pour différentes fenêtres, à la distribution log-logistique généralisée. On observe que pour tous les pixels, tous les mois et toutes les fenêtres les distributions suivent une distribution log-logistique généralisée car la valeur de la statistique est inférieure à la valeur critique. La statistique du mois de septembre du pixel n°7 se trouve légèrement au-dessus de la valeur critique. Cela reste raisonnable car une légère diminution du niveau de signification rendra l'hypothèse nulle acceptable et il pourra être confirmé que la distribution suit une distribution log-logistique généralisée.



(a) Fenêtre de 1 mois

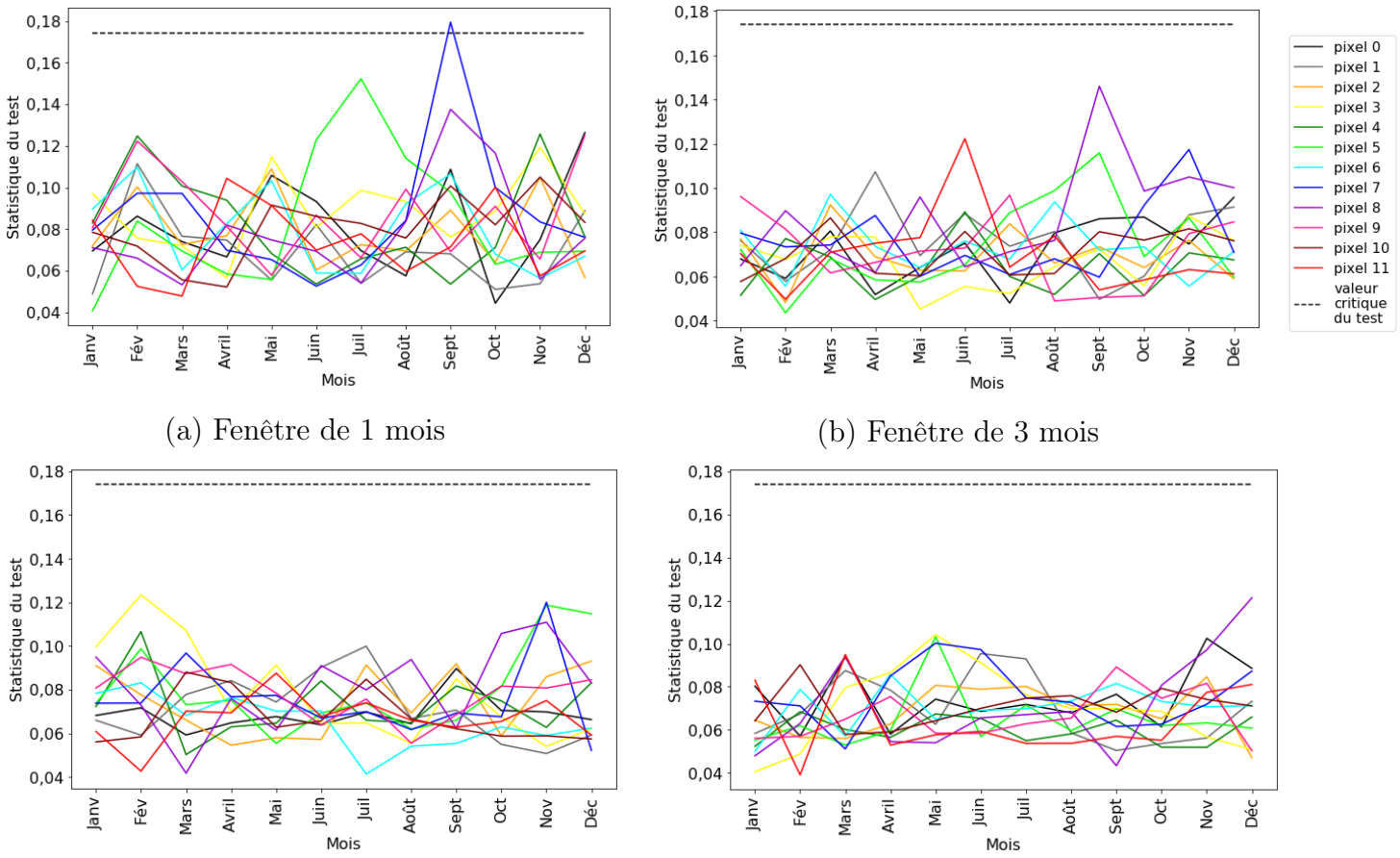
(b) Fenêtre de 3 mois

(c) Fenêtre de 6 mois

(d) Fenêtre de 12 mois

Figure 14: Statistiques du test de Komolgorov-Smirnov testant les distributions des précipitations à 12 endroits de la région des Grands Lac (pixels) contre une distribution Gamma pour chaque mois de l'année, sommées sur différentes fenêtres temporelles (a : 1 mois ; b : 3 mois ; c : 6 mois ; d : 12 mois).

Ces résultats montrent que la fonction de densité de probabilité log-logistique généralisée est plus représentative des données de précipitations-ETP que la fonction de densité de probabilité Gamma pour les données de précipitations. Dès lors, l'utilisation de l'indice SPEI est plus pertinente que l'indice SPI. À titre informatif, comme le code pour le calcul du SPI avait été réalisé, les séries temporelles du SPI-3, 6 et 12 pour la province de Muyinga sont disponibles à l'annexe G. Les trois fenêtres représentées présentent moins d'erreurs d'ajustement à la fonction de densité de probabilité Gamma que le SPI-1 mais n'en sont pour le moins pas démunies. Cette figure doit donc être analysée avec prudence.



(a) Fenêtre de 1 mois

(b) Fenêtre de 3 mois

(c) Fenêtre de 6 mois

(d) Fenêtre de 12 mois

Figure 15: Statistiques du test de Komolgorov-Smirnov testant les distributions des précipitations-ETP à 12 endroits de la région des Grands Lac (pixels) contre une distribution log-logistique généralisée pour chaque mois de l'année, sommées sur différentes fenêtres temporelles (a : 1 mois ; b : 3 mois ; c : 6 mois ; d : 12 mois).

4.3 Séries temporelles du SPEI, de l'anomalie du FAPAR, de la productivité et du rendement agricole pour la province de Muyinga

4.3.1 Analyse du lien entre les indices

La figure 16 montre le SPEI calculé avec les quatre fenêtres de temps et l'anomalie du FAPAR pour la province de Muyinga. La figure 17 présente le rendement et la production agricole au Burundi pour les cultures de bananes, haricots secs, manioc, café et patates douces. Pour permettre la comparaison des indices entre eux, les séries temporelles commencent toutes en 1982, première date pour laquelle les valeurs de FAPAR sont disponibles.

L'indice SPEI est caractérisé par des valeurs plus négatives après 2016. Ces résultats sont dus à la tendance négative constatée pour la différence entre les précipitations et l'ETP (cfr. fig. 11b). Le SPEI-1, associé à la sécheresse météorologique, montre que la province Muyinga connait assez régulièrement des périodes de déficit hydrique. On observe que les valeurs négatives de SPEI-3 s'accumulent plus longtemps dans le temps entre 1999 et 2007 et entre 2011 et 2020. Ceci résulte en de longs épisodes de sécheresse agricole (SPEI-6) et hydrologique (SPEI-12) durant ces deux périodes.

La comparaison visuelle des SPEI et de l'anomalie du FAPAR ne semble a priori pas montrer de lien entre les deux indices. L'anomalie du FAPAR est souvent négative avant les années 1995, or pour ces années les indices SPEI-1 et SPEI-3 ne montrent pas de longs et sévères épisodes de sécheresse météorologique ou agricole. Les épisodes plus fréquents de sécheresse agricole entre 1999 et 2007 semblent avoir impacté le développement végétal entre 2000 et 2001 mais cet impact est moins fort qu'en 1989 où la sécheresse était moins conséquente. On remarque qu'il y a plus d'anomalies négatives avant les années 2000 et plus d'anomalies positives après, ce qui laisse penser que la tendance positive constatée sur FAPAR a une influence sur la valeur de l'anomalie calculée.

Les valeurs de rendement et de production agricole montrent des variations assez importantes au cours de ces dernières années. On observe par exemple une chute importante de la production et du rendement en bananes entre 2011 et 2012 suivie d'une augmentation importante entre 2012 et 2013. La cause de ces variations n'est pas entièrement lié à la sécheresse et est expliquée dans la discussion.

Depuis 1982, le Burundi a connu une seule baisse de rendement pour les cinq cultures entre 2011 et 2012. Les productions de haricots secs et de manioc n'ont pas diminué entre ces deux années. Si l'on regarde maintenant les valeurs du SPEI pour cette période, on remarque que le SPEI-1 a des valeurs très négatives (inférieures à -2) de janvier à avril 2012. Cette période correspond à la saison des pluies pendant laquelle les cultures de la saison de culture principale sont plantées. On constate par contre avec le SPEI-12 que le début de l'année 2012 n'est pas caractérisé par une sécheresse hydrologique. En ce qui concerne l'anomalie du FAPAR, il est intéressant de constater que celle-ci est négative début de l'année 2012 indiquant un développement végétal plus faible que la moyenne. La quantité de pluie tombée durant la saison des pluies plus faible que la normale semble avoir impacter le développement végétale global de la province mais cela ne prouve pas nécessairement un lien constant entre les deux indices.

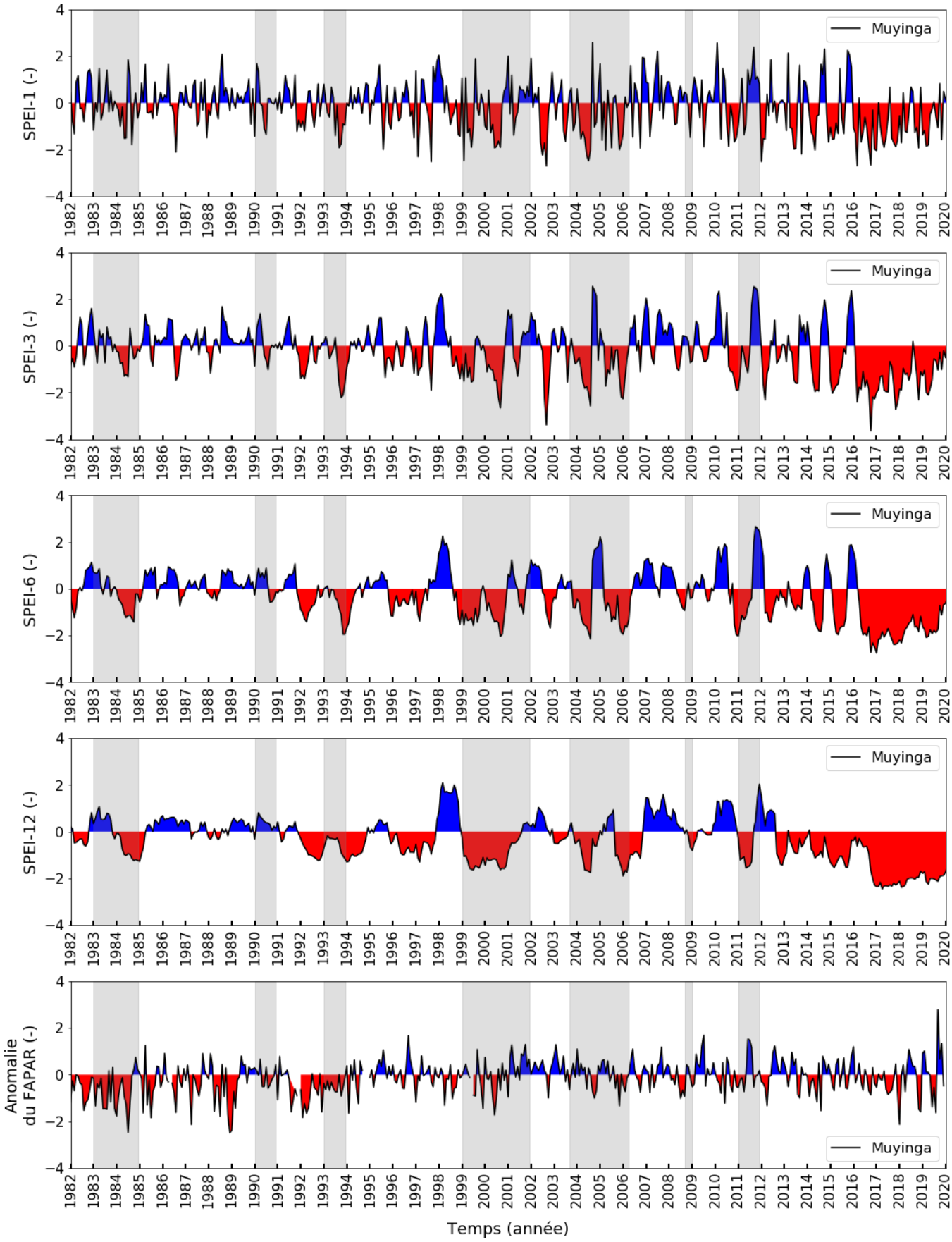


Figure 16: Séries temporelles du SPEI et de l'anomalie du FAPAR pour la province de Muyinga auxquelles sont superposées les sécheresses observées dans l'entièreté du pays et dans la province (en gris).

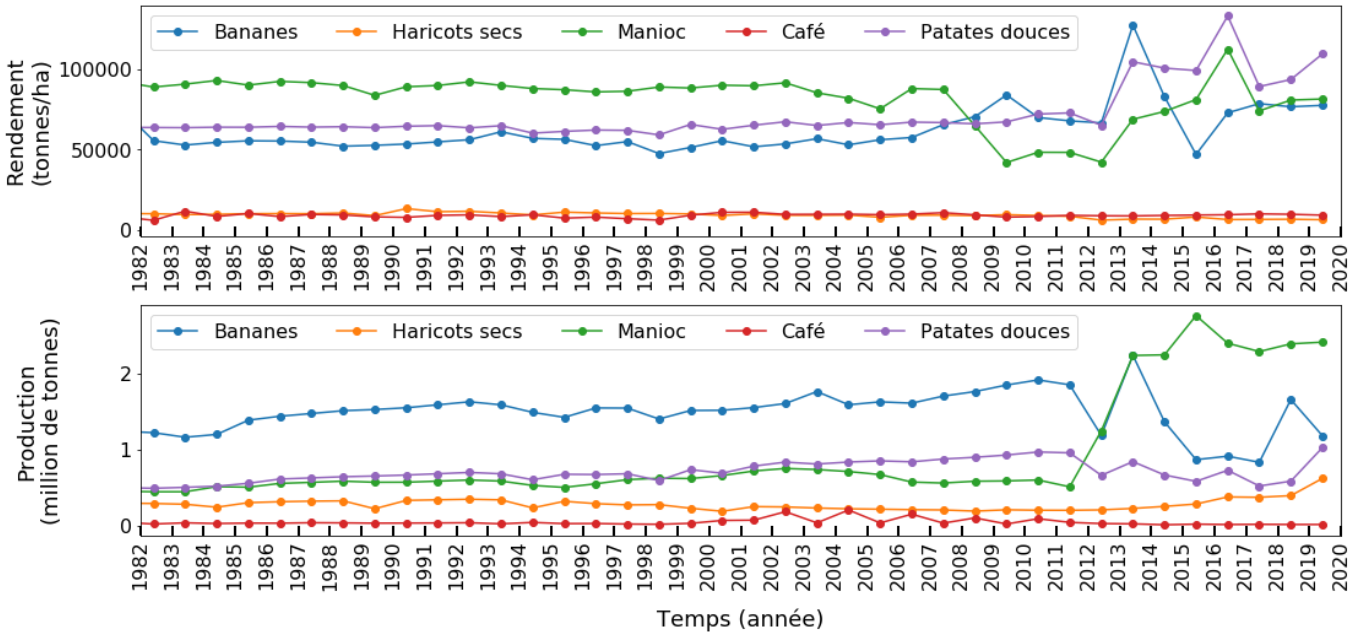


Figure 17: Rendement et production agricole pour les cultures de bananes, haricots secs, manioc, café et patates douces au Burundi. Source : FAOSTAT, 2021.

4.3.2 Comparaison avec les sécheresses rapportées

La comparaison des indicateurs avec les sécheresses répertoriées par le MINATTE, le MRAC et le CRED (EM-DAT) a été réalisée de 2 façons : (i) en utilisant les sécheresses rapportées dans les bases de données comme étant la référence pour évaluer la méthode de caractérisation du danger de sécheresse via les indices SPEI et FAPAR, et (ii) en considérant les indices comme référence pour évaluer l'exhaustivité des bases de données. Pour ce faire, les périodes de sécheresses répertoriées par les bases de données sont superposées à l'aide de bandes grises sur la figure 16. Ces périodes sont le résultat du regroupement des trois bases de données.

Le tableau 7 reprend les dates de début et de fin des épisodes de sécheresse rapportés pour la province par chaque base de données ainsi que les mois pour lesquelles une sécheresse ou une anomalie du FAPAR soit modérée (en orange), soit sévère (en rouge), soit extrême (en brun) a été identifiée. Lorsque le mois de début d'un épisode de sécheresse n'est pas précisé dans les jeux de données, il a été fixé au premier mois de l'année. De même, lorsque le mois de fin d'un épisode de sécheresse n'est pas précisé, il a été fixé au dernier mois de l'année.

Ce tableau permet de mettre en évidence que tous les épisodes de sécheresse répertoriés ont pour le moins été détectés comme une sécheresse météorologique modérée. Ce n'est par contre pas le cas pour l'anomalie du FAPAR où certains épisodes n'ont même pas connu anomalie du FAPAR. Les épisodes de sécheresse de 1990 et de 2008 ne sont pas considérés comme sévères. Les épisodes de 1983 et juillet 2000 sont caractérisés par une sécheresse météorologique sévère et des sécheresses agricole et hydrologique modérées. On constate une anomalie négative du FAPAR extrême en juillet 1984 après deux mois de sécheresse météorologique sévère.

Aucun épisode ne s'est traduit par une sécheresse hydrologique extrême, mais tous les épisodes, excepté ceux de 1983 et 2008, sont caractérisés par une sécheresse hydrologique au moins modérée.

La figure 18 a été réalisée pour étudier la deuxième façon d'analyser les données, en considérant les indices comme référence. Cette figure ne reprend donc que les mois pour lesquels la sécheresse ou l'anomalie négative du FAPAR étaient modérées (en orange),sévères (en rouge) ou extrêmes (en noir). Comme nous l'avions constaté lors de l'analyse des indices à la section précédente, les SPEI sont caractérisés par une accumulation de valeurs majoritairement négatives pour toutes les fenêtres depuis 2016. Cependant, on peut voir ici qu'aucune sécheresse n'a été signalée par le MRAC ou le CRED.

On observe que la période de sécheresse caractérisée par le MINATTE en 1993 se situe en réalité entre deux épisodes de sécheresse hydrologique modérée ce qui laisse penser que la date de cette sécheresse pourraient être caractérisée plus précisément à l'aide d'indice SPEI-12.

Il est également intéressant d'analyser les différences entre les trois bases de données. On constate qu'un seul épisode de sécheresse a été répertorié dans les trois bases de données, il s'agit de l'épisode de 1999 à 2001 (tab. 7). Huit sécheresses sur les 12 n'ont été répertoriées que par une base de données. Les épisodes les plus anciens sont seulement répertoriés par le MINATTE et les épisodes les plus récents seulement par le CRED. Le jeu de données du MINATTE présenté dans le PNS Burundi date de 2006, il ne peut donc pas être considéré dans la comparaison avec les deux autres bases de données qui sont présentées comme étant à jour mais non exhaustives.

Ce qui différencie également les bases de données sont les différences dans les dates de début et de fin de deux épisodes de sécheresse. L'épisode de 1999 à 2001 est signalé comme commençant en novembre 1999 par le CRED et le MRAC mais pas par le MINATTE. Il se peut qu'il s'agisse seulement d'un manque de précision de la part du MINATTE mais on observe cependant sur la figure 16 que l'épisode de sécheresse hydrologique commence déjà début de l'année 1999. Ce manque de précision n'est donc peut-être pas laissé au hasard et le pays aurait déjà constaté une baisse du niveau des eaux de surfaces avant novembre 1999. La deuxième différence dans les dates est pour l'épisode de 2005. Le MRAC a répertorié cet épisode comme se terminant en janvier 2005 or le mois de janvier 2005 n'a pas été identifié comme anormal par le SPEI. L'épisode de 1990 répertorié par le MINATTE et l'épisode de septembre 2008 répertorié par EM-DAT ne sont pas caractérisés avec une forte anomalie négative des précipitations-ETP par rapport aux autres épisodes. On pourrait se demander alors pourquoi ces périodes ont eu des impacts sur la population. Le MINATTE avait signalé une perte de rendement en 1990 et le CRED une pénurie alimentaire en 2008. Finalement, le jeu de donnée du MRAC présente une petite incohérence pour la sécheresse de 2006 qui se termine à deux dates différentes pour la province de Muyinga.

Tableau 7: Événements de sécheresses observés dans l'entièreté du pays et dans la province de Muyinga et sécheresses détectées par les indices SPEI et anomalie du FAPAR moyennés spatiallement pour la province de Muyinga. [1]Début : 11/1999, [2]Fin : 01/2005.

Début	Fin	Pays/ province	Rapporté par			SPEI				Anomalie négative du FAPAR
			MINATTE	MRAC	CRED (EM-DAT)	1 mois	3 mois	6 mois	12 mois	
1983	1984	Tout le pays	X			01/83 03/84 05-06/84 09/84	05-07/84	05-10/84	06/84 09-12/84	02/83 06-08/83 10/83 12/83 01/84 07/84 06/84 09/84
1990	1990	Tout le pays	X			01/90 06-07/90	08/90			
1993	1993	Tout le pays	X			07/93 09-10/93	10-11/93 12/93	10/93 11-12/93	11-12/93	
1999	2001	Province	X	X[1]	X[1]	02/99 04-05/99 06/99 07/99 02/00 04/00 06-09/00 04/01	02/99 04/99 06/99 07/99 02/00 04-05/00 06/00 07/00 08-09/00 10/00 06/01	02/99 03-06/99 07/99 09-10/99 05-08/00 09/00 10/00 11/00 09/01	02-04/99 05-07/99 08/99 09-10/99 11-12/99 01-08/00 09-11/00 12/00	12/99 06/00 07/00
07/2000	07/2000	Province		X		07/00	07/00	07/00	07/00	07/00
09/2003	2004	Tout le pays		X	X	11/03 03/04 04/04 05/04 06-08/04 10/04	04-06/04 07-08/04	03-04/04 05-07/04 08/04	04/04 05-08/04	10/04
2004	2005	Tout le pays	X			03/04 04/04 05/04 06-08/04 10/04 02/05 04/05 07/05 11/05 12/05	04-06/04 07-08/04 04/05 05-06/05 08/05 11/05 12/05	03-04/04 05-07/04 08/04 08-09/05 11-12/05	04/04 05-08/04 09-11/05 12/05	10/04 11/05
01/2005	01/2006	Province		X[2]	X	02/05 04/05 07/05 11/05 01/06	04/05 05-06/05 08/05 11/05 12/05 01/06	08-09/05 11-12/05 01/06	09-11/05 12/05 01/06	11/05
01/2006	01/2006	Province		X		01/06	01/06	01/06	01/06	
01/2006	04/2006	Province		X		01/06	01/06 02/06	01-03/06 04/06	01-03/06 04/06	
09/2008	01/2009	Province			X	12/08				07/08
2011	2011	Province			X	04/11	01/11 02/11 06/11	01/11 02/11 03-05/11	02-04/11 05-06/11 07-09/11	

Légende — Modéré — Sévère — Extrême

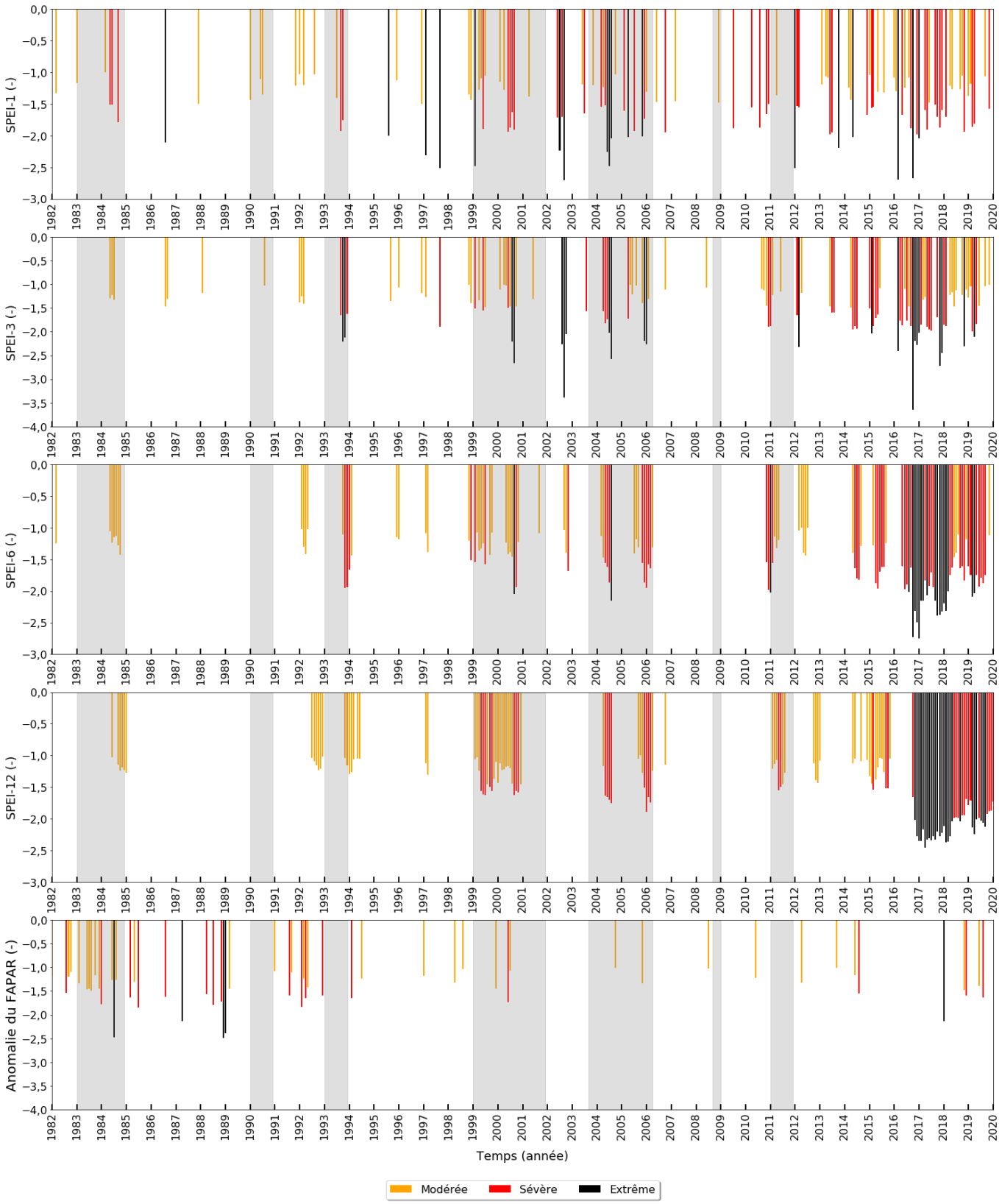


Figure 18: Séries temporelles du SPEI et de l'anomalie du FAPAR pour la province de Muyinga reprenant seulement les mois touchés par des anomalies du SPEI et FAPAR modérées, sévères et extrêmes. Les bandes grises indiquent les périodes de sécheresses rapportées dans l'entièreté du pays et dans la province.

4.4 Cartes agrégées dans le temps du SPEI et de l'anomalie du FAPAR

La figure 19 présente les cartes du SPEI agrégées dans le temps pour les différentes fenêtres considérées, elles caractérisent ainsi le danger de sécheresse de la région. Pour chacune des fenêtres de temps et chacune des intensités de sécheresse, le nombre de mois où une sécheresse a eu lieu est présenté. L'échelle de couleur est propre à chaque carte afin de ne pas avoir certaines cartes saturées par une couleur, il est donc important de considérer ces changements d'échelle dans l'analyse des cartes. Les séries temporelles sont composées de 732 mois (12 mois x 61 ans).

On constate premièrement et logiquement qu'il y a plus de mois qui sont touchés par une sécheresse modérée qu'une sécheresse extrême. On remarque également que le nombre maximum de mois touchés par une sécheresse hydrologique est plus important que le nombre maximum de mois touchés par une sécheresse météorologique.

Si l'on regarde plus en détails les cartes, on remarque qu'à certains endroits il y a sur une petite distance un changement important dans le nombre de mois affecté par une sécheresse. Cela s'observe bien sur la figure 19d où dans le centre de la RDC il y a des zones qui ont été très impactées par des sécheresses agricoles modérées qui sont séparées par des bandes de pixels beaucoup moins impactés.

Pour résumer ce qu'on observe, les zones les plus touchées par des sécheresses modérées sont distribuées de manière plus homogène dans l'espace que les zones les plus touchées par des sécheresses sévères et extrêmes. Ces dernières sont plus localisées excepté pour les sécheresses météorologiques sévères (SPEI-1). Les zones les plus affectées par des sécheresses météorologiques modérées et sévères (fig. 19a et b) sont présentes dans tous les pays considérés. Les zones les plus affectées par des sécheresses météorologiques extrêmes (fig. 19c) sont le sud-est de la RDC, l'ouest du Burundi, le centre de la Tanzanie et le nord et l'est de l'Éthiopie. Les pays les plus touchés par des sécheresses agricoles modérées à court terme (SPEI-3) (fig. 19d) sont la RDC, le Malawi, la Tanzanie, le Kenya et l'Éthiopie. Les zones les plus affectées par des sécheresses agricoles sévères à court terme (fig. 19e) sont le centre de la RDC et le nord du Kenya. Les zones les plus affectées par des sécheresses agricoles extrêmes à court terme (fig. 19f) sont le centre de la Tanzanie et le nord et l'est de l'Éthiopie. Les pays les plus affectées par des sécheresses agricoles modérées à plus long terme (SPEI-6) (fig. 19g) sont la RDC, la Tanzanie, le Kenya et l'Éthiopie. La zone la plus affectée par des sécheresses agricoles sévères à plus long terme (fig. 19h) est la partie nord-est de la RDC. Les zones les plus affectées par des sécheresses agricoles extrêmes à plus long terme (fig. 19i) sont le nord et l'est de l'Éthiopie. Les zones les plus affectées par des sécheresses hydrologiques modérées (fig. 19j) sont localisées en RDC, en Tanzanie et au nord du Kenya. La zone la plus affectée par des sécheresses hydrologiques sévères (fig. 19k) est la partie nord-est de la RDC. Et finalement, la zone plus affectée par des sécheresses hydrologiques extrêmes (fig. 19l) est le nord de l'Éthiopie.

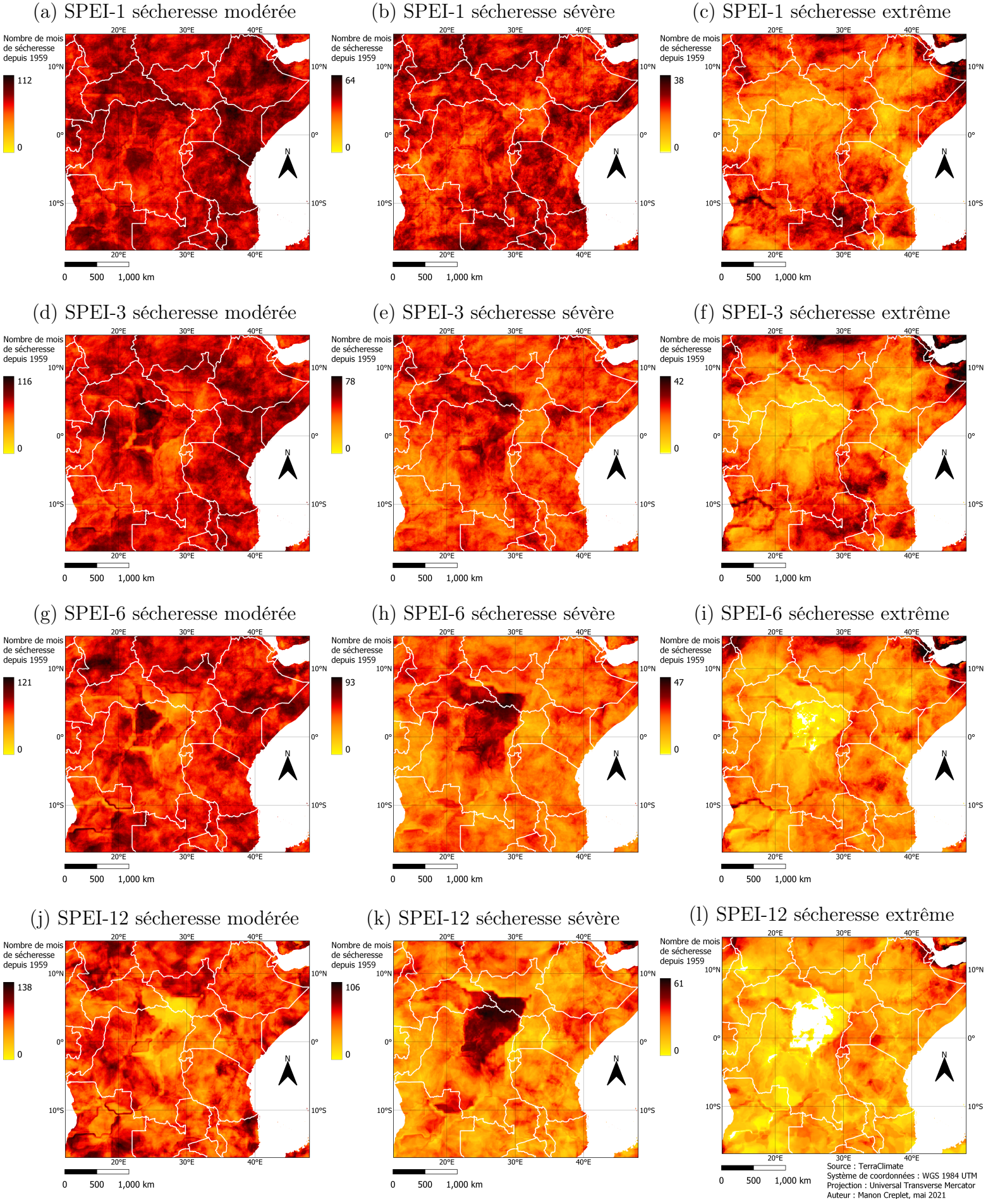
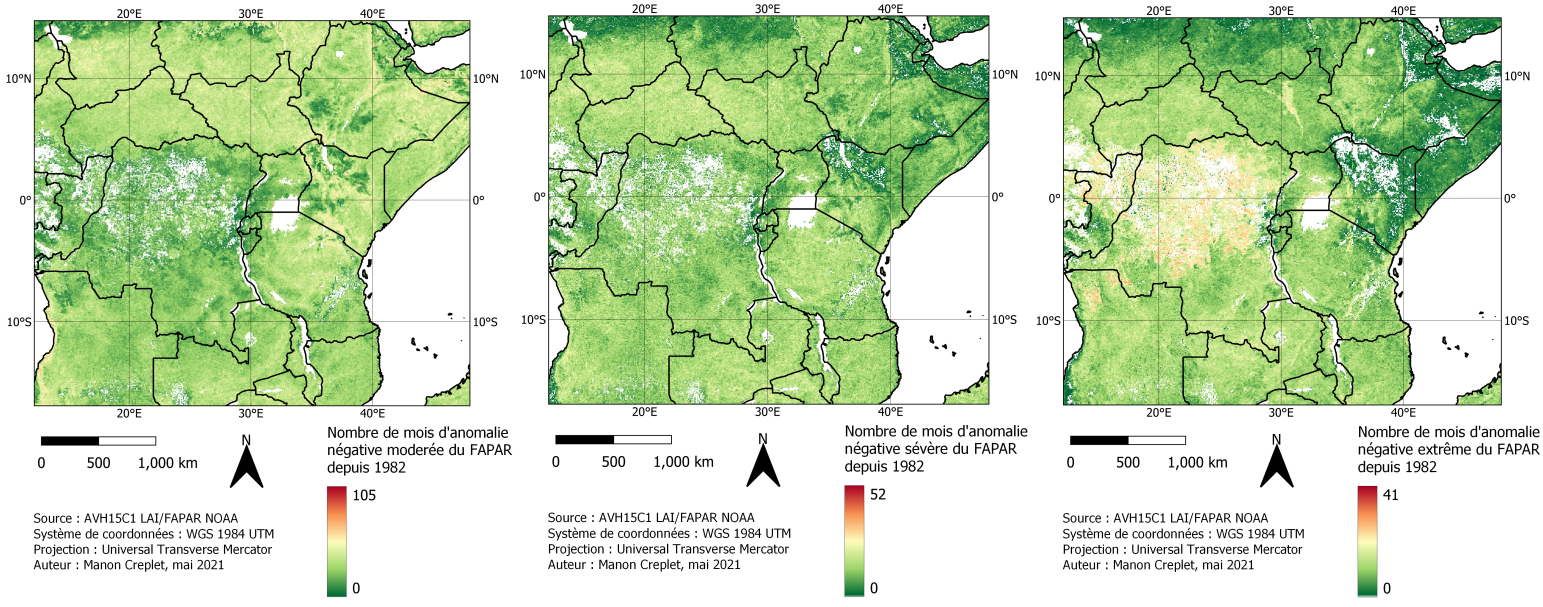


Figure 19: Cartes du nombre de mois touchés par des sécheresses modérée, sévères et extrême depuis 1959 jusqu'en 2019. Les sécheresses ont été calculées pour les SPEI-1, SPEI-3, SPEI-6 et SPEI-12.

Comme pour le SPEI, les cartes de l'anomalie négative du FAPAR ont été agrégées dans le temps en prenant en compte l'itensité des anomalies (fig. 20).

On constate que les anomalies négatives modérées peuvent être relativement fréquentes à certains endroits étant donné que certains pixels ont connu plus de 100 fois une anomalie modérée en 40 ans. Cependant, ces pixels sont assez dispersés au sein de la région et donc ne ressortent pas de la carte. Cela laisse penser qu'il s'agit plutôt de cas particuliers dus à un autre stress qu'une sécheresse. On retrouve, au Kenya et en Éthiopie, des regroupements de pixels où le nombre de mois d'anomalie négative modérée est un peu plus élevée que la normale. Les hots-pots où les anomalies négatives sont peu fréquentes se situent à des faibles et hautes altitudes (cfr. fig. 5). On en retrouve à l'est de la RDC caractérisée par une élévation importante et dans certaines zones du Kenya et de l'Éthiopie où l'élévation est proche du niveau de la mer.

Les pixels où le nombre de mois avec une anomalie négative sévère est plus important sont de nouveau très dispersés dans la région. En ce qui concerne les anomalies négatives extrêmes, on remarque qu'elles sont plus présentes dans le bassin du Congo où la végétation est dense mais où des données de FAPAR ne sont pas toujours disponibles à cause de la couverture nuageuse. Les séries temporelles de ces pixels montrent que les anomalies négatives sévères se sont passées à différents moments entre 1982 et 2019.



(a) (b) (c)

Figure 20: Nombre de mois touchés par des anomalies modérées (a), sévères (b) et extrême (c) du FAPAR depuis 1982 jusqu'en 2019.

5 Discussion

5.1 Critique du SPI

Le premier point discuté sont les limitations de l'indice SPI. Cet indice est largement accepté dans le monde car il possède des avantages indiscutables (Hayes et al., 1999) : son calcul est relativement simple et ne demande comme entrée que les données de précipitations ; et il permet d'identifier plusieurs types de sécheresse en utilisant les précipitations sommées avec différentes fenêtre de temps. De plus, l'indice étant standardisé il permet de comparer la sécheresse des différentes régions, ainsi que la fréquence et l'intensité des sécheresses observées. L'OMM recommande que cet indice soit utilisé par tous les services météorologiques et hydrologiques nationaux pour le suivi de la sécheresse météorologique (WMO, 2012). Cependant, il est opportun de se demander si l'indice tel que calculé McKee et al. (1993) est adapté pour le contient Africain où les précipitations peuvent être très faibles, voir nulles pour certains mois durant la saison sèche. Dès lors, si la distribution des précipitations du mois en question contient une majorité de 0, il sera impossible d'ajuster une fonction de densité de probabilité Gamma à la distribution, car celle-ci n'est pas définie en 0. C'est ce que qui avait été constaté sur la figure 14a où pour la plupart des pixels de la région, l'ajustement des précipitations à une fonction de densité de probabilité Gamma ne pouvait pas être considéré durant la saison sèche. Une autre limitation du SPI liée à la fréquence importante de valeurs nulles ou très faibles, est qu'elle rend la distribution des valeurs de SPI non normale (Wu et al., 2007). Si l'on reprend l'équation 8, on constate qu'un nombre important de mois avec des précipitations nulles va faire augmenter la valeur de q, et par conséquent la valeur de la fonction de probabilité cumulée H(x). Ainsi, une petite déviation dans les précipitations par rapport à la moyenne va, soit générer un SPI très grand, soit un SPI très faible. Ce problème est illustré à l'annexe H. Ainsi, les valeurs de SPI doivent être analysées avec prudence pour des séries caractérisées par des mois avec beaucoup de précipitations nulles.

Lorsque les précipitations sont sommées sur plusieurs mois, les mois durant la saison sèche incluent des précipitations de mois plus pluvieux. La distribution des précipitations ne contient presque plus des valeurs nulles et une fonction de densité de probabilité Gamma peut être ajustée durant la saison sèche pour la plupart des pixels (fig. 14b, c et d).

Ce raisonnement permet également de comprendre pourquoi le SPI n'est pas applicable à des fenêtres plus petites que le mois. En effet, plus on réduit la fenêtre, plus il y a des chances que la distribution des précipitations contiennent plus de 0 (Wu et al., 2007). Ceci est d'autant plus vrai pour les climats secs comme dans la région des Grands Lacs.

La performance de l'indice SPI dépend donc très fortement de l'ajustement de la fonction de densité de probabilité aux précipitations. Au vu des résultats de la figure 14, on pourrait également se demander si la fonction de densité de probabilité Gamma, qui est la plus largement utilisée, représente vraiment le mieux les données de précipitations.

Plusieurs études dans différentes régions du monde ont démontré que ce n'était pas toujours le cas (Guttman, 1999, Blain et Meschiatti, 2015, Mosaedi et Ghabaei Sough, 2012). En ce qui concerne l'Afrique, une étude réalisée par Guenang et al. (2019) pour l'Afrique Centrale a démontré que la distribution de Weibull suivie de la distribution Gamma sont adaptées pour des fenêtres de temps égales ou inférieures à 9 mois. Ces distributions ont été comparées à la distribution exponentielle et à la distribution lognormale. Pour une fenêtre de temps de 12 mois ou plus, ils recommandent d'utiliser pour chaque pixel la distribution qui s'ajuste le mieux. Un autre étude réalisée par Ntale et Gan (2003) pour l'Afrique de l'Est a démontré que l'utilisation de la distribution Pearson de type III était la plus optimale parmi la distribution Logistique Généralisé, la distribution Généralisée de la Valeur Extrême, la distribution de Pareto et la distribution de Wakeby. La distribution Pearson de type III est en réalité une distribution de Gamma généralisée avec trois paramètres. Cette distribution est définie en zéro et permet mieux prendre en compte l'asymétrie des données de précipitations. Cependant, l'ajout d'un paramètre rend les étapes de standardisation de la fonction différentes de celles réalisées pour le calcul original du SPI (Ntale et Gan, 2003).

Les résultats obtenus à la figure 14 permettent de souligner l'importance de vérifier les hypothèses faites durant une étude. Il est fort probable que la plupart des systèmes d'alerte à la sécheresse existant pour l'Afrique utilisent la distribution Gamma pour calculer le SPI. Comme conseillé par Blain et Meschiatti (2015), il serait intéressant de s'assurer que celle-ci soit bien adaptée pour toute la région caractérisée.

5.2 Critique du SPEI

L'indice SPEI développé par Vicente-Serrano et al. (2010a) a donc permis de pallier les limitations du SPI étant donné qu'il est très peu probable d'avoir des valeurs nulles en considérant la différence entre les précipitations et l'ETP. Un autre avantage non négligeable du SPEI est qu'il permet de prendre en compte l'effet de l'augmentation de la température sur la fréquence et sévérité des sécheresses (Vicente-Serrano et al., 2012). Ceci est particulièrement pertinent dans le cadre de l'étude des impacts des changements climatiques. Bien que les précipitations sont reconnues comme étant la principale cause de sécheresse (Heim, 2002), il est attendu que l'augmentation de la température ait des impacts sur la sécheresse pour la plupart des régions du monde (Solomon et al., 2007). Comme soulevé par Vicente-Serrano et al. (2012), cet indice est donc prometteur pour la quantification du danger à haute résolution spatiale en Afrique.

5.3 Critique de l'anomalie du FAPAR

L'anomalie du FAPAR est un indicateur de l'impact de la sécheresse agricole sur le développement végétal. L'anomalie du FAPAR est pertinente pour analyser le développement végétal sur l'ensemble de la région, mais cet indice ne fait pas de différence entre les espaces cultivés et les écosystèmes naturels.

Dès lors, si l'on souhaite analyser l'impact de la sécheresse sur les cultures, il est plus intéressant d'utiliser un indice qui fait la distinction tel que l'indice ASI développé par la FAO (Van Hoolst et al., 2016). Un désavantage de l'anomalie du FAPAR est que les valeurs de FAPAR dépendent fortement de l'algorithme utilisé (Brandt et al., 2014). Ceci est en partie lié à la carte d'occupation du sol entrée dans l'algorithme qui va influencer la valeur retrouvée du FAPAR (Gobron et Verstraete, 2009, JRC, 2019).

5.4 Liens entre le SPEI, l'anomalie du FAPAR et le rendement et la production agricole

Les résultats ont montré une diminution du rendement pour les 5 cultures considérées entre 2011 et 2012 avec des valeurs de SPEI-1 très négatives durant la saison des pluies en 2012. Une anomalie négative du FAPAR a également été constatée début de l'année 2012. La plantation des cultures principales étant réalisée pendant la saison des pluies, il est possible que les cultures aient subi un stress hydrique dès la plantation. Cette anomalie négative dans les précipitations semble avoir impacté le développement végétal global de la province. Cette sécheresse témoigne peut-être d'un décalage général de la saison des pluies. Pour vérifier cela, il faudrait réaliser une analyse saisonnière du SPEI en comparant les tendances du SPEI pendant la saison des pluies et un peu plus tard.

Lors d'une discussion interne, Pacifique Batungwanayo, qui est de nationalité burundaise, a précisé que la variation du rendement des cultures de bananes entre 2011 et 2012 étaient due à une maladie qui a attaqué les bananiers en 2011. L'espèce a été changée plus tard pour que les arbres soient résistants à la maladie ce qui a fait par la suite augmenter le rendement et la production. Cela souligne l'importance d'analyser ces données avec prudence, une baisse de rendement agricole n'étant pas toujours due à une sécheresse. Une augmentation de la production peut avoir lieu grâce à une augmentation de la surface cultivée durant l'année, même s'il y a eu une baisse de rendement lié à une sécheresse. Une telle situation montre que le système est capable de s'adapter à la sécheresse. Ceci a été constaté avec les cultures de manioc et de haricots secs. Par contre, une diminution du rendement et de la production, constatée pour les cultures de café et de patates douces, montre que le système n'est pas résilient et donc l'exposition à la sécheresse peut avoir des conséquences économiques et humaines plus importantes, en fonction de la dépendance à ces cultures.

Malgré les quelques exceptions, la comparaison qualitative des séries temporelles du SPEI avec l'anomalie du FAPAR ne semble pas montrer que les deux indices présentent une relation. Cependant, afin d'affirmer cette hypothèse, il serait opportun de réaliser une analyse de corrélation entre l'anomalie du FAPAR et les SPEI-3 et SPEI-6 qui caractérisent une sécheresse agricole à plus ou moins long terme.

5.5 Tendances des variables et leur influence sur le SPEI et de l'anomalie du FAPAR

L'analyse du SPEI et de l'anomalie du FAPAR a montré une tendance potentielle dans les valeurs. On a constaté une tendance potentielle à la baisse pour SPEI et une tendance potentielle à la hausse pour l'anomalie du FAPAR. Un test de tendance doit être réalisé pour affirmer ces hypothèses.

Sous réserve que le jeu de données des précipitations-ETP est bien représentatif de la réalité, ces résultats indiquent clairement que la sécheresse a augmenté au cours du temps et donc que les effets du changement climatique se font déjà resentir depuis plusieurs années. Bien qu'un test de tendance soit nécessaire, ces résultats peuvent être appuyés par le fait que d'autres études ont également constaté une tendance négative dans les valeurs du SPEI pour la région (Gebremeskel Haile et al., 2020, Ayugi et al., 2020). En ce qui concerne la tendance potentielle à l'augmentation sur l'anomalie du FAPAR, elle n'a pas pu être expliquée.

Ces tendances sont observées car la méthodologie de calcul de ces indices considère les variables climatiques sur lesquelles elle se base comme stationnaires. Vicente-Serrano et al. (2012) précise qu'il existe des méthodes d'analyse des valeurs extrêmes qui considèrent la non-stationnarité des variables (Coles, 2001). Il pourrait être intéressant d'y prêter attention car cela permettrait de continuer à étudier le danger de sécheresse dans les zones caractérisées par une forte tendance de ces variables.

Il faut également préciser qu'il aurait été préférable de calculer la tendance des variables climatiques utilisées et du FAPAR en se basant sur plusieurs jeux de données (Abatzoglou et al., 2018). Une étude réalisée par Kalisa et al. (2019) a évalué la tendance des précipitations sur Afrique de l'Est et les résultats montrent des tendances différentes à celles calculées dans ce mémoire. Ils ont constaté des tendances négatives et positives significatives pour la région alors la figure 9 montraient pour l'Afrique de l'Est soit une tendance non significative soit une tendance négative. Cette étude a utilisé le jeu de donnée CRU Ts4.0 qui est à de la base de données TerraClimate. En ce qui concerne la tendance du FAPAR, aucune étude calculant la tendance sur le FAPAR n'a été trouvée pour l'Afrique Centrale ou l'Afique de l'Est, mais une étude réalisée par Brandt et al. (2014) en Afrique de l'Ouest a calculé une tendance positive significative sur la quasi-totalité de la région avec le jeu de données GEOV1 (Baret et al., 2013).

5.6 Critique des bases de données de sécheresse

Les résultats ont montré que plus aucun évènement de sécheresse n'avait été rapporté depuis 2011 or on constate un SPEI majoritairement négatif depuis 2016. Deux hypothèses pourraient expliquer ce résultat. La première serait que le pays ait développé, au cours de ces dernières années, une résilience à la sécheresse et par conséquent que les impacts des épisodes de sécheresse aient été minimisés.

La deuxième hypothèse est que les bases de données EM-DAT et du MRAF n'ont plus été alimentées depuis 2016. Ces bases de données sont pourtant décrites comme étant à jour.

En ce qui concerne les sécheresses rapportées avant 2011, il y avait des différences non négligeables entre les jeux de données. Cependant, de grandes incohérences entre les jeux de données non pas été observées. Il semblerait que toutes les périodes avant 2011 où le SPEI-12 était très négatif aient bien été rapportées comme sécheresse en combinant les sécheresses des trois jeux de données. Il est difficile de juger si un jeu de données était plus complet qu'un autre. Il semblerait qu'une combinaison des trois jeux en relation avec le SPEI soit optimale caractériser les sécheresses historiques.

La comparaison des sécheresses avec les résultats des indices n'a été réalisée que pour une province du Burundi. Les données de sécheresses rapportées étant disponibles pour toutes les provinces, il serait intéressant de réaliser le même exercice avec d'autres provinces.

5.7 Critique des cartes du danger de sécheresse et du développement végétal

Les cartes réalisées représentent le nombre de mois affecté par des anomalies négatives. Un premier point à souligner est qu'il aurait été plus scientifique de représenter la fréquence de ces anomalies en divisant pas le nombre de mois totaux considérées.

Une étude réalisée par Gebremeskel Haile et al. (2020) utilise une méthodologie similaire à celle utilisée dans le cadre de ce mémoire pour caractériser le danger de sécheresse historique dans la région de la Corne d'Afrique. Les pays de la région des Grands Lacs sont repris dans cette région excepté la RDC et le Malawi. Les SPEI-1, 3, 6 et 12 sont utilisés de 1964 à 2015 pour caractériser la fréquence des sécheresses en considérant un SPEI inférieur à -1. Les auteurs ont utilisé la *Global SPEI database* (Vicente-Serrano et al., 2010b) qui contient des valeurs de SPEI avec une résolution spatiale de 50 km. Cette base de données utilise les données de précipitations et de température de la base de données CRU TS3.24. L'étude a révélé, pour les quatre fenêtres de temps considérées, des sécheresses plus fréquentes en Éthiopie et en Tanzanie par rapport aux autres pays de la région des Grands Lacs. Nous avions également contasté qu'il y avait souvent plus de mois impactés par la sécheresse dans ces deux pays mais également au Kenya ce qui ne semble pas être le cas dans cette étude. Les différences sont probablement liées aux deux jeux de données différents utilisés pour les précipitations et la température. Le jeu de donnée TerraClimate utilise une version plus récente des données CRU TS qui sont réduites à une fenêtre de 4 km et où la base de données JRA-55 est utilisée pour combler les vides entre les stations. Cela souligne l'importance du choix et de la considération des jeux de données choisis dans l'étude de la caractérisation de la sécheresse. Dès lors, il pourrait être intéressant de quantifier le danger de sécheresse en utilisant un autre jeu de données et de comparer les résultats avec ceux obtenus avec le jeu de données TerraClimate.

On pourrait par exemple envisager d'utiliser le jeu de données CHIRPS pour les précipitations (Funk et al., 2015). Ce jeu de données possède l'avantage d'intégrer des informations d'un nombre plus important de stations. Un travail de traitement des données supplémentaire sera nécessaire car la résolution de ce jeu de données est de 5 km contre 4 km pour le jeu de donnée d'ETP de la base de données TerraClimate.

L'utilisation d'un autre jeu de données permettrait également de comprendre pourquoi on observe sur certaines cartes des bandes de pixels avec une sécheresse moins fréquente qui séparent des zones avec des sécheresses plus fréquentes. Une potentielle explication est le manque de stations en RDC, là où ces anomalies ont été détectées. Si l'on regarde les cartes des réseaux de stations WolrdClim et CRU Ts4.0 utilisés pour générer la base de données TerraClimate (cfr. fig. 26 et 27 annexe E), on remarque que ce pays est très mal couvert par des stations. Le jeu de donnée a donc utilisé pour ces zones des interpolations pour générer les données de précipitations et de température entre deux stations d'observation. Des cartes plus précises de la localisation des stations seraient nécessaires afin de confirmer si le jeu de donnée est à l'origine de ces formes atypiques présentes sur les cartes du danger de sécheresse.

En ce qui concerne les cartes de l'anomalie du FAPAR, celles-ci ont révélée des anomalies négatives extrêmes plus fréquentes dans le bassin du Congo. Une raison de ces anomalies pourrait être des phases de déforestation localisée. Certains pixels auraient donc subitement une grande anomalie négative dans l'activité photosynthétique qui disparaîtrait ensuite avec le développement d'une nouvelle végétation.

6 Conclusions et perspectives

La caractérisation du danger de sécheresse est un travail essentiel pour la mise en place de stratégies de mitigation et d'adaptation. Cette caractérisation n'est pas évidente à cause de la complexité du phénomène. En Afrique, les jeux de données des variables climatiques sont limités à cause du manque de stations d'observation. Dès lors, très peu d'outils qui caractérise le danger de sécheresse à une haute résolution spatiale existent. La méthodologie de caractérisation de la sécheresse pour la région est complexifiée par la variabilité annuelle des précipitations. Les bases de données de sécheresses historiques sont difficiles à documenter à cause de l'absence de consensus sur une méthode robuste permettant d'établir un lien ou absence de lien entre une anomalie climatique et une catastrophe naturelle.

Ce mémoire avait pour objectif d'améliorer la compréhension de la dynamique spatiale et temporelle du danger de la sécheresse dans la région des Grands Lacs africains, ainsi que les liens avec la réponse de la végétation et socio-économique.

Le premier objectif spécifique a été de reconstruire et caractériser l'historique du danger de sécheresse et l'anomalie du développement végétal à haute résolution spatiale. Une revue des indices de sécheresse et de développement végétal existant a permis de choisir les indices SPI, SPEI et l'anomalie du FAPAR pour cette quantification. Le processus de calcul du SPI a révélé que malgré qu'il soit considéré comme un indice de référence mondial pour la caractérisation de la sécheresse, cet indice ne semble pas être optimal pour les climats secs. L'indice SPI n'a donc pas été utilisé pour la quantification du danger de sécheresse. Les cartes du danger de sécheresse ont révélées des distributions spatiales différentes de l'occurrence des sécheresses en fonction de leur type et de leur intensité. Des anomalies dans la distribution spatiale de l'occurrence des sécheresses ont été constatée pour certaines cartes. L'utilisation d'un autre jeu de données pour quantifier le danger de sécheresse permettrait de comprendre ces anomalies. Le développement végétal s'est caractérisé par des anomalies plus fréquentes dans le bassin du Congo.

Le second objectif spécifique était d'identifier les similitudes et mis-matchs entre les anomalies climatiques et végétales historiques et les évènements de sécheresse rapportés dans les bases de données de désastre. Les résultats ont montré que le SPEI permettait d'identifier les évènements de sécheresse rapportés par les bases de données. Cet indice semble donc très pertinent pour la caractérisation des sécheresses dans la région. Par contre, l'anomalie du FAPAR n'a pas toujours montré de diminution du développement végétal pendant les épisodes de sécheresse. L'utilisation d'un indice qui prend en compte seulement le développement végétal des cultures, tel que l'ASI, pourrait être plus adéquat. Ensuite, il a été remarqué qu'après 2011 aucune base de données n'avait rapporté d'évènement de sécheresse or le SPEI est majoritairement négatif depuis 2016. Cela témoigne soit d'une augmentation de la résilience du pays, soit d'une incomplétude des bases de données. Sous réserve que les jeux de données utilisé pour les variables climatiques représente bien la réalité, ces résultats suggèrent une tendance à l'augmentation des sécheresses liée au changement climatique.

Pour finir, aucune base de donnée de sécheresse ne s'est montrée plus exhaustive ou précise qu'une autre.

Le troisième objectif spécifique était d'analyser la relation entre le SPEI, l'anomalie du FAPAR et le rendement et la production agricole pour caractériser les conditions de sécheresse menant à des anomalies du développement végétal et à des conséquences socio-économiques. Aucune relation forte n'a été qualitativement observée entre le SPEI et l'anomalie du FAPAR. Ces résultats nécessitent d'être vérifié en faisant une analyse de corrélation entre les deux indices. Une diminution de rendement a été observée pour cinq cultures enter 2011 et 2012, celle-ci pourrait être expliquée pas une décalage général de la saison des pluies étant donné la forte anomalie climatique constatée à ce moment. Pour confirmer ces résultats, des analyses saisonnières de la tendance du SPEI doivent être réalisées.

Le travail réalisé dans le cadre de ce mémoire n'est qu'une petite partie du travail qui doit être fait pour évaluer le risque de sécheresse d'une région. L'évaluation du risque de sécheresse nécessite la caractérisation du danger, de l'exposition et de la vulnérabilité à la sécheresse. Avant de continuer ce travail, il sera nécessaire de comprendre les anomalies constatées sur les cartes du danger de sécheresse.

Finalement, une autre suite du travail qui peut et va probablement être réalisée est la caractérisation du futur danger de sécheresse pour la région. En utilisant la même méthodologie mais en intégrant des prédictions climatiques au lieu de données historiques, on peut caractériser les régions où le danger sera plus élevée dans le futur que le danger historique caractérisé avec ce mémoire.

Bibliographie

Abatzoglou, J., S. Dobrowski, S. Parks et K. Hegewisch. 2018, TerraClimate, a high-resolution global dataset of monthly climate and climatic water balance from 1958–2015, Scientific Data, vol. 5, p. 170–191.

Alley, W. 1984, The Palmer Drought Severity Index : Limitations and Assumptions, Journal of Climate and Applied Meteorology, vol. 23, p. 1100–1109.

Ayugi, B., G. Tan, R. Niu, Z. Dong, M. Ojara, L. Mumo, H. Babaousmail et V. Ongoma. 2020, Evaluation of Meteorological Drought and Flood Scenarios over Kenya, East Africa, Atmosphere, vol. 11, n° 3, p. 307.

Baret, F., M. Weiss, R. Lacaze, F. Camacho, H. Makhmara, P. Pacholcyzk et B. Smets. 2013, GEOV1 : LAI and FAPAR essential climate variables and FCOVER global time series capitalizing over existing products., Remote Sensing of Environment, vol. 137, p. 299–309.

Batungwanayo, P., M. Vanclooster et A. Koropitan. 2020, Response of Seasonal Vegetation Dynamics to Climatic Constraints in Northeastern Burundi, Journal of Geoscience and Environment Protection, vol. 8, p. 151–181.

Bento, V. A., C. M. Gouveia, C. C. DaCamara et I. F. Trigo. 2018, A climatological assessment of drought impact on vegetation health index, Agricultural and Forest Meteorology, vol. 259, p. 286–295.

Blain, G. et M. Meschiatti. 2015, Inadequacy of the gamma distribution to calculate the Standardized Precipitation Index, Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental, vol. 19, p. 1129–1135.

Bollin, C., K. Frizsche, S. Ruzima, S. Schneiderbauer, D. Becker, L. Pedoth et S. Liersch. 2014, Analyse intégrée de la vulnérabilité au Burundi, vol. 3, p. 64.

Brandt, M., A. Verger, A. A. Diouf, F. Baret et C. Samimi. 2014, Local Vegetation Trends in the Sahel of Mali and Senegal Using Long Time Series FAPAR Satellite Products and Field Measurement (1982–2010), Remote Sensing, vol. 6, n° 3, p. 2408–2434.

Brouwer, C., K. Prins et M. Heibloem. 1989, Irrigation water management : irrigation scheduling, vol. 4.

Brown, C., R. Meeks, K. Hunu et W. Yu. 2011, Hydroclimate risk to economic growth in sub-Saharan Africa, Climatic Change, vol. 106, p. 621–647.

Cardona, O., M. Aalst, J. Birkmann, M. Fordham, G. Mcgregor, R. Perez, R. Pulwarty, L. Schipper et B. Sinh. 2012, Determinants of risk : exposure and vulnerability, Cambridge University Press, p. 65–108.

Chang, F.-C. et J. M. Wallace. 1987, Meteorological Conditions during Heat Waves and Droughts in the United States Great Plains, Monthly Weather Review, vol. 115, n° 7, p. 1253–1269.

Coles, S. 2001, An Introduction to Statistical Modeling of Extreme Values, vol. 208, p. 219.

Crausbay, S. D., A. R. Ramirez, S. L. Carter, M. S. Cross, K. R. Hall, D. J. Bathke, J. L. Betancourt, S. Colt, A. E. Cravens, M. S. Dalton, J. B. Dunham, L. E. Hay, M. J. Hayes, J. McEvoy, C. A. McNutt, M. A. Moritz, K. H. Nislow, N. Raheem et T. Sanford. 2017, Defining Ecological Drought for the Twenty-First Century, Bulletin of the American Meteorological Society, vol. 98, n° 12, p. 2543–2550.

EDO. 2019, Factsheet Combined Drought Indicator (CDI), , p. 1–5.

FAO. 2014, Adapting to climate change through land and water management in Eastern Africa : results of pilot projects in Ethiopia, Kenya and Tanzania, , p. 166.

FAO. 2015, Country fact sheet on food and agriculture policy trends - Burundi, , p. 6.

FAO. 2017, Status of inland fisheries and aquaculture in Africa, , p. 1–12.

Funk, C., P. Peterson, M. Landsfeld, D. Pedreros, J. Verdin, S. Shukla, G. Husak, J. Rowland, L. Harrison, A. Hoell et J. Michaelsen. 2015, The climate hazards infrared precipitation with stations - A new environmental record for monitoring extremes, Scientific Data, vol. 2, p. 21.

GCOS. 2011, Systematic Observation Requirements for Satellite-based Products for Climate Supplemental details to the satellite-based component of the Implementation Plan for the Global Observing System for Climate in Support of the UNFCCC, , p. 138.

Gebremeskel Haile, G., Q. Tang, G. Leng, G. Jia, J. Wang, D. Cai, S. Sun, B. Baniya et Q. Zhang. 2020, Long-term spatiotemporal variation of drought patterns over the Greater Horn of Africa, Science of The Total Environment, vol. 704, p. 135 299.

Gebremeskel Haile, G., Q. Tang, S. Sun, Z. Huang, X. Zhang et X. Liu. 2019, Droughts in East Africa : Causes, impacts and resilience, Earth-Science Reviews, vol. 193, p. 146–161.

Gobron, N. et M. Verstraete. 2009, Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation (FAPAR), , p. 447–472.

Gordon, I., G. Bunting, N. De Silva, I. Harrison, M. Evans, R. Holland, W. Darwall, L. Saenz, F. W. Larsen, M. Steininger, J. Dempewolf, E. Ashkenazi, A. Seimon, J. C. Ingram, J. E.M. Watson, M. Manten, G. Allport, X. Han, A. Sanchez de Lozada, T. M. Brooks, B. E. Young et N. Burgess. 2011, Conservation strategy for the great lakes region of east and central Africa, , p. 265.

Guenang, G. M., M. A. J. Komkoua, M. W. Pokam, R. S. Tanessong, S. A. Tchakoutio, A. Vondou, A. T. Tamoffo, L. Djiotang, Z. Yepdo et K. F. Mkankam. 2019, Sensitivity of SPI to Distribution Functions and Correlation Between its Values at Different Time Scales in Central Africa, Earth Systems and Environment, vol. 3, n° 2, p. 203–214.

Guha-Sapir, D., D. Hargitt et P. Hoyois. 2004, Thirty Years of Natural Disasters 1974-2003 : The Numbers, Presses univ. de Louvain, p. 196.

Guttman, N. B. 1999, Accepting the Standardized Precipitation Index : A Calculation Algorithm, JAWRA Journal of the American Water Resources Association, vol. 35, n° 2, p. 311–322.

Harris, I., T. J. Osborn, P. Jones et D. Lister. 2020, Version 4 of the CRU TS monthly high-resolution gridded multivariate climate dataset, Scientific Data, vol. 7, n° 1, p. 109.

Hayes, M. J., M. D. Svoboda, D. A. Wiihite et O. V. Vanyarkho. 1999, Monitoring the 1996 Drought Using the Standardized Precipitation Index, Bulletin of the American Meteorological Society, vol. 80, n° 3, p. 429–438.

Heim, R. R. 2002, A Review of Twentieth-Century Drought Indices Used in the United States, Bulletin of the American Meteorological Society, vol. 83, n° 8, p. 1149–1166.

Hijmans, R., S. Cameron, J. Parra, P. Jones et A. Jarvis. 2005, Very high resolution interpolated climate surfaces of global land areas, International Journal of Climatology, vol. 25, p. 1965–1978.

Hosking, J. R. M. et J. R. Wallis. 1997, Regional Frequency Analysis : An Approach Based on L-Moments, Cambridge University Press, p. 224.

Huang, J., H. Dool et K. Georgakakos. 1996, Analysis of Model-Calculated Soil Moisture Over the United States (1931-1993) and Applications to Long-Range Temperature Forecasts, Journal of Climate, vol. 9, p. 1350–1362.

Humphries, P. et D. S. Baldwin. 2003, Drought and aquatic ecosystems : an introduction, Freshwater Biology, vol. 48, n° 7, p. 1141–1146.

IGAD. 2013, IGAD Hazard Maps and Atlas, Intergovernmental Authority on Development, p. 64.

IPCC. 2013, Climate Change 2013 – The Physical Science Basis : Working Group I Contribution to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, Cambridge University Press, p. 1537.

JRC. 2019, Factsheet FAPAR Anomaly, , p. 5.

Kalisa, W., T. Igbawua, M. Henchiri, S. Ali, S. Zhang, Y. Bai et J. Zhang. 2019, Assessment of climate impact on vegetation dynamics over East Africa from 1982 to 2015, Scientific Reports, vol. 9, n° 1, p. 20.

Kayitesi, O. et T. A. Manirakiza. 2015, Enquête nationale agricole du Burundi 2013-2014, , p. 31.

Kogan, F. N. 1990, Remote sensing of weather impacts on vegetation in non-homogeneous areas, International Journal of Remote Sensing, vol. 11, n° 8, p. 1405–1419.

Kogan, F. N. 1995, Application of vegetation index and brightness temperature for drought detection, Advances in Space Research, vol. 15, n° 11, p. 91–100.

Kogan, F. N. 1997, Global Drought Watch from Space, Bulletin of the American Meteorological Society, vol. 78, n° 4, p. 621–636.

Kogan, F. N. 2001, Operational Space Technology for Global Vegetation Assessment, Bulletin of the American Meteorological Society, vol. 82, n° 9, p. 1949–1964.

Liu, W. T. et F. N. Kogan. 1996, Monitoring regional drought using the Vegetation Condition Index, International Journal of Remote Sensing, vol. 17, n° 14, p. 2761–2782.

McCree, K. J. 1971, The action spectrum, absorptance and quantum yield of photosynthesis in crop plants, Agricultural Meteorology, vol. 9, p. 191–216.

McKee, T. B., N. J. Doesken et J. Kleist. 1993, The relationship of drought frequency and duration to time scales, 8th Conference on Applied Climatology, p. 179–184.

MINEAGRIE. 2020, Plan National de lutte contre le Sécheresse au Burundi (PNS Burundi), , p. 113.

Mishra, A. K. et V. P. Singh. 2010, A review of drought concepts, Journal of Hydrology, vol. 391, n° 1, p. 202–216.

Monteith, J. L. 1965, Evaporation and environment, Symposia of the Society for Experimental Biology, vol. 19, p. 205–234.

Mosaedi, A. et M. Ghabaei Sough. 2012, Modification of standardized precipitation index (SPI) based on relevant probability distribution function, Journal of water and soil (agricultural sciences and technology), vol. 25, n° 5, p. 1206–1216.

Mosley, L. M. 2015, Drought impacts on the water quality of freshwater systems ; review and integration, Earth-Science Reviews, vol. 140, p. 203–214.

Ntale, H. K. et T. Y. Gan. 2003, Drought indices and their application to East Africa, International Journal of Climatology, vol. 23, n° 11, p. 1335–1357.

NU. 2017, 13ème Conférence des Parties de la Convention des Nations-Unies sur la lutte contre la désertification, , p. 83.

Nunez, J. et K. Verbist. 2018, Atlas de Sequías de América Latina y el Caribe, .

Núñez, J. H., K. Verbist, J. R. Wallis, M. G. Schaefer, L. Morales et W. M. Cornelis. 2011, Regional frequency analysis for mapping drought events in north-central Chile, Journal of Hydrology, vol. 405, n° 3, p. 352–366.

OMM et GWP. 2016, Manuel des indicateurs et indices de sécheresse, , p. 52.

Palmer, W. C. 1965, Meteorological Drought, U.S. Department of Commerce, Weather Bureau, p. 68.

Palmer, W. C. 1968, Keeping Track of Crop Moisture Conditions, Nationwide : The New Crop Moisture Index, Weatherwise, vol. 21, n° 4, p. 156–161.

Seneviratne, S., N. Nicholls, D. Easterling, C. Goodess, S. Kanae, J. Kossin, Y. Luo, J. Marengo, K. Mcinnes, M. Rahimi, M. Reichstein, A. Sorteberg, C. Vera et X. Zhang. 2012, Changes in climate extremes and their impacts on the natural physical environment. Dans : Managing the Risks of Extreme Events and Disasters to Advance Climate Change Adaptation. . A Special Report of Working Groups I and II of the Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC)., Cambridge university press éd., Cambridge, UK, and New York, NY, USA, p. 109–230.

Sheffield, J., E. Wood, N. Chaney, K. Guan, S. Sadri, X. Yuan, L. Olang, A. Amani, A. Ali, S. Demuth et L. Ogalo. 2014, A Drought Monitoring and Forecasting System for Sub-Sahara African Water Resources and Food Security, Bulletin of the American Meteorological Society, vol. 6, p. 861–882.

Sivakumar, M., R. Stefanski, M. Bazza, S. Zelaya, D. Wilhite et A. Magalhaes. 2014, High Level Meeting on National Drought Policy : Summary and Major Outcomes, Drought Mitigation Center Faculty Publications, vol. 3, p. 126–132.

Solomon, S., I. P. on Climate Change et I. P. on Climate Change, éd.. 2007, Climate change 2007 : the physical science basis : contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, , Cambridge University Press, Cambridge ; New York.

Svoboda, M., D. LeComte, M. Hayes, R. Heim, K. Gleason, J. Angel, B. Rippey, R. Tinker, M. Palecki, D. Stooksbury, D. Miskus et S. Stephens. 2002, The drought monitor, Bulletin of the American Meteorological Society, vol. 83, n° 8, p. 1181–1190.

Tarpley, J. D., S. R. Schneider et R. L. Money. 1984, Global Vegetation Indices from the NOAA-7 Meteorological Satellite, Journal of Applied Meteorology and Climatology, vol. 23, n° 3, p. 491–494.

Thom, H. C. S., World Meteorological Organization et Working Group on Statistical Methods in Climatology. 1966, Some methods of climatological analysis, Secretariat of the World Meteorological Organization, p. 69.

UNESCO. 2020, Rapport mondial des Nations Unies sur la mise en valeur des ressources en eau 2020 : l'eau et les changements climatiques, , p. 1–16.

Van Hoolst, R., H. Eerens, D. Haesen, A. Royer, L. Bydekerke, O. Rojas, Y. Li et P. Racionzer. 2016, FAO's AVHRR-based Agricultural Stress Index System (ASIS) for global drought monitoring, International Journal of Remote Sensing, vol. 37, p. 418–439.

Van Loon, A. F. 2015, Hydrological drought explained : Hydrological drought explained, Wiley Interdisciplinary Reviews : Water, vol. 2, n° 4, p. 359–392.

Van Loon, A. F., T. Gleeson, J. Clark, A. I. J. M. Van Dijk, K. Stahl, J. Hannaford, G. Di Baldassarre, A. J. Teuling, L. M. Tallaksen, R. Uijlenhoet, D. M. Hannah, J. Sheffield, M. Svoboda, B. Verbeiren, T. Wagener, S. Rangecroft, N. Wanders et H. A. J. Van Lanen. 2016, Drought in the Anthropocene, Nature Geoscience, vol. 9, n° 2, p. 89–91.

Vermote, E. et M. Claverie. 2018, NOAA Climate Data Record (CDR) of AVHRR Leaf Area Index (LAI) and Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation (FAPAR), NOAA National Centers for Environmental Information, p. 35.

Vicente-Serrano, S. M., S. Beguería, L. Gimeno, L. Eklundh, G. Giuliani, D. Weston, A. El Kenawy, J. I. López-Moreno, R. Nieto, T. Ayenew, D. Konte, J. Ardö et G. G. S. Pegram. 2012, Challenges for drought mitigation in Africa : The potential use of geospatial data and drought information systems, Applied Geography, vol. 34, p. 471–486.

Vicente-Serrano, S. M., S. Beguería et J. I. López-Moreno. 2010a, A Multiscalar Drought Index Sensitive to Global Warming : The Standardized Precipitation Evapotranspiration Index, Journal of Climate, vol. 23, n° 7, p. 1696–1718.

Vicente-Serrano, S. M., S. Beguería, J. I. López-Moreno, M. Angulo et A. E. Kenawy. 2010b, A New Global 0.5° Gridded Dataset (1901–2006) of a Multiscalar Drought Index : Comparison with Current Drought Index Datasets Based on the Palmer Drought Severity Index, Journal of Hydrometeorology, vol. 11, n° 4, p. 1033–1043.

Wallemacq, P., D. Guha-Sapir, D. McClean, CRED et UNISDR. 2015, The Human Cost of Weather Related Disasters - 1995 - 2015, , p. 31.

Wells, N., S. Goddard et M. J. Hayes. 2004, A Self-Calibrating Palmer Drought Severity Index, Journal of Climate, vol. 17, n° 12, p. 2335–2351.

Wilhite, D. 1996, A Methodology for Drought Preparedness, Drought Mitigation Center Faculty Publications, vol. 13, p. 229–252.

Wilhite, D. et M. Glantz. 1985, Understanding the Drought Phenomenon : The Role of Definitions, Drought Mitigation Center Faculty Publications, vol. 10, p. 111–120.

Wilhite, D. A. 1994, Preparing for Drought : A Guidebook for Developing Countries, , p. 84.

Wilhite, D. A. 2000, Drought : a global assessment., Routledge, vol. 1, p. 3–18.

WMO. 2012, Standardized precipitation index user guide, , p. 16.

Wu, H., M. D. Svoboda, M. J. Hayes, D. A. Wilhite et F. Wen. 2007, Appropriate application of the standardized precipitation index in arid locations and dry seasons, International Journal of Climatology, vol. 27, n° 1, p. 65–79.

Yihdego, Y., B. Vaheddoost et R. A. Al-Weshah. 2019, Drought indices and indicators revisited, Arabian Journal of Geosciences, vol. 12, n° 3, p. 69.

Zhao, T. et A. Dai. 2015, The Magnitude and Causes of Global Drought Changes in the Twenty-First Century under a Low–Moderate Emissions Scenario, Journal of Climate, vol. 28, n° 11, p. 4490–4512.

Netographie

FAO. 2017, FAOSTAT, `http://www.fao.org/faostat/en/`, consulté le 04-04-2021.

Annexes

Annexe A Concept de sécheresse écologique

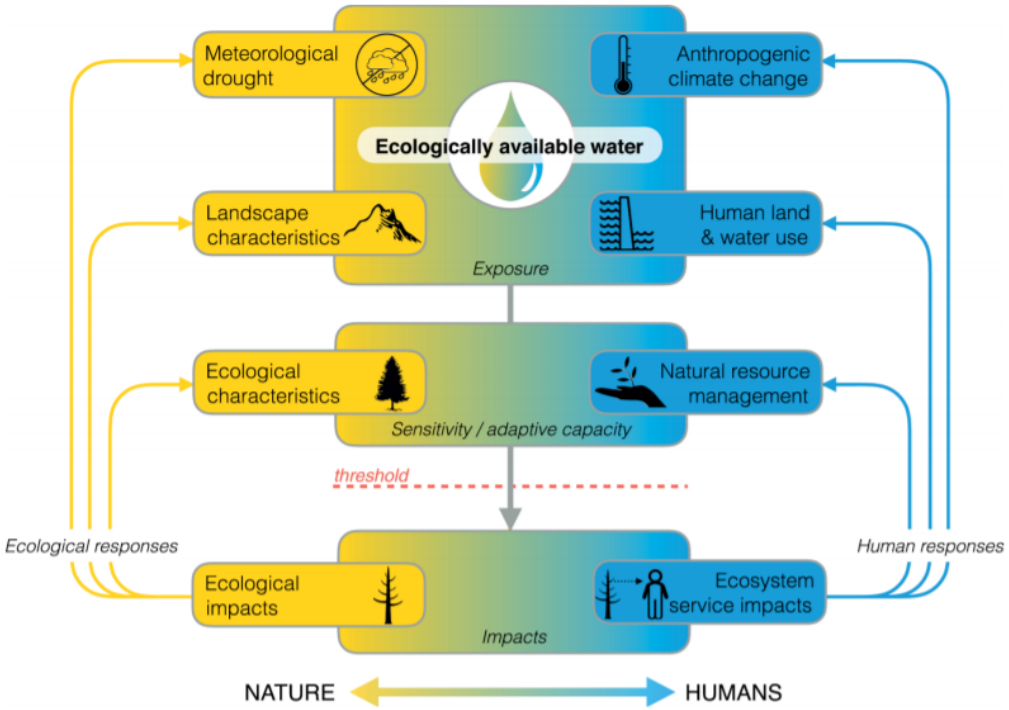


Figure 21: Diagramme conceptuel de la sécheresse écologique. Source : Crausbay et al. (2017).

Annexe B Méthode des diagrammes des ratios des moments L

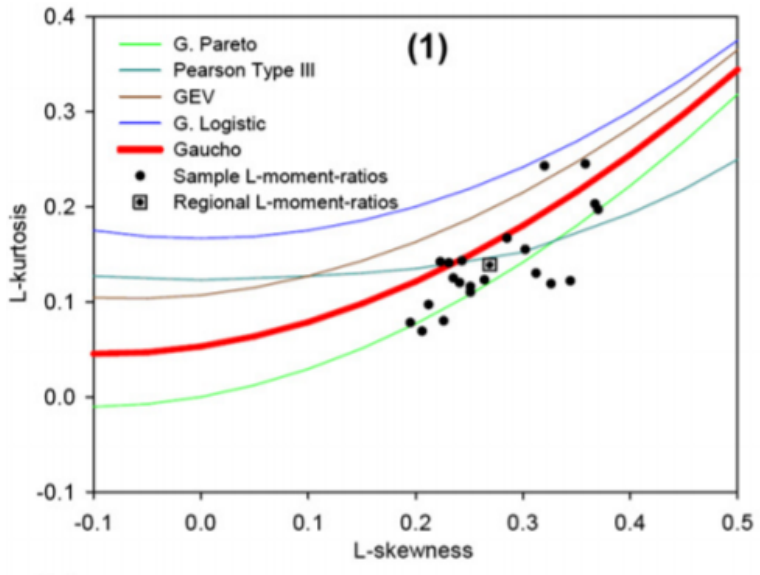


Figure 22: Diagrammes des ratios des moments L du coefficient de kurtosis en fonction du coefficient d'asymétrie pour une zone homogène en au Chili. Source : Núñez et al. (2011).

Annexe C Classification de la sévérité du danger de séchresse utilisée par l'U.S. Drought Monitor et par l'European Drought Observatory

Tableau 8: Association des six indicateurs clés qui définissent la sévérité du danger de sécheresse dans l'U.S. Drought Monitor. Source : Svoboda et al. (2002).

Drought Monitor classification							
Drought type		Associated ranges of objective indicators					
Category	Description	Palmer drought	CPC soil moisture	USGS weekly	Percent of normal	Standardized precipitation	Satellite vegetation
D0	Abnormally dry	–1.0 to –1.9	21–30	21–30	< 75% for 3 months	–0.5 to –0.7	36–45
D1	Moderate drought	–2.0 to –2.9	11–20	11–20	< 70% for 3 months	–0.8 to –1.2	26–35
D2	Severe drought	–3.0 to –3.9	6–10	6–10	< 65% for 6 months	–1.3 to –1.5	16–25
D3	Extreme drought	–4.0 to –4.9	3–5	3–5	< 60% for 6 months	–1.6 to -1.9	6–15
D4	Exceptional drought	–5.0 or less	0–2	0–2	< 65% for 12 months	–2.0 or less	1–5

Tableau 9: Association des quatre indicateurs du CDI qui définissent la sévérité du danger de sécheresse dans l'European Drought Observatory. Source : EDO (2019).

LEVEL	*COLOUR*	*CLASSIFICATION CONDITION*
Watch		SPI-3 < -1 or SPI-1 < -2
Warning		SMA < -1 and (SPI-3 < -1 or SPI-1 < -2)
Alert		ΔFAPAR < -1 and (SPI-3 < -1 or SPI-1< -2)
Partial recovery		(ΔFAPAR < -1 and (SPI-3 $_{m-1}$ < -1 and SPI-3 > -1)) or (ΔFAPAR < -1 and (SPI-1 $_{m-1}$ < -2 and SPI-1 >-2))
Full recovery		(SPI-3 $_{m-1}$ < -1 and SPI-3 > -1) or (SPI-1 $_{m-1}$ < -2 and SPI-1 > -2))

Annexe D Algorithme du jeu de données AVH15C1 LAI/FAPAR

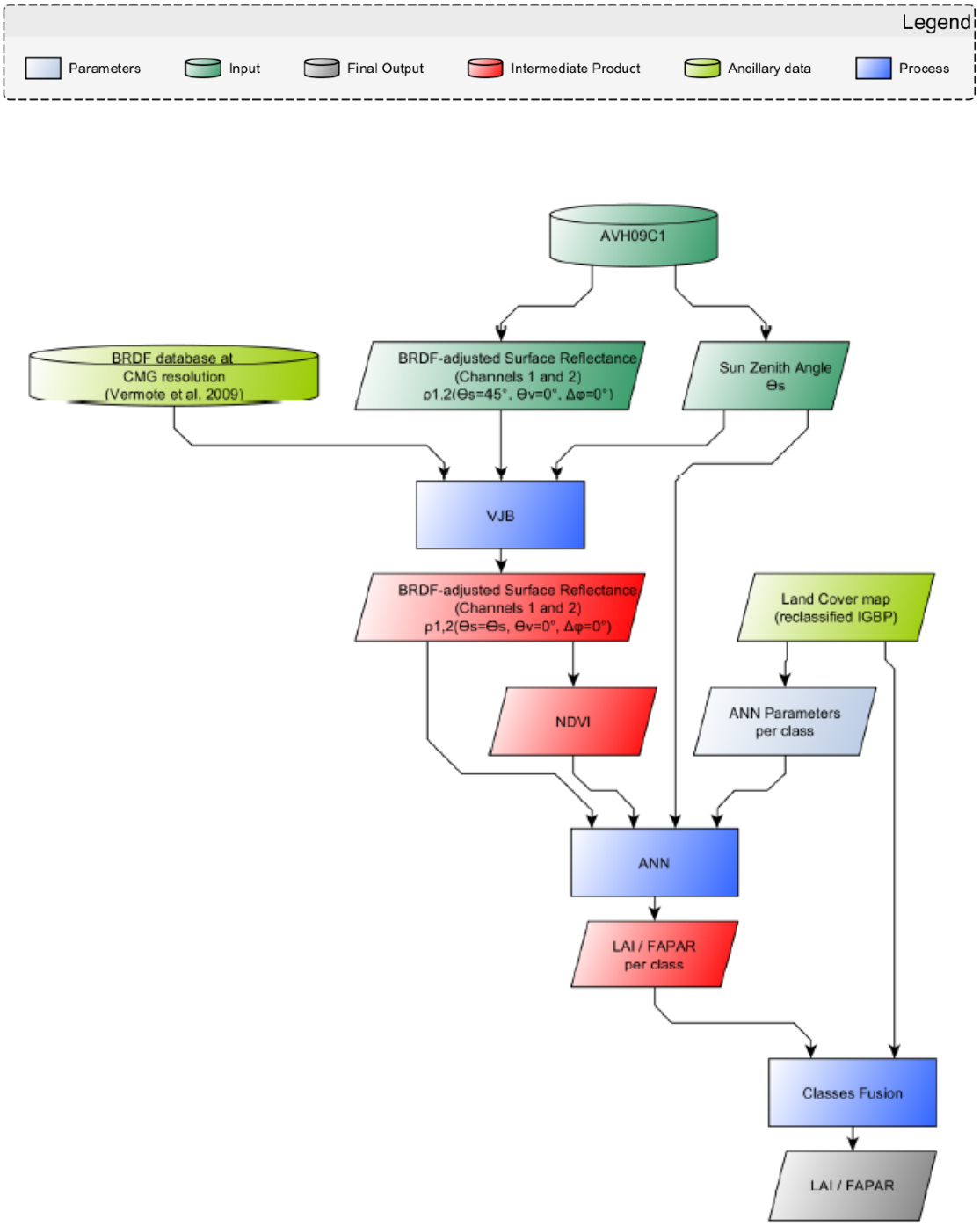


Figure 23: Flowchart de l'algorithme de calcul du FAPAR dans le jeu de données NOAA CDR AVHRR LAI and FAPAR. Source : Vermote et Claverie (2018).

Short Name	New Class Name	Original IGBP Class Name
NLF	Needle leaf forest	Needle leaf forest
DBF	Deciduous broadleaf forest	Deciduous broadleaf forest, mixed forests
Shrub	Shrubland	Closed/open/woody shrubland, savannas
CGNV	Croplands & grasslands & non-vegetated	Grasslands, permanent wetlands, croplands, urban and built-up, cropland/natural vegetation mosaic, snow and ice, barren or sparsely vegetated
EBF	Evergreen broadleaf forest	Evergreen broadleaf forest
water	Water	Water

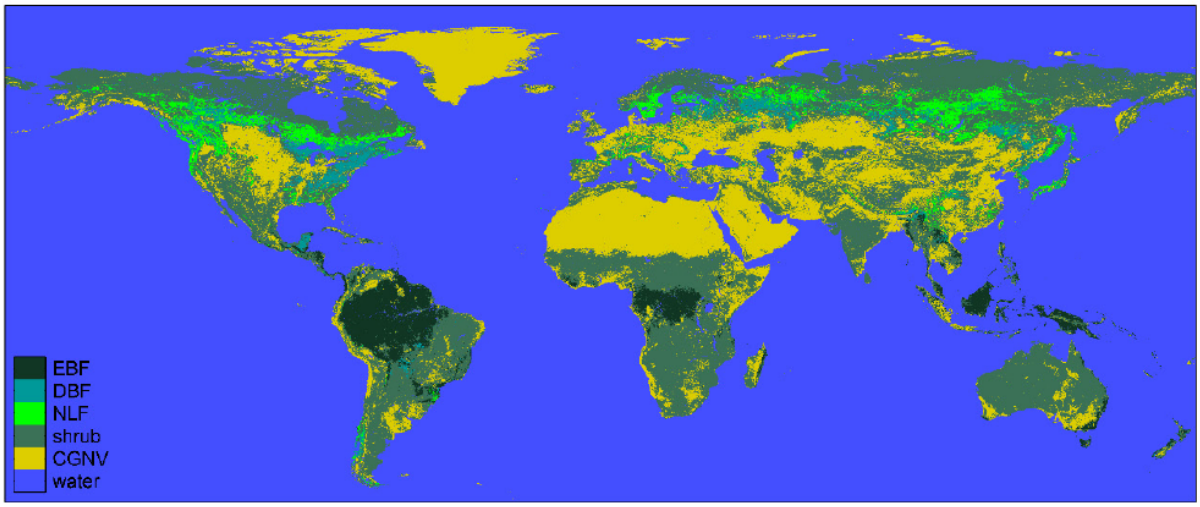


Figure 24: Carte de l'occupation du sol utilisée dans l'algorithme NOAA CDR AVHRR LAI and FAPAR. Source : de International Geosphere-Biosphere Program (IGBP) dans Vermote et Claverie (2018).

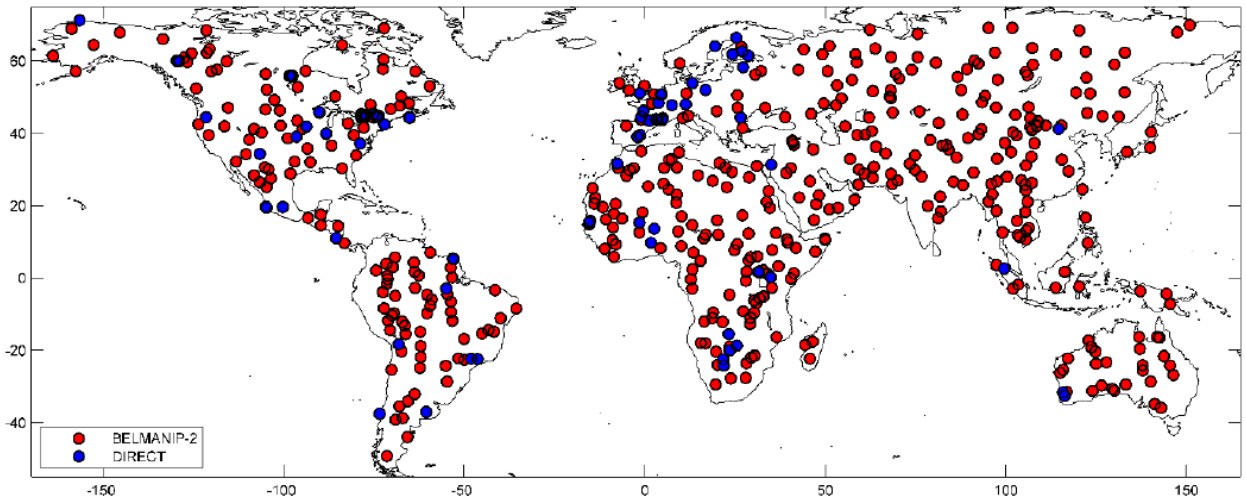


Figure 25: Sites de calibration (réseau BELMANIP2) et validation (réseau DIRECT) du FAPAR. Source : Vermote et Claverie (2018).

Annexe E Répartition spatiale des stations utilisées pour produire le jeu de données TerraClimate

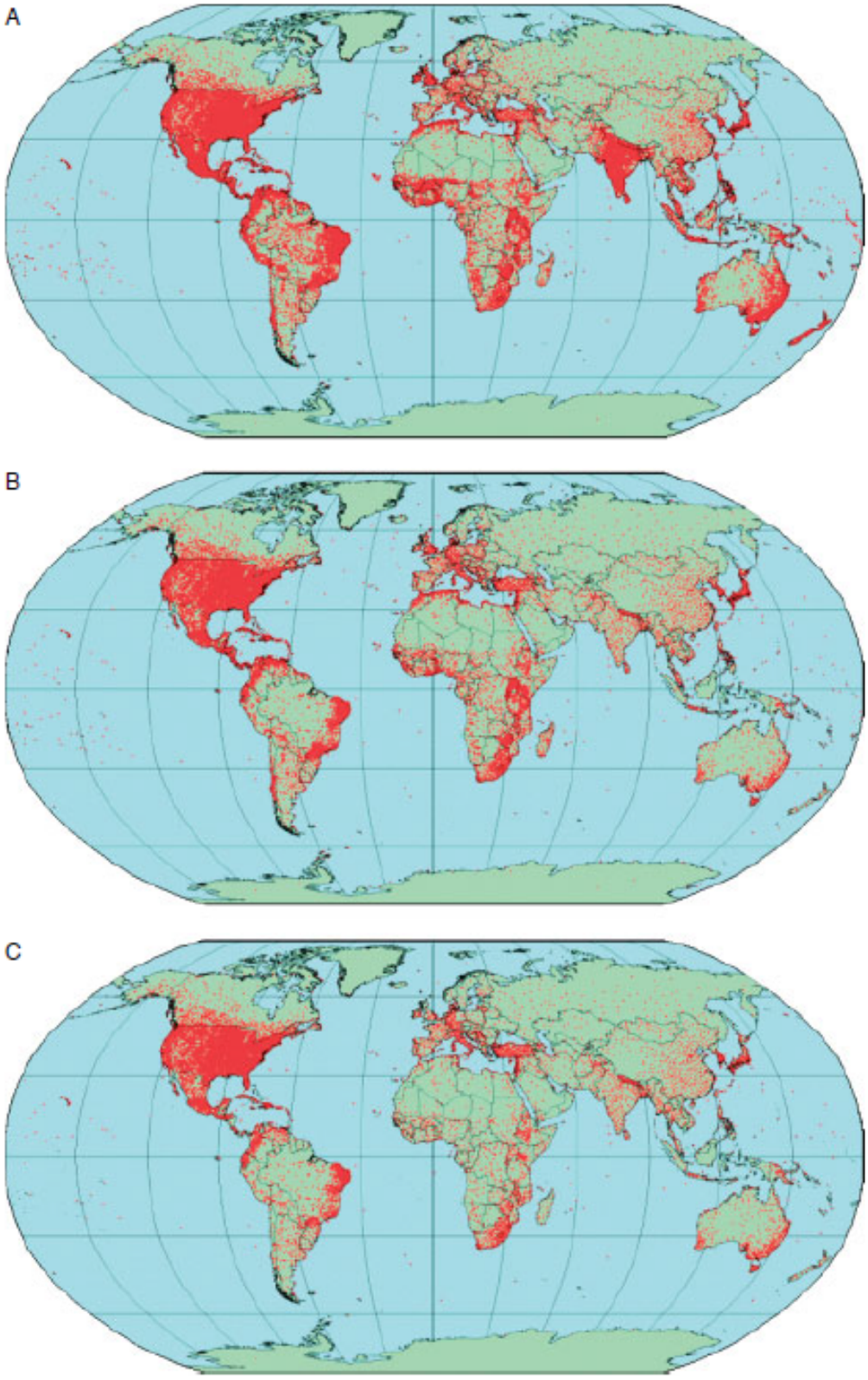


Figure 26: Réseau de stations WolrdClim pour (A) les précipitations (47 554 stations), (B) la température moyenne (24 542 stations), (C) températures maximales et minimales (14 930 stations). Source : Hijmans et al. (2005).

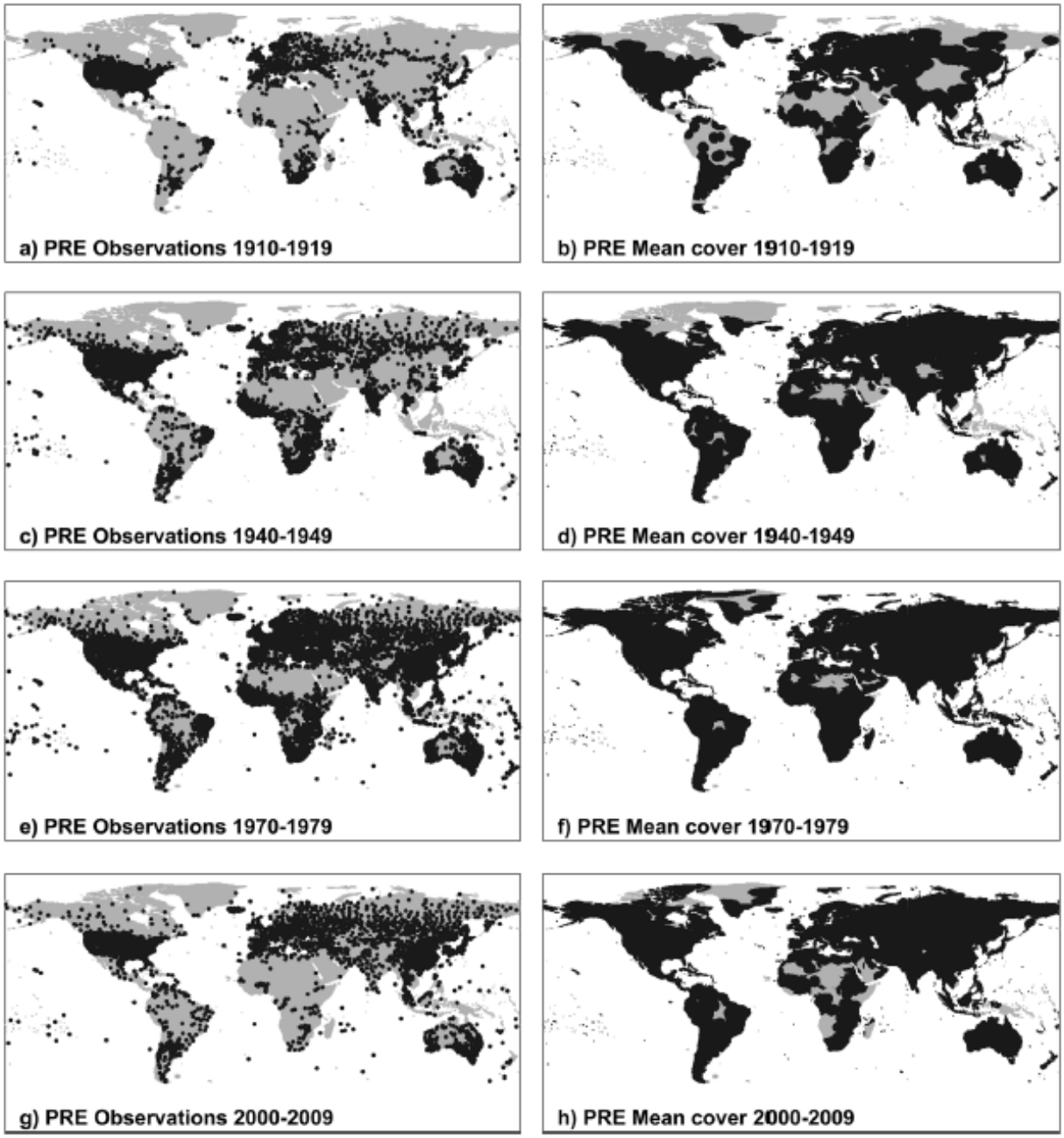


Figure 27: Réseau de stations CRU Ts4.0 pour les précipitations. La localisation des stations est présentée à gauche et leur couverture à droite. Source : Harris et al. (2020).

Annexe F Pixels choisis pour le test de Komolgorov-Smirnov

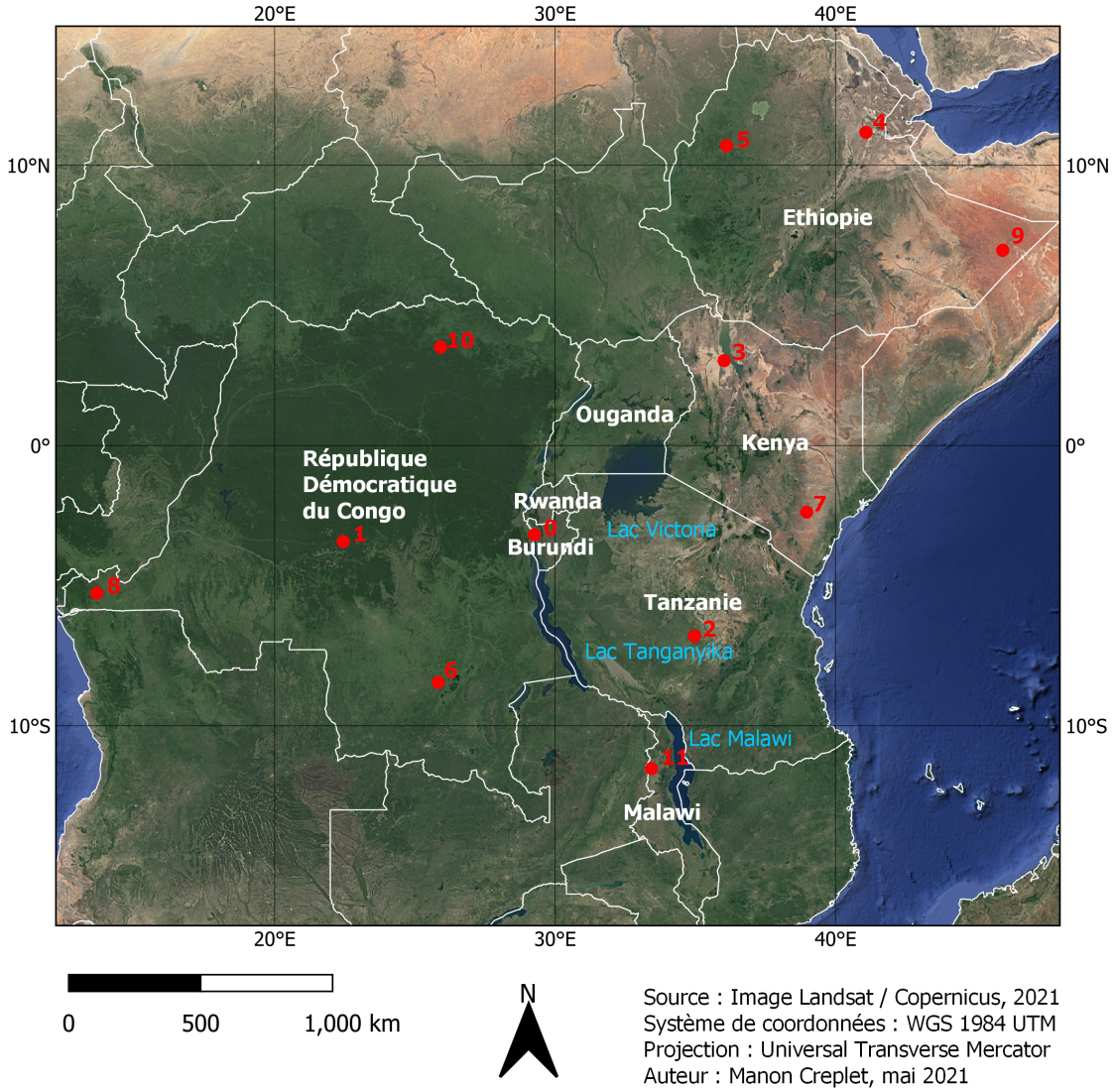


Figure 28: Pixels utilisés pour réaliser le test de Komolgorov-Smirnov.

Annexe G Séries temporelles du SPI pour la province de Muyinga

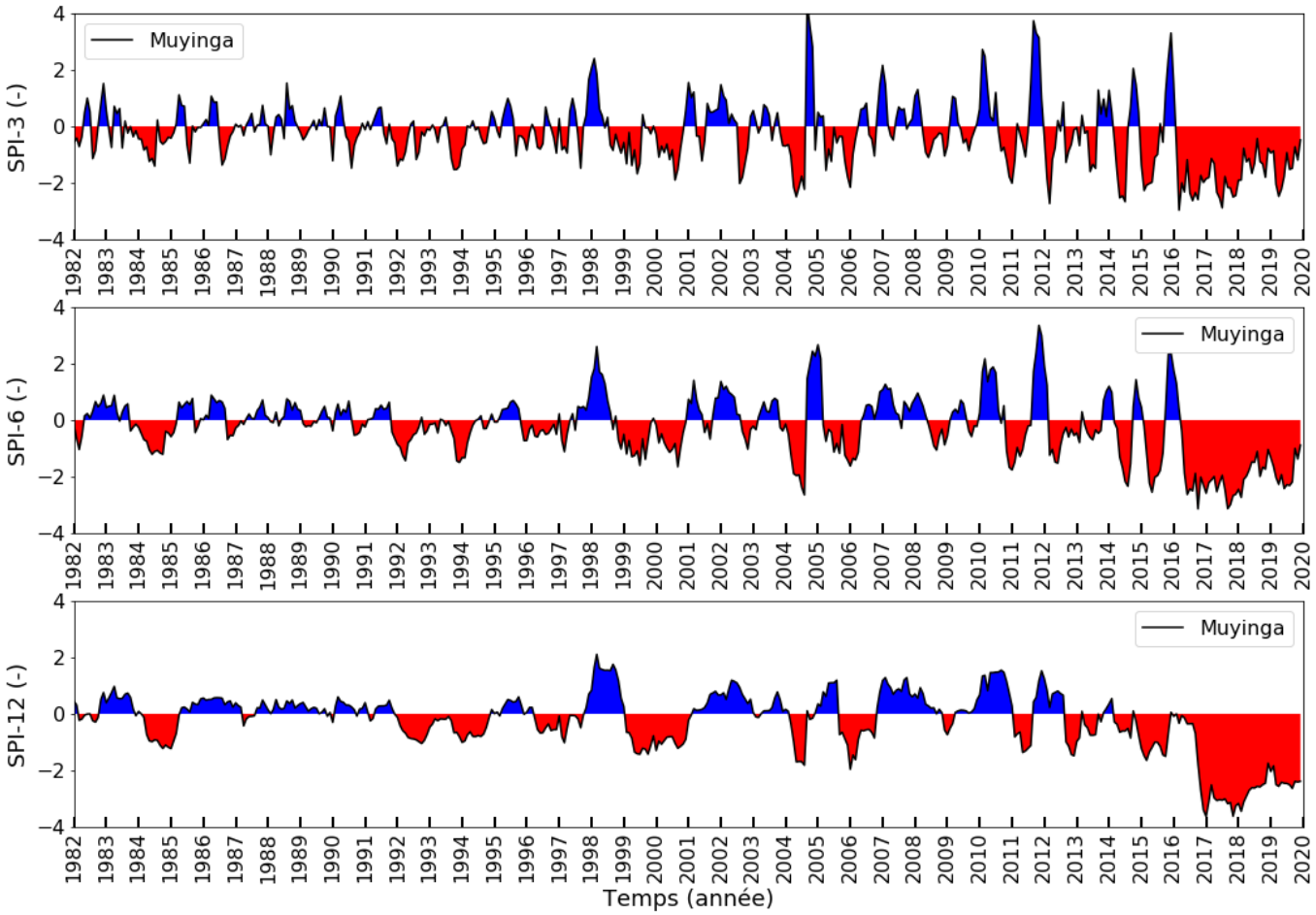


Figure 29: Séries temporelles du SPI-3, SPI-6 et SPI-12 pour la province de Muyinga, calculées à partir des données TerraClimate.

Annexe H Limitation du SPI

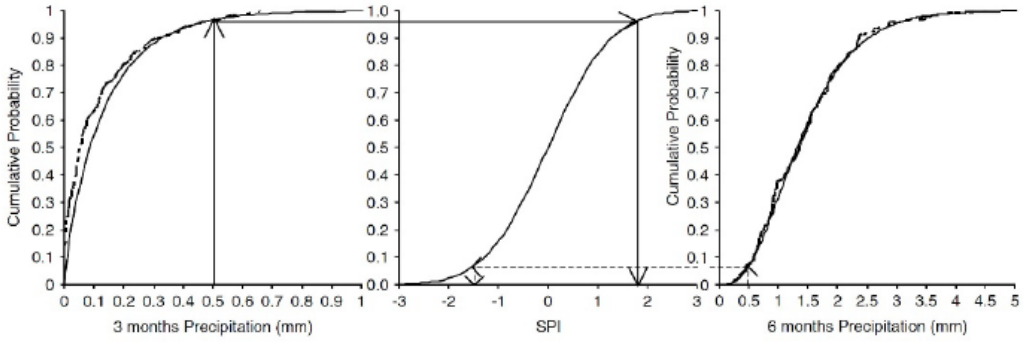


Figure 30: Transformation des fonctions de probabilité cumulée en valeurs de SPI pour une fenêtre de 3 mois (contenant beaucoup de valeurs nulles) et pour une fenêtre de 6 mois (contentant peu de valeurs nulles). Source : Wu et al. (2007).

Cartographie du danger de sécheresse et étude de son impact sur le développement végétal dans la région des Grands Lacs en Afrique

Manon Creplet

La sécheresse est considérée comme un des désastres naturels les plus dévastateurs mais également le plus complexe à caractériser. Les conséquences des sécheresses sont critiques en Afrique car elles peuvent mener à d'importantes pertes économiques et sociales. Afin d'implémenter des stratégies de mitigations et d'adaptation, une caractérisation du danger de sécheresse est nécessaire. Cependant, cette caractérisation ne permet pas de quantifier le stress qu'une sécheresse peut générer sur la végétation et par conséquent les impacts humains générés.

Ce mémoire a pour objectif d'améliorer la compréhension de la dynamique spatiale et temporelle du danger de sécheresse dans la région des Grands Lacs africains, ainsi que les liens avec la réponse de la végétation et l'impact socio-économique. Pour ce faire des indices de sécheresse et d'anomalie du développement végétal sont quantifiés avec une haute résolution spatiale pour la région. Ensuite, les similitudes et mis-matchs entre ces indices et des évènements de sécheresse rapportés sont identifiés. Finalement, les conditions de sécheresse menant à des anomalies du développement végétal et à des conséquences socio-économiques sont caractérisées.

Les résultats ont montré une relation importante entre le danger de sécheresse caractérisé et les évènements de sécheresse rapportés, ce qui confirme la pertinence de l'indice de sécheresse utilisé pour la région. Cependant, aucune relation n'a pu être mise en avant entre l'indice de sécheresse et l'indice de développement végétal.

Ce mémoire est ouvert à beaucoup de perspectives d'amélioration et peut servir de base à d'autres études.

UNIVERSITÉ CATHOLIQUE DE LOUVAIN
Faculté des bioingénieurs
Croix du Sud, 2 bte L7.05.01, 1348 Louvain-la-Neuve, Belgique | **www.uclouvain.be/agro**