

Faculté des bioingénieurs

Analyse des sécheresses historiques dans le Grand Sud de Madagascar et de leur propagation temporelle, allant de l'aléa climatique aux famines

Auteur : Elisa Michiels

Promoteurs : Marnik Vanclooster (UCLouvain)
Alice Alonso (UCLouvain)

Lecteurs : Damien Delforge (UCLouvain)
Mathieu Javaux (UCLouvain)

Année académique 2024-2025

**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 Vanclooster et la chercheuse 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 leurs précieux conseils, leurs encouragements et leur aide dans l'obtention des résultats ainsi que dans la rédaction.

Le professeur Marnik Vanclooster m'a soutenue et épaulée jusqu'aux derniers moments, en faisant preuve d'une grande patience envers moi, se démenant pour que je réussisse à finir ce travail malgré le temps restant limité. Je le remercie infiniment, car sans son dévouement je n'aurais pas réussi à finir ce mémoire.

Je tiens également à remercier mes proches, notamment mes parents, pour leur soutien moral tout au long de ce travail.

Table des matières

1. INTRODUCTION	1
2. ETAT DE L'ART.....	3
2.1. CONTEXTE CLIMATIQUE ET HYDROLOGIQUE	3
2.1.1. MADAGASCAR.....	3
2.1.2. LA RÉGION DU 'GRAND SUD' DE MADAGASCAR	4
2.2. CONTEXTE SOCIO-ÉCONOMIQUE DE MADAGASCAR ET DESCRIPTION DE SON SECTEUR AGRICOLE 5	
2.2.1. CONTEXTE SOCIO-ÉCONOMIQUE GÉNÉRAL DU PAYS ET DE SON SECTEUR AGRICOLE	5
2.2.2. LES PRODUCTIONS AGRICOLES.....	6
2.2.3. PARTICULARITÉS DU GRAND SUD	8
2.3. PROBLÉMATIQUE DE LA SÉCHERESSE DANS LE GRAND SUD	9
2.3.1. IMPACTS DES SÉCHERESSES.....	9
2.3.2. FACTEURS AGGRAVANTS	10
2.4. CARACTÉRISATION DES ÉVÈNEMENTS DE SÉCHERESSE	11
2.4.1. TYPOLOGIE DES SÉCHERESSES ET PROCESSUS DE PROPAGATION	11
2.4.2. INDICES DE SÉCHERESSE	13
2.4.3. LIMITATIONS ET CHALLENGES :	20
3. MATÉRIEL ET MÉTHODE	21
3.1. ZONE D'ÉTUDE	22
3.2. CARACTÉRISATION DES ÉVÈNEMENTS DE SÉCHERESSE	23
3.2.1. CALCUL DE L'INDICE DE SÉCHERESSE MÉTÉOROLOGIQUE	23
3.2.2. CALCUL DE L'INDICE DE SÉCHERESSE AGRICOLE	32
3.2.3. CARACTÉRISATION DE LA SÉCHERESSE SOCIO-ÉCONOMIQUE.....	38
3.3. ANALYSE TEMPORELLE DE LA PROPAGATION DES SÉCHERESSES.....	40
3.3.1. SÉRIES TEMPORELLES DES INDICES	40
3.3.2. CALCUL DES CARACTÉRISTIQUES DES ÉVÈNEMENTS DE SÉCHERESSES MÉTÉOROLOGIQUES ET AGRICOLES.....	40
3.3.3. PROPAGATION D'UNE SÉCHERESSE MÉTÉOROLOGIQUE À UNE SÉCHERESSE AGRICOLE.....	41
3.3.4. PROPAGATION D'UNE SÉCHERESSE MÉTÉOROLOGIQUE À UNE SÉCHERESSE SOCIO-ÉCONOMIQUE	43
4. RÉSULTATS	44
4.1. VISUALISATION DES DONNÉES UTILISÉES	44
4.1.1. DISTRIBUTION SPATIALE DES PRÉCIPITATIONS, ÉVAPOTRANSPIRATIONS DE RÉFÉRENCE ET BILANS HYDRIQUES (P-ET0) DANS LE GRAND SUD	44
4.1.2. SÉRIES TEMPORELLES DES DONNÉES DE PRÉCIPITATION, D'ÉVAPOTRANSPIRATION DE RÉFÉRENCE, DE BILAN HYDRIQUE (P-ET0) ET DE FAPAR POUR LA RÉGION D'ANDROY.....	45
4.2. VÉRIFICATION DE LA DISTRIBUTION TEMPORELLE DES DONNÉES DE BILAN HYDRIQUE (PRÉCIPITATION – ÉVAPOTRANSPIRATION DE RÉFÉRENCE)	49
4.3. SÉRIES TEMPORELLES DES INDICES DE SÉCHERESSES POUR LA RÉGION D'ANDROY	50
4.3.1. SÉCHERESSES MÉTÉOROLOGIQUES : SPEI	50
4.3.2. SÉCHERESSE AGRICOLE : ANOMALIE DU FAPAR	52
4.3.3. SÉCHERESSE SOCIO-ÉCONOMIQUE : INSÉCURITÉ ALIMENTAIRE	55
4.4. PROPAGATION DES SÉCHERESSES POUR LA RÉGION D'ANDROY	56
4.4.1. PROPAGATION DE LA SÉCHERESSE MÉTÉOROLOGIQUE À LA SÉCHERESSE AGRICOLE	56
4.4.2. PROPAGATION DE LA SÉCHERESSE MÉTÉOROLOGIQUE À LA SÉCHERESSE SOCIO-ÉCONOMIQUE.....	61

5. DISCUSSION	63
5.1. CRITIQUE DES JEUX DE DONNÉES UTILISÉS	63
5.1.1. DONNÉES DE PRÉCIPITATIONS	63
5.1.2. DONNÉES D'ÉVAPOTRANSPIRATION DE RÉFÉRENCE	63
5.1.3. DONNÉES DE FAPAR	63
5.1.4. DONNÉES SUR L'INSÉCURITÉ ALIMENTAIRE	64
5.2. CRITIQUE DES INDICES UTILISÉS	64
5.3. CRITIQUE DES ANALYSES SUR LES PROPAGATIONS ET INTERPRÉTATION DE LEURS RÉSULTATS	65
5.3.1. PROPAGATION DES SÉCHERESSES MÉTÉOROLOGIQUES VERS LES SÉCHERESSES AGRICOLES	65
5.3.2. PROPAGATION DES SÉCHERESSES MÉTÉOROLOGIQUES VERS LES SÉCHERESSES SOCIO-ÉCONOMIQUES	67
6. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES	67
BIBLIOGRAPHIE	70
WEBOGRAPHIE	74
ANNEXES	75

1. Introduction

La sécheresse est définie comme une période durant laquelle les précipitations sont inférieures à la normale (Van Loon, 2015). En réduisant les stocks d'eau disponibles et en stressant le développement des plantes, les épisodes de sécheresse ont occasionnellement un impact sur les populations du monde entier.

Ce phénomène est particulièrement problématique dans le Grand Sud de Madagascar, qui a subi des dégâts considérables dus aux sécheresses des dernières années. En plus d'être sujette aux sécheresses répétées, les populations du Grand Sud sont également très vulnérables, en raison de leur pauvreté et de leur dépendance à l'agriculture comme moyen de subsistance (ACAPS, 2022). Une perte de rendement liée à une sécheresse peut donc avoir des conséquences désastreuses, comme une augmentation de la pauvreté, de l'insécurité alimentaire et hydrique et, dans le pire des cas, la mort des populations touchées.

Grâce aux récents développements dans le domaine de la caractérisation environnementale, en particulier dans le domaine de la télédétection par satellite et du big data environnemental, la caractérisation spatio-temporelle à haute résolution d'indicateurs de sécheresses devient techniquement possible.

Cependant, la sécheresse est considérée comme le phénomène climatique le plus complexe à caractériser étant donné son développement sur un long horizon temporel, la nature graduelle de ses impacts et son étendue spatiale diffuse (Vicente-Serrano et al., 2012). Si la sécheresse est définie comme une période de déficit de précipitations, la durée de la période considérée aura des conséquences différentes sur le système. C'est pourquoi la sécheresse est généralement définie 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. La sécheresse météorologique est généralement le déclencheur des autres types de sécheresse.

En outre, les systèmes écologiques et humains peuvent être plus ou moins résistants aux anomalies climatiques en fonction de la zone géographique et du contexte politique, culturel et socio-économique. Cette complexité compromet une évaluation fiable de la propagation des sécheresses et des conséquences qu'elles peuvent avoir.

L'objectif général de ce mémoire est d'améliorer la compréhension du processus de propagation temporelle entre les différents types de sécheresses dans le Grand Sud de Madagascar, sur base de données historiques.

Les objectifs spécifiques sont les suivants :

- i) Reconstruire et caractériser l'historique des différents types de sécheresses ;
- ii) Analyser les relations entre ces différents types de sécheresse ;
- iii) Evaluer les schémas de propagation temporelle d'un type de sécheresse à un autre ;
et
- iv) Caractériser les conditions de sécheresse entraînant des conséquences socio-économiques.

Ces objectifs se basent sur l'hypothèse générale qu'il est possible de prédire à partir de données météorologiques et climatiques, les conséquences sur les conditions de la végétation agropastorale, ainsi que les impacts sur la société. Deux sous hypothèses fondent l'hypothèse générale :

- Hypothèse 1 : Un déficit hydrique suffisamment sévère ou prolongé provoque toujours une sécheresse agricole caractérisée par une anomalie végétale.
- Hypothèse 2 : Etant donné que le Grand Sud est une région où l'agriculture est la majeure partie de l'économie mais aussi un moyen de subsistance pour ses populations, une anomalie végétale provoque toujours des impacts socio-économiques.

Cependant, il existe une limitation majeure quant à la validité de ces hypothèses : sachant que la végétation du Grand Sud subit régulièrement des dégâts pour d'autres raisons que la sécheresse (ravageurs, tempête de sable, etc), une sécheresse météorologique mènera très probablement à une anomalie végétale, mais les anomalies végétales ne sont pas toutes dues à des sécheresses météorologiques. Toutes les anomalies végétales détectées ne sont alors pas des sécheresses agricoles, et par expansion, les impacts socio-économiques que provoquent ces anomalies végétales ne sont alors pas toujours des sécheresses socio-économiques.

2. Etat de l'art

2.1. Contexte climatique et hydrologique

2.1.1. Madagascar

La géographie et la topographie de Madagascar lui confèrent une grande diversité de conditions climatiques et hydrologiques, ce qui se traduit par d'importantes variations régionales. Le pays reçoit en moyenne 1 500 mm de précipitations par an, mais ces précipitations sont très inégalement réparties selon les régions (FAO, 2016)

Sur base des précipitations et des températures moyennes observées (1981-2010), six grandes zones climatiques se distinguent à Madagascar (Météo Madagascar, 2023) (Fig. 1) :

- **La Côte Est** (climat tropical chaud et humide) : Climat chaud (23°C-25°C) et très humide (plus de 2 000 mm de précipitations par an, moins dans le sud-est que dans le nord-est).
- **Les Hautes Terres Centrales** (climat tropical de haute altitude) : Climat frais (15°C-22°C), humide (1 000 à 2 000 mm de précipitations par an, 90 à 95 % des précipitations annuelles totales tombant entre novembre et avril).
- **La région du Nord-Ouest** (climat tropical tempéré) : Climat relativement plus chaud (température moyenne annuelle supérieure à 26°C) et plus sec (1 000 à 1 500 mm de précipitations par an).
- **La région de l'Extrême-Nord** (climat tropical de transition entre l'humide et l'altitude) : Climat chaud (25°C-27°C) et encore plus sec (environ 1 000 mm de précipitations par an).
- **Les régions continentales du Sud et du Sud-Ouest** (climat tropical semi-aride) : Climat chaud (21°C-25°C) et beaucoup plus sec (précipitations annuelles comprises entre 500 et 1 000 mm).
- **Le Sud-Ouest littoral** (climat tropical aride) : Climat chaud (températures moyennes annuelles supérieures à 24°C) et le plus sec de l'île (moins de 500 mm de précipitations annuelles).

Le pays est traversé par de nombreux cours d'eau dont le débit est fortement dépendant des précipitations : dans le sud, les cours d'eau peuvent s'assécher plusieurs mois par an, tandis que ceux de l'est et du nord ont un débit plus fort et plus régulier (Garruchet et al. 2023). En 2015, les ressources en eau renouvelables de Madagascar étaient estimées à 337 000 millions de m³/an. Malgré cette abondance, la gestion et la distribution de l'eau posent des défis majeurs : seulement 4,5% des ressources en eau disponibles sont utilisées, dont 95% par le secteur agricole, 2,9% par les communes et 1,1% par l'industrie (FAO, 2016 ; cité dans Garruchet et al. 2023).

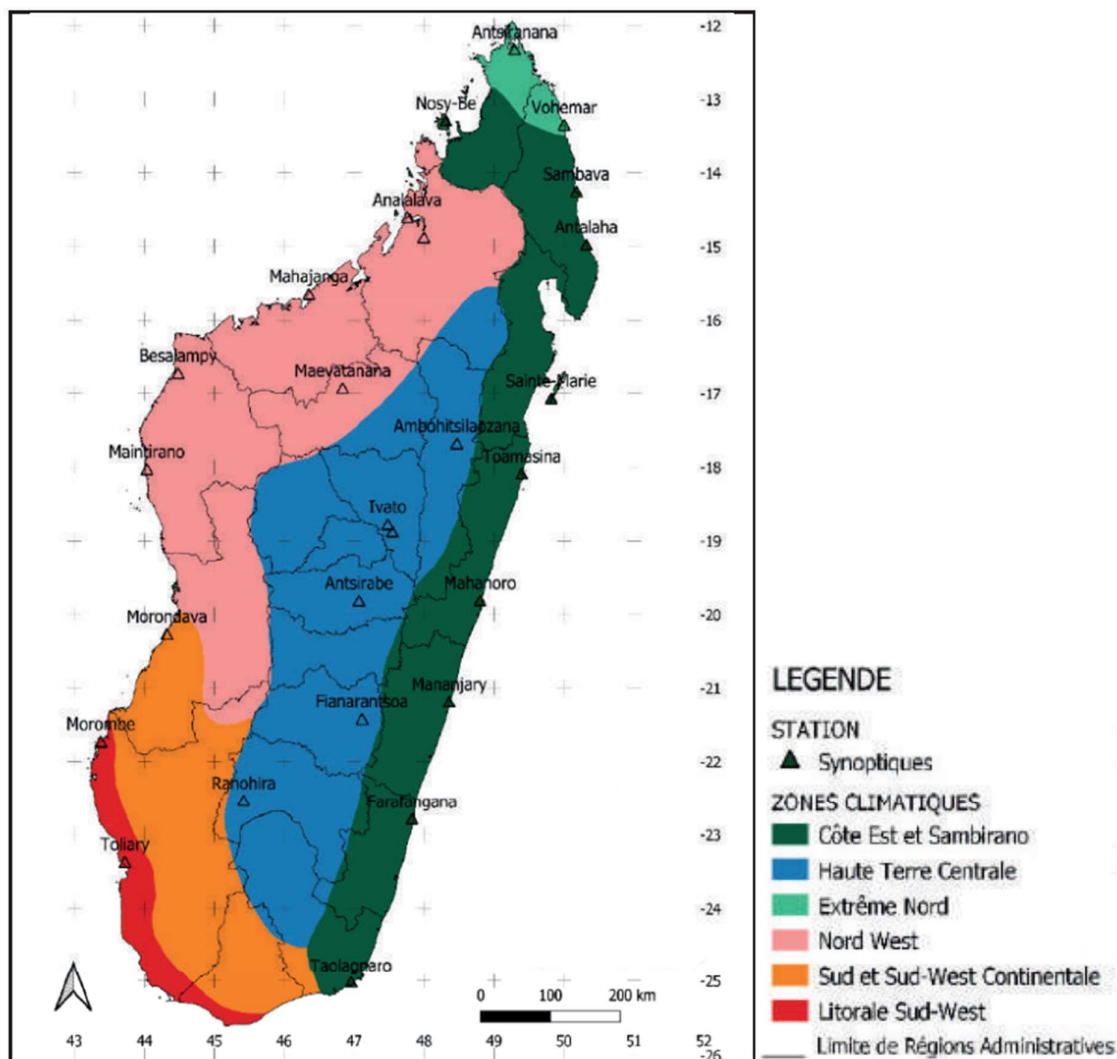


Figure 1 : Classification de Madagascar en 6 zones climatiques. Source : Nematchoua et al. (2017)

2.1.2. La région du 'Grand Sud' de Madagascar

Le "Grand Sud" de Madagascar n'est pas une région administrative officielle avec des frontières précisément délimitées, mais plutôt un concept géographique et socio-économique. Dans la plupart des études, le Grand Sud est composé des trois régions administratives les plus méridionales de l'île : la région Androy, la région Anosy et la région Atsimo-Andrefana (Fig. 2) (Amnesty International, 2021), représentant 12,3% de la population totale de l'île en 2018 (Banque mondiale, 2018). Ces trois régions partagent des caractéristiques communes : des conditions agroclimatiques similaires, des défis socio-économiques comparables et des taux de pauvreté particulièrement élevés.

Cette région se caractérise par :

- un climat majoritairement aride à semi-aride ;
- des températures élevées ;

- une saison sèche prononcée et prolongée pouvant aller jusqu'à 9-10 mois (Mongabay, 2021) ;
- une courte saison des pluies avec de faibles précipitations (moins de 500 mm par an en moyenne) ;
- des ressources en eau inégalement réparties, avec une dépendance aux rivières Mandrare et Onilahy (Mongabay, 2021) ;
- une grande vulnérabilité à la sécheresse ; et
- une végétation adaptée aux conditions sèches.

Pour ces raisons, ce mémoire, qui vise à caractériser les sécheresses à Madagascar, se concentre sur cette zone en particulier.



Figure 2 : Localisation du Grand Sud. Source : Banque mondiale (2023).

2.2. Contexte socio-économique de Madagascar et description de son secteur agricole

2.2.1. Contexte socio-économique général du pays et de son secteur agricole

Madagascar fait partie des dix pays les plus pauvres du monde en 2022 (Asterès, 2023). Selon la Banque mondiale, en 2018, près de 72 % de la population vivait en dessous du seuil de pauvreté absolue. Cette proportion était encore plus élevée en milieu rural, où elle touchait 83,4 % des individus contre 21,8 % en milieu urbain (Garruchet et al., 2023). Seuls 3 foyers sur 10 ont accès à l'eau potable. Dans les zones urbaines, l'accès à l'eau potable est de 66%, alors qu'il tombe à 19,8% dans les zones rurales (INSTAT, 2021, vol. 5). Ces difficultés d'accès à l'eau potable entraînent des problèmes d'hygiène et de santé publique.

A Madagascar, l'agriculture joue un rôle crucial dans l'économie. En 2020, ce secteur, avec l'élevage, la pêche et la foresterie, représentait environ 27% du PIB du pays (FAO et al., 2021). Pour près de 80 % des ménages, l'agriculture est l'activité principale (INSTAT, 2021). Les

exploitations familiales constituent la majorité des fermes du pays (99 %), cultivant environ 95 % des terres agricoles et possédant 97 % du cheptel national (Wealth Accounting And The Valuation Of Ecosystem Services, 2016). Ces exploitations familiales jouent un rôle important dans l'économie du pays, car elles nourrissent la population et fournissent la majorité de la production. Plus de 90 % de la production est destinée au marché domestique (FAO et al., 2021). En outre, une grande partie (75 %) de la production alimentaire des ménages ruraux est autoconsommée (Sourisseau et al., 2014 ; cité dans Garruchet et al., 2023).

Cependant, les exploitations familiales ont souvent une faible capacité de production, en raison de divers facteurs : (1) faible fertilité et fragilité des sols et manque d'équipements et d'intrants entraînant une faible productivité à l'hectare ; (2) faible superficie des terres cultivées par exploitation en raison de la fragmentation des exploitations (63% des agriculteurs exploitent moins de 1,5 ha) et/ou par manque d'accessibilité des superficies cultivables ; (3) chocs récurrents comme des cyclones, des sécheresses, des inondations ou encore des invasions acridiennes (FAO et al., 2021).

En plus de leurs ressources productives limitées, les ménages agricoles sont affectés par des inégalités territoriales, comme un enclavement des zones rurales et des infrastructures de transport en mauvais état, rendant difficile l'accès aux marchés, aux débouchés commerciaux et aux services publics (FAO et al., 2021).

En conséquence, les exploitations familiales produisent souvent de faibles rendements et leurs revenus sont limités. L'activité agricole ne permet donc pas aux ménages de réaliser les investissements productifs nécessaires au développement de leurs exploitations (FAO et al., 2021). De nombreuses familles se retrouvent ainsi dans la pauvreté et l'insécurité alimentaire et nutritionnelle (Sourisseau et al., 2014 ; cité dans Garruchet et al., 2023). La volatilité des prix des produits agricole constitue un facteur aggravant, les producteurs étant dans la plupart des cas obligés de vendre à bas prix à la récolte puis d'acheter à prix fort en période de soudure. (FAO et al., 2021)

De ce fait, le secteur agricole ne contribue que relativement peu au PIB, en comparaison du rôle crucial qu'il joue dans l'emploi (80%). En outre, malgré une augmentation de la production agricole, sa progression n'arrive pas à suivre la croissance démographique soutenue de 2 à 3 pour cent par an (FAO et al., 2021).

2.2.2. Les productions agricoles

Dans le pays, la production est dominée par la viande (26%), le riz (20%) et les plantes amylacées telles que les pommes de terre, le manioc et le maïs (16%) (FAO et al., 2021).

2.2.2.1. L'élevage

A Madagascar, l'élevage et les produits de l'élevage représentent la première production du secteur agricole en termes de valeur (FAO et al., 2021). Il est pratiqué par environ 70% des ménages et contribue de manière significative aux revenus et à l'alimentation des ménages agricoles (World Food Programme et al., 2019 ; cité par Garruchet et al., 2023).

Environ 60% des ménages pratiquent à la fois la culture et l'élevage (INSTAT, 2021). En 2018, l'aviculture était pratiquée par 60% des ménages, l'élevage bovin par 36%, l'élevage porcin par 22% des ménages, et l'élevage ovin et caprin par 8,1% (INSTAT, 2021). Cependant, cela varie

fortement selon les régions, en fonction des normes socio-économiques locales et de la disponibilité des pâturages. L'élevage bovin est concentré dans le sud et l'ouest du pays, et l'élevage ovin et caprin est fortement concentré dans le sud (Ministère de l'Agriculture, de l'Élevage et de la Pêche [MAEP], 2007 cité par Garruchet et al., 2023).

Les pratiques d'élevage sont majoritairement traditionnelles et l'alimentation des animaux est généralement autosuffisante et naturelle, les animaux étant laissés en liberté pendant la journée (MAEP, 2007 cité par Garruchet et al., 2023).

2.2.2.2. Les cultures

Le riz est l'aliment de base à Madagascar. Il fournit en moyenne 73% de l'apport calorique de la population (FAO, 2021a). En termes de volume, c'est le premier produit agricole du pays. En effet, le riz est la première culture en termes de surface, représentant plus de la moitié des terres agricoles (MAEP, 2007). Parmi les cultures vivrières, la riziculture est généralement privilégiée par les producteurs : 7 ménages malgaches sur 10 cultivent du riz (INSTAT, 2021). Elle fournit en moyenne la moitié des revenus des ménages agricoles (JICA, 2020).

Cependant, la riziculture a des besoins en eau très élevés, de l'ordre de 12 000 m³ par hectare (Autorité Nationale de l'Eau et de l'Assainissement, 2016 ou bien *Wealth Accounting And The Valuation Of Ecosystem Services (WAVES)*, 2016). Bien que 78,8 % des zones rizicoles soient irriguées, elles restent fortement dépendantes des précipitations, les systèmes d'irrigation étant souvent alimentés par des sources qui dépendent elles-mêmes des précipitations locales. Cette dépendance rend le secteur particulièrement vulnérable aux variations climatiques.

La riziculture est pratiquée dans toutes les régions de Madagascar et la majeure partie de la production est consommée localement. Cependant, certaines régions sont plus productives que d'autres en raison de l'étendue des surfaces cultivables et des conditions climatiques : il existe donc une répartition interrégionale du riz, des régions excédentaires vers les régions déficitaires (principalement le sud) (Garruchet et al., 2023).

Après le riz, le manioc est le deuxième produit agricole le plus important en termes de volume. Sa production, dont la majeure partie est également autoconsommée, est la deuxième source d'apport calorique et contribue fortement à la sécurité alimentaire des ménages. Le manioc est une culture intéressante car elle peut s'adapter à la plupart des conditions agrométéorologiques de Madagascar (Garruchet et al., 2023).

La culture du manioc est principalement traditionnelle et pratiquée dans de petites exploitations. Selon le recensement agricole de 2004 (MAEP 2007, cité dans Garruchet et al., 2023), le manioc est cultivé par près de 40 % des exploitations. Cependant, celle-ci varie fortement selon les régions et les variables sociodémographiques : la consommation de manioc est plus élevée dans les ménages ruraux, dans les ménages pauvres, pour lesquels elle constitue un substitut au riz, et dans le sud de Madagascar (où elle peut atteindre le double de la moyenne nationale) (Banque mondiale, 2011, cité par Garruchet et al., 2023).

Le manioc, ainsi que le maïs, les pommes de terre et les patates douces, sont fréquemment consommés par les ménages comme substituts au riz pendant la période de soudure et partiellement utilisés pour l'alimentation animale (Garruchet et al., 2023).

2.2.2.3. La pêche

Le secteur de la pêche est important, en particulier dans les zones côtières qui sont parfois inadaptées à l'agriculture. La pêche est pratiquée par 18% des ménages malgaches (INSTAT, 2021), le plus souvent de manière traditionnelle, et est principalement destinée au marché local (Garruchet et al., 2023).

2.2.3. Particularités du Grand Sud

Dans le Grand Sud, où les conditions climatiques sont difficiles, les rendements agricoles sont généralement faibles et instables. Les exploitations familiales ayant une faible capacité de production, la production vivrière locale est insuffisante aussi bien en quantité qu'en diversité. En 2021, plus de 90% de la population du Grand Sud vivait sous le seuil de pauvreté, contre 77% pour le reste du pays (Amnesty International, 2021). Cette extrême pauvreté exacerbe la vulnérabilité des ménages et limite leur capacité d'adaptation aux sécheresses.

Le développement des activités du système alimentaire est limité par les mauvaises conditions et le manque d'infrastructure agricoles relatives à l'eau et aux télécommunications, et l'enclavement de certaines régions contribue à une volatilité forte des prix des produits alimentaires. De plus, la transformation agroalimentaire reste marginale, ne produisant pas beaucoup de valeur ajoutée locale. En conséquence, les taux de pauvreté et la vulnérabilité au changement climatique dans le Grand Sud sont parmi les plus élevés du pays, ne permettant pas à la population d'acheter de la nourriture en quantité et qualité requise une fois le stock épuisé (FAO et al., 2021).

Le Grand Sud est également impacté par les mauvaises infrastructures : seuls 40% des villages du Grand Sud sont accessibles toute l'année. Huit districts (Amboasary Atsimo, Ambovombe, Ampanihy, Bekily, Beloha, Betioky, Betroka, Tsihombe) sont difficiles d'accès physiquement, surtout pendant la saison des pluies (OCHA, 2021). D'autres communautés sont isolées toute l'année, coupées du reste du pays, et ont un accès limité à l'eau, à l'électricité et aux marchés pour vendre leurs produits (FAO, 2019 ; cité dans ACAPS, 2022).

Néanmoins, les pratiques agricoles sont adaptées aux conditions arides et les populations du Grand Sud dépendent de trois sources principales d'alimentation :

- (1) L'élevage de type extensif. La plupart des habitants sont des éleveurs qui pratiquent l'élevage à petite échelle, principalement de zébus et de petits ruminants, de façon traditionnelle. Pour l'alimentation des animaux, principalement autosuffisante et naturelle, les éleveurs exploitent la diversité des milieux disponibles : prairies, zones arbustives, savanes, formations boisées dégradées, terres de culture après les récoltes, etc. Cette diversification des zones de pâturage est une stratégie d'adaptation aux contraintes climatiques, notamment pendant la saison sèche lorsque la qualité des ressources se dégrade (ACAPS, 2022).
- (2) Une agriculture de subsistance, principalement pluviale. La plupart des habitants cultivent du manioc comme culture de substitution, ainsi que des cultures vivrières résistantes à la sécheresse. La plupart des habitants dépendent de l'agriculture de subsistance pour survivre, et n'espèrent que peu ou pas de bénéfices (Amnesty, 2021 ; cité dans ACAPS, 2022). L'eau étant limitée pendant une grande partie de l'année,

l'agriculture dans le sud de Madagascar suit le cycle saisonnier des pluies. La culture des céréales et du manioc, ainsi que d'autres légumes, a lieu au début de la saison des pluies, en novembre. Les céréales et la plupart des légumes sont récoltés lorsque les pluies diminuent, entre mars et mai, tandis que le manioc est récolté pendant la saison sèche, de juillet à septembre (Rigden et al., 2024).

(3) La pêche dans les zones côtières.

2.3. Problématique de la sécheresse dans le Grand Sud

Le Grand Sud est confronté à des défis majeurs liés à la sécheresse. Cette problématique est étroitement liée à ses caractéristiques hydrologiques et à son secteur agricole prédominant. Depuis 1980, le Grand Sud est pris dans un cycle de sécheresse, de mauvaises récoltes, de perte de moyens de subsistance et de revenus, et de hausse des prix des denrées alimentaires, provoquant une augmentation du nombre de personnes souffrant d'insécurité alimentaire. (ACAPS, 2022).

Entre 1980 et 2010, Madagascar a enregistré cinq périodes de sécheresse sévère, augmentant la vulnérabilité de la population aux impacts des sécheresses suivantes. Depuis 2015, la pluviométrie saisonnière a considérablement baissé dans le Grand Sud, à l'exception de la saison des pluies 2018-2019 (Cynthiaraharimalala, 2022). La sécheresse prolongée dans le sud de Madagascar a eu des impacts dévastateurs sur la sécurité alimentaire, provoquant une faim généralisée proche de la famine (World Food Programme et al., 2021). En septembre 2015, El Niño a déclenché une sécheresse prolongée et sévère sur la période 2015-2017 (OCHA, 2017). Des précipitations inférieures à la moyenne ont déclenché une nouvelle période de sécheresse prolongée qui a débuté en 2019 et s'est poursuivie jusqu'en janvier 2022. Durant la période d'avril à septembre 2021, environ 1,14 million de personnes sur les 2,7 millions d'habitants analysés dans les régions d'Androy, d'Anosy et d'Atsimo-Andrefana ont été confrontées à des niveaux élevés d'insécurité alimentaire aiguë (phase 3 de l'IPC ou plus), dont près de 14 000 personnes en situation de catastrophe (phase 5 de l'IPC) (IPC, 2021).

2.3.1. Impacts des sécheresses

Les impacts de ces sécheresses sont multidimensionnels, ils concernent non seulement le plan agricole et l'insécurité alimentaire mais également le plan socio-économique.

Les précipitations inférieures à la moyenne depuis les années 1980 ont provoqué une réduction des rendements des récoltes. La baisse de la production a ensuite entraîné une augmentation des prix des denrées alimentaires (Amnesty, 2021 ; ACAPS, 2022). Principalement au cours des dernières années, les saisons des pluies inférieures à la moyenne ont entraîné une baisse sévère des denrées alimentaires de base telles que le riz et le manioc. Dans les trois districts les plus peuplés (Amboasary Atsimo, Ambovombe et Ampanihy) du Grand Sud, il y a eu jusqu'à 60 % des pertes de récoltes en mai-juin 2021 (OCHA, 2021a). La sécheresse a également affecté l'élevage, le manque d'eau et de pâturages ont entraîné une diminution de la taille et de l'état physique des troupeaux de bétail, parfois même jusqu'à leur décimation (Amnesty International, 2021 ; ACAPS, 2022).

Ces sécheresses prolongées ont non seulement affecté la production de produits agricoles et d'élevage, mais aussi les moyens de subsistance des ménages qui dépendent de l'agriculture

pour leur survie. En effet, selon la FAO, plus de 90% des personnes en état d'insécurité alimentaire aigüe dans le Grand Sud dépendent de l'agriculture, de l'élevage et de la pêche (Amnesty International, 2021). Avec des ménages ayant épuisé leurs biens, le Grand Sud est confronté à un risque d'effondrement total des moyens de subsistance (FAO et PAM, 2021). La faiblesse des infrastructures d'irrigation et le manque d'accès à une gestion efficace de l'eau ont exacerbé cette vulnérabilité (WAVES, 2016). De plus, la pénurie d'eau a entraîné une augmentation de 300 % du coût de l'eau à la fin de 2021 par rapport à la même période en 2018 et 2019, rendant l'accès à l'eau potable ou à l'eau pour l'irrigation encore plus difficile pour les ménages et aggravant les niveaux d'insécurité alimentaire (ACAPS, 2022). En 2021, les pénuries d'eau, ont poussé les familles à dépendre d'une eau insalubre pour boire et cuisiner, les exposant à des épidémies de maladies liées à l'eau (OCHA, 2021b).

Face à ces défis, plus de 60% des ménages du Grand Sud ont dû adopter des stratégies de survie extrêmes, telles que la consommation d'aliments destinés au bétail, la vente de leurs biens productifs, de leur maison et de leur bétail. Cela a aussi entraîné une intensification des tensions sociales au sein des communautés, provoquant des violences et des vols (y compris le vol de bétail), ainsi qu'une augmentation des migrations vers les zones urbaines (Banque mondiale, 2022).

2.3.2. Facteurs aggravants

La sécheresse n'est pas le seul moteur de la crise d'insécurité alimentaire dans le Grand Sud. Une combinaison de conditions climatiques et d'épidémies ; l'impact économique des mesures de confinement du COVID-19 ; et des problèmes préexistants, tels que la pauvreté, des infrastructures médiocres, un manque d'eau pour l'irrigation ou pour la consommation, et la violence des bandits, ont contribué à rendre la région plus vulnérable à l'impact des sécheresses :

- Les tempêtes de sable : Depuis 2019, la sécheresse, la déforestation et la nature semi-aride du Grand Sud ont renforcé leur impact et leur intensité. En 2020-2021, elles ont asséché les sols et endommagé les cultures, affectant les saisons de plantation et de récolte et aggravant l'impact de la sécheresse (FAO et PAM, 2021).
- Criquet migrateur malgache : Une grande infestation a affecté plus de 84000 hectares dans le Grand Sud en juin 2021, endommageant les cultures de contre-saison plantées en mars 2021 (ACAPS, 2022).
- Chenille légionnaire d'automne : La perte des récoltes et les mauvaises conditions de production des cultures de maïs dans le Grand Sud entre janvier et juin 2021 était aussi due en partie à une épidémie de chenilles légionnaire d'automne (FAO, 2021b).
- Fièvre de la Vallée du Rift : Au début de l'année 2021, une épidémie de fièvre de la vallée du Rift a contribué à la détérioration de la condition physique et du taux de productivité du bétail, réduisant les prix du marché du bétail et les revenus des éleveurs (FAO, 2021b).
- Mesures de confinement COVID-19 : les mesures de restrictions de mouvement liés au COVID-19, introduites par le gouvernement malgache en 2020-2021, ont provoqué une perturbation des marchés et des chaînes d'approvisionnement. Cela a en conséquence augmenté le prix des denrées alimentaires de base, empêchant les ménages qui avaient épuisé leurs réserves d'acheter de la nourriture (FAO, 2021c)

2.4. Caractérisation des événements de sécheresse

2.4.1. Typologie des sécheresses et processus de propagation

La sécheresse est un phénomène complexe qui peut être difficile à définir de manière universelle. Selon le National Drought Mitigation Center¹, la sécheresse est généralement définie comme "un déficit de précipitations sur une période prolongée (généralement une saison ou plus), entraînant une pénurie d'eau".

On définit généralement la sécheresse par types selon la typologie proposée par Wilhite et Glantz (1985). Selon cette typologie, il existe quatre types de sécheresses : météorologique, agricole, hydrologique et socio-économique en fonction du système qu'elle impacte (fig. 3).

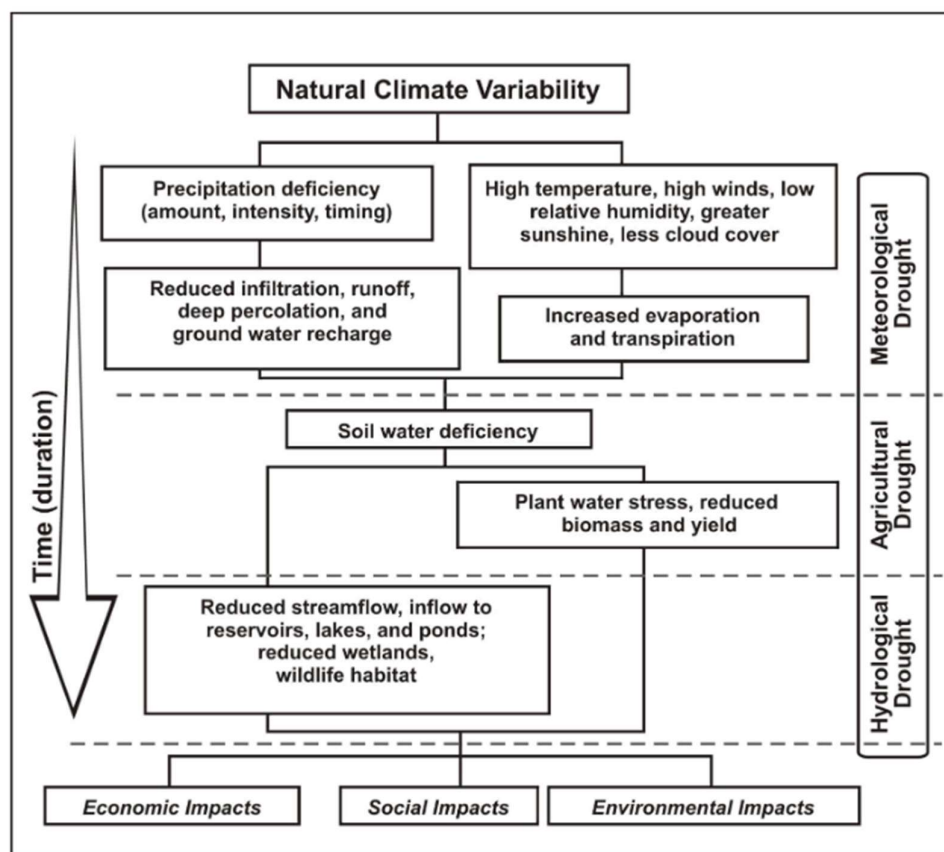


Figure 3 : Séquence d'apparition et d'impact de la sécheresse pour les types de sécheresse.
Source : National Drought Mitigation Center¹

La sécheresse météorologique est généralement l'élément déclencheur des autres types de sécheresse. Elle est causée par une diminution des précipitations et/ou une augmentation de l'évapotranspiration causant un déficit hydrique. Sa caractérisation est spécifique à la région, car les normales climatiques ne sont pas les mêmes dans toutes les régions du monde.

La sécheresse agricole survient si ce déficit hydrique affecte l'humidité du sol, engendrant un déficit d'eau dans le sol pour les plantes. Elle est donc généralement caractérisée par la diminution de l'humidité du sol et par la baisse des rendements due au stress de la croissance

¹ <https://drought.unl.edu/> consulté le 22/11/2024

des cultures. Bien que la définition de Wilhite et Glantz (1985) soit la plus largement utilisée, la définition de la sécheresse agricole ne prend pas en compte la végétation naturelle. C'est pourquoi la sécheresse écologique a récemment été développée (Crausbay et al., 2017). En effet, selon les caractéristiques agro-pastorales de la région, la végétation naturelle peut jouer un rôle tout aussi important que les cultures. Le moment où survient la sécheresse peut être aussi important que sa magnitude (WMO and GWP, 2016). Ainsi, une courte sécheresse peu sévère, si elle survient durant la saison de croissance de la végétation, peut avoir un plus gros impact sur la perte de rendements agricoles qu'une sécheresse plus longue et plus sévère survenant à un moment moins critique du cycle agricole. Bien que l'eau nécessaire aux cultures puisse être obtenue par l'irrigation dans certaines régions, cela n'est pas valable partout. Particulièrement dans les régions semi-arides à arides, où la majorité des cultures sont pluviales, la production totale des cultures dans ces régions dépend uniquement des précipitations.

La sécheresse hydrologique apparaît lorsque le déficit hydrique se prolonge sur plusieurs mois, provoquant une baisse significative de l'approvisionnement en eaux de surface (baisse du débit des cours d'eau et du niveau des réservoirs et des lacs) et souterraines. La fréquence et la sévérité de la sécheresse hydrologique sont souvent définies à l'échelle d'un bassin versant ou fluvial. Les sécheresses hydrologiques commencent alors lorsqu'il y a un déséquilibre entre la demande et l'offre d'eau en raison d'un épuisement anormal des ressources en eau dans les rivières, les nappes phréatiques, les réservoirs et les lacs (Van Loon 2015). Elle survient généralement après la sécheresse météorologique et agricole, car les réserves d'eau de surface et d'eau souterraine peuvent être utilisées et se vider pendant une période considérable (Alahacoon & Edirisinghe, 2022).

La sécheresse socio-économique est le résultat final du processus de propagation d'une sécheresse. Elle reflète l'impact des trois types de sécheresse sur le système socio-économique. Ces trois types de sécheresse influencent la fourniture de nombreux biens économiques, tels que l'eau, le fourrage, les céréales alimentaires et l'énergie hydroélectrique. On parle alors de sécheresse socio-économique lorsque la demande d'un bien économique dépasse l'offre en raison d'une pénurie d'eau liée aux conditions météorologiques (National Drought Mitigation Center¹).

Ce processus de propagation n'est pas linéaire. Il peut y avoir des boucles de rétroactions entre les sécheresses agricoles et hydrologiques, car une sécheresse hydrologique va influencer les réserves en eau disponible dans le sol pour la végétation (sécheresse agricole), et le stress hydrique de la végétation va à son tour influencer les réserves en eau du sol empirant la sécheresse hydrologique. La sécheresse socio-économique peut également influencer les sécheresses agricoles et hydrologiques, car la pauvreté et la famine qu'engendre la sécheresse socio-économique peut être la cause de changements d'occupation du sol et de pratiques agricoles différentes qui influencent les cycles hydrologiques.

La plupart des enregistrements des catastrophes de sécheresses concernent des pertes humaines et économiques, correspondant donc à des événements de sécheresses socio-économiques. Dans le contexte du Cadre de Sendai, selon la terminologie adoptée par l'Assemblée Générale des Nations Unies (UNGA, 2016), une catastrophe est définie comme « une perturbation grave du fonctionnement d'une communauté ou d'une société à n'importe quelle échelle, due à aléas [traduit de l'anglais 'hazardous events'] interagissant avec des

conditions d'exposition, de vulnérabilité et de capacité, entraînant un ou plusieurs des éléments suivants : pertes et impacts humaines, matérielles, économiques et environnementales ». La catastrophe correspond donc à l'impact d'un aléa climatique et est caractérisé par :

- Les aléas climatiques : représentent la pression environnementale d'une certaine ampleur, d'une certaine durée et d'une certaine étendue spatiale, susceptible de provoquer une catastrophe. L'ampleur est décrite à l'aide d'unités physiques relatives au phénomène.
- L'exposition est définie comme la situation (ou non) des personnes, des infrastructures, des capacités de production et d'autres biens humains tangibles situés dans des zones exposées aux aléas (UNGA, 2016).
- La vulnérabilité est la tendance des éléments exposés à subir les effets négatifs d'un épisode de sécheresse.

Il existe un lien fort entre désastre et pauvreté (Guha-Sapir et al., 2004), car la pauvreté génère de la vulnérabilité sociale (l'existence de conflits, l'accès à une protection sociale, etc), économique (dépendance de la population à l'agriculture, accès aux infrastructures de base, etc) et environnementale (dégradation des sols, déforestations, etc). Ce lien est d'autant plus fort à cause de effets de rétroaction ; la pauvreté génère de la vulnérabilité, la sécheresse impacte donc plus fortement ces populations et va exacerber la pauvreté et par conséquent la vulnérabilité (Brown et al., 2011).

2.4.2. Indices de sécheresse

Les indices de sécheresse sont des outils essentiels pour quantifier objectivement l'intensité, la magnitude, la durée et l'étendue spatiale des épisodes de sécheresse (Vicente-Serrano et al., 2010a).

On distingue généralement l'indice de sécheresse de l'indicateur de sécheresse (OMM et GWP, 2016). Un indicateur est une variable ou un paramètre qui décrit la sécheresse. L'indice de sécheresse quant à lui, est représenté par des valeurs numériques calculées à partir d'un ou plusieurs indicateurs, et sa valeur représente la sévérité de la sécheresse (Hayes et al. 2012). Ainsi, tous les indices sont des indicateurs, mais l'inverse n'est pas vrai. Les indices de sécheresse sont généralement basés sur des indicateurs de sécheresse tels que les précipitations, la température, l'humidité du sol, ainsi que les changements dans la santé des cultures et la baisse des niveaux d'eau dans les réservoirs et les rivières (Xing et al. 2020).

Le développement et la mise en œuvre des indices des sécheresse dépend fortement de la disponibilité des données. C'est pourquoi, dans les premiers temps du développement des indices de sécheresse, on utilisait les précipitations absolues ou le déficit pluviométrique, sur base des données pluviométriques disponibles dans les stations météorologiques synoptiques (Byun et Wilhite, 1999). En raison de la complexité des sécheresses, les chercheurs ont constaté que l'utilisation seule des données de précipitation n'est pas suffisante. Les indices de sécheresses ont alors commencé à être calculés en utilisant des variables supplémentaires telles que la température et l'évapotranspiration. L'analyse à long terme (1960-2020) des études sur la sécheresse dans le monde réalisée par Alahacoon & Edirisinghe (2022), a montré une augmentation du nombre d'études sur la sécheresse depuis les années 1970 grâce aux données satellitaires (Landsat), et une augmentation encore plus impressionnante depuis 2000 en raison

de la disponibilité des données satellitaires quotidiennes à résolution moyenne par le spectroradiomètre imageur à résolution modérée (MODIS) couvrant le monde entier depuis mars 2000. Dans cette étude, ils ont également appuyé sur le fait que malgré ces progrès technologiques, à cette époque il n'existait pas de méthodes avancées pour le traitement et la manipulation des données, comme c'est le cas aujourd'hui.

Malgré ces avancées technologiques, il y a encore aujourd'hui manque d'indices conçus pour la sécheresse socio-économique, principalement en raison du manque de disponibilité des données socio-économiques, même dans les pays développés (Alahacoon & Edirisinghe, 2022).

Dans ce mémoire, la classification des indices se fait en fonction du type de sécheresse qu'ils représentent. Il est tout de même important de noter que la classification peut également se faire en fonction des paramètres d'entrées, de la méthode et de la technologie utilisée. En effet, les indices de sécheresses peuvent aussi être distingués entre les indices utilisant des données météorologiques et climatiques et ceux utilisant des données de télédétection. Les sécheresses météorologiques sont caractérisées par des indices utilisant uniquement sur bases des données météorologiques et climatiques, alors que les sécheresses agricoles peuvent être caractérisées soit par des indices utilisant des données météorologiques et climatiques, soit par des indices utilisant des données de télédétection.

La sécheresse hydrologique étant caractérisée par le débit des rivières et le niveau des eaux de surfaces et souterraines, ses indices deviennent difficiles à calculer, tant au niveau méthodologique qu'au niveau de la disponibilité de données pour ses paramètres. Ce type de sécheresse n'est donc pas caractérisé dans ce mémoire.

Quant à la sécheresse socio-économique, malgré l'importance de la caractériser, n'a pas d'indice précis associé, en raison de sa complexité. Il n'est pas possible de la caractériser à partir d'une simple équation mathématique, et donc de manière quantitative. Elle est donc généralement caractérisée via une approche qualitative (Alahacoon & Edirisinghe, 2022)

Pour les indices de sécheresses météorologiques, le tableau 1 présente les indices les plus communément utilisés, avec leurs avantages et inconvénients. Le premier avantage des indices SPI et SPEI par rapport aux indices PDSI et sc-PDSI, est leur standardisation, qui leur permettent d'être comparables dans le temps et dans l'espace, peu importe la région climatique. Leur deuxième avantage est qu'ils peuvent être calculés sur différentes échelles temporelles, permettant d'obtenir des anomalies de déficits hydriques accumulés sur diverses échelles de temps. Malgré l'utilisation plus courante du SPI par rapport au SPEI, en raison de sa simplicité de calcul, le SPEI constitue un meilleur indice puisqu'il prend en compte l'effet de la température via un bilan hydrique entre les précipitations et l'évapotranspiration. Il permet aussi de ne pas être confronté au problème du SPEI concernant les valeurs nulles dues aux précipitations nulles.

Pour les indices de sécheresse agricoles, le tableau 2 présente les indices les plus communément utilisés, avec leurs avantages et inconvénients. L'indice de végétation NDVI sert de base à plusieurs indices (SVI, VCI, VHI et ASI). Le SVI est généralement préféré car il considère une distribution normale des valeurs de l'indice de végétation plutôt qu'une distribution uniforme comme le fait le VCI, et est moins sujet aux impacts des données aberrantes de NDVI pouvant induire en erreur le NDVImin et NDVImax utilisés dans le calcul du VCI.

Bien que le NDVI soit plus largement utilisé que le FAPAR, le FAPAR offre une représentation plus précise de l'activité photosynthétique de la végétation car il s'agit d'une mesure physique réelle (fraction d'énergie solaire absorbée pour la photosynthèse) alors que le NDVI est une mesure indirecte de la végétation via un calcul mathématique sur base des réflectances dans le rouge et le proche infrarouge. Un autre avantage du FAPAR est sa prise en compte de l'angle d'élévation solaire. Pour des angles supérieurs à 60°, 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 intègre une correction qui prend en compte cet angle d'élévation solaire et le rend ainsi moins susceptible à ce problème. Face à tous les avantages du FAPAR en regard du NDVI, Kowalik et al. (2014) ont défini un nouvel indice, le FCI, utilisant le FAPAR comme indice de végétation dans le calcul du VCI. Le FAPAR peut également être utilisé à la place du NDVI dans le calcul du SVI, comme le fait le Global Drought Observatory (GDO) qui utilise cette méthode de standardisation pour calculer l'anomalie du FAPAR (European Commission, Joint Research Centre, 2021). C'est donc l'anomalie du FAPAR qui est l'indice de stress végétatif et donc de sécheresse agricole qui est le plus propice, car il utilise l'indice de végétation le plus complet et la méthode de calcul d'indice la plus fiable.

L'indice d'humidité des cultures (CMI) quant à lui, peut montrer une fausse impression de récupération après des événements de sécheresse à long terme, car les améliorations d'humidité du sol à court terme peuvent être insuffisantes pour compenser les problèmes à long terme (Palmer, 1968). En outre, il est plus intéressant de caractériser les sécheresses agricoles directement via des indices mesurant l'état de la végétation, c'est pourquoi nous l'excluons dans le cas de l'analyse des sécheresses agricoles.

Tableau 1 : Indices de sécheresses météorologiques. P sont les précipitations, T est la température et ET0 est l'évapotranspiration de référence.

Indice	Source	Paramètres d'entrées	Description/Model/Calcul	Avantages	Inconvénients
Indice standardisé de précipitations (SPI)	McKee et al., 1993	P	Indice normalisé qui quantifie le déficit de précipitations sur différentes échelles de temps. Modèle : Les données de précipitations sont ajustées à une distribution de probabilité (Gamma ou Pearson Type III), puis transformées en une distribution normale standard (moyenne=0, variance=1). L'indice SPI représente le nombre d'écarts types par rapport à la moyenne à long terme.	- Simple à calculer. - Indice standardisé, donc comparable dans l'espace et dans le temps. - Multi-scalaire (plusieurs fenêtres de temps considérées).	- Ne prend en compte que les précipitations. - Nécessite au moins 30 ans de données - Suppose une distribution préalable, qui peut ne pas être appropriée dans tous les environnements, en particulier lorsqu'il s'agit d'examiner des événements de courte durée ou le début et la fin d'un épisode de sécheresse, car les données de précipitations peuvent être nulles dans les régions arides si elles sont considérées sur une fenêtre de temps inférieur à un mois (Wu et al., 2007 ; WMO and GWP, 2016).
Indice standardisé de précipitations-évapotranspiration (SPEI)	Vicente-Serrano, Beguería, 2010(a,b)	P et T (en fonction du calcul utilisé pour l'ET0, peut nécessiter d'autres paramètres humidité relative, radiation solaire, vitesse du vent)	Semblable à l'indice SPI mais intégrant les effets de la température par le biais de l'ET0. Utilise une approche du bilan hydrique P-ET0, en accumulant les déficits/excédents à différentes fenêtres temporelles et en les ajustant à une distribution log-logistique généralisée pour la normalisation de l'indice.	- Prend l'ET0 en compte. - Indice standardisé, donc comparable dans l'espace et dans le temps. - Multi-scalaire (plusieurs fenêtres de temps considérées).	- Plus complexe à calculer que le SPI. - Nécessite des données de bonne qualité pour calculer l'ET0. - Sensible à la méthode de calcul de l'ET0 (Beguería et al., 2014). - Nécessite aussi au moins 30 ans de données.
Indice de sévérité de sécheresse de Palmer (PDSI)	Palmer, 1965	P, T Des informations sur la capacité de rétention d'eau des sols peuvent être utilisées, mais des valeurs par défaut sont également disponibles	Indice qui utilise l'équation du bilan hydrique pour mesurer l'accumulation de l'anomalie d'humidité du sol, en intégrant les précipitations et la température.	- Efficace pour déterminer la sécheresse sur le long terme, en particulier aux latitudes basses et moyennes (Dai, A., 2011). - Prend en compte la T et les données d'humidité du sol.	- Moins adapté aux régions montagneuses ou aux zones fortement enneigées. - Il n'est pas comparable entre les différentes régions climatiques car le calcul de l'indice inclut des constantes empiriques calculées sur la base d'observations en quelques endroits des États-Unis (Wells et al., 2004). - Echelle temporelle fixe (entre 9 et 12 mois), ce qui empêche la détection des sécheresses météorologiques de courtes durées (Guttman, 1998). - Caractéristique autorégressive selon laquelle les valeurs de l'indice sont affectées par les conditions jusqu'à quatre ans en arrière (Guttman, 1998).

PDSI auto-calibré (sc-PDSI)	Wells et al., 2004	Les mêmes que pour le PDSI	Version améliorée du PDSI qui s'auto-calibre pour chaque location en utilisant les données climatiques historiques de ce lieu.	- Mieux comparable entre les différentes régions que l'indice PDSI.	- Conserve certaines limitations du PDSI : échelle temporelle fixe (entre 9 et 12 mois), caractéristique autorégressive.
------------------------------------	--------------------	----------------------------	--	---	--

Tableau 2 : Indices de sécheresses agricoles.

Indice	Source	Paramètres d'entrées	Description/Model/Calcul	Avantages	Inconvénients
Indice de végétation par différence normalisée (NDVI)	Tarpley, Schneider and Money, 1984	Réflectance dans le rouge et le proche infrarouge	Fournit une mesure indirecte de la végétation. Calcul mathématique direct, via la formule : $NDVI = \frac{\rho_{PIR} - \rho_R}{\rho_{PIR} + \rho_R}$ Est considéré comme un indice de végétation (VI) pouvant servir de base à d'autres indices	- Le NDVI est bien documenté, facile à comprendre et disponible dans de nombreux produits satellitaires optiques.	- Peut être influencé par des facteurs autres que la sécheresse (par exemple, les ravageurs, les changements d'utilisation des terres). - Mesure indirecte de la végétation - Est affecté par le sol nu, particulièrement dans les zones de végétation clairsemée. - Problèmes de saturation pour des angles d'élévation solaire supérieurs à 60° avec une couverture végétale dense.
Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation (FAPAR)	McCree, 1971	- Réflectance dans le rouge et le proche infrarouge ; - Angle zénithal solaire.	Fournit une mesure directe de l'activité photosynthétique car représente une mesure physique réelle : la fraction de l'énergie solaire incidente absorbée par la végétation pour la photosynthèse. Est considéré comme un indice de végétation (VI) pouvant servir de base à d'autres indices.	- Mesure directe du stress de la végétation. - Fournit des informations sur la productivité végétale. - Meilleure prise en compte des effets angulaires solaires.	- Peut être influencé par des facteurs autres que la sécheresse (par exemple, les ravageurs, les changements d'utilisation des terres). - Nécessite des données satellitaires spécifiques. - Son calcul dépend d'un algorithme qui fournit directement les données FAPAR en tant que produit satellite. Cet algorithme est différent pour chaque satellite et relativement complexe à comprendre.
Indice de Végétation Standardisé (SVI)	Peters et al., 2002 ;	Indice de végétation (VI) : originellement NDVI Peut être calculé avec le FAPAR comme indice de végétation, donnant l'indice 'anomalie du FAPAR' (European Commission, Joint Research Centre, 2021)	Évalue la santé de la végétation en se basant sur une estimation en z-score, qui correspond à l'écart par rapport aux valeurs moyennes historiques en unités d'écart-type : $SVI = \frac{NDVI_{i,k} - \overline{NDVI_k}}{\sigma_k}$ où $NDVI_{i,k}$ est le NDVI pour l'observation de l'année i à la période k (souvent le mois de l'année), et $\overline{NDVI_k}$ et σ_k sont la moyenne et l'écart-type de VI pour la	- Mêmes avantages que le NDVI - Standardisé, permettant des comparaisons dans le temps et l'espace - Adapté à chaque période (souvent le mois de l'année) qui est traitée séparément. Cela permet une meilleure comparaison des conditions de végétation car elle prend en compte la saisonnalité naturelle de la végétation.	- Mêmes inconvénients que le NDVI. - Hypothèse selon laquelle les observations de VI suivent une distribution normale (gaussienne) au sein de chaque période k sur la période totale (nombre d'années) considérée.

			période k sur la période totale (nombre d'années) considérée.		
Indice des conditions de végétation (VCI)	Kogan, 1990 et 1995 ; Liu and Kogan, 1996	Indice de végétation (VI) : originellement le NDVI Peut être calculé avec le FAPAR comme indice de végétation, donnant le FCI (Kowalik et al., 2014).	Évalue la santé de la végétation en comparant le NDVI d'une observation aux valeurs minimales et maximales historiques. $VCI = \frac{NDVI_i - NDVI_{min}}{NDVI_{max} - NDVI_{min}} \times 100$ où $NDVI_i$ est le NDVI pour l'observation i, et $NDVI_{min}$ et $NDVI_{max}$ sont les valeurs minimales et maximales de VI sur la période totale considérée. Utilise une normalisation min-max qui force les valeurs entre 0 et 100%.	- Mêmes avantages que le NDVI. - Standardisé, permettant des comparaisons dans le temps et l'espace. - De nos jours, le VCI est généralement calculé par période k (mois de l'année) comme le SVI, lui permettant d'avoir ces mêmes avantages concernant l'adaptation à chaque période.	- Mêmes inconvénients que le NDVI. - Les valeurs min et max du NDVI sont difficiles à évaluer car elles peuvent être affectées par des données aberrantes ou des erreurs de mesure, ce qui peut impacter la précision du VCI. - Hypothèse selon laquelle les observations de NDVI suivent une distribution uniforme entre les valeurs minimales et maximales de la période totale considérée. - Nécessite des données de NDVI sur une longue période pour déterminer des valeurs minimales et maximales fiables.
Indice des conditions de température (TCI)	Kogan, 1995	Température de brillance (TB).	$TCI = \frac{TB_{max} - TB_i}{TB_{max} - TB_{min}} \times 100$ où TB_i est la TB moyenne de la période considérée. Évalue le stress thermique de la végétation en comparant la température de brillance actuelle (BT) aux valeurs minimales et maximales historiques.	- Bien documenté, facile à comprendre et facilement disponible. - Standardisé, permettant des comparaisons dans le temps et l'espace.	- Nécessite des données de TB sur une longue période pour déterminer des valeurs minimales et maximales fiables. - Sensible aux effets atmosphériques et à la nature du sol. - Les valeurs min et max de TB sont difficiles à évaluer et peuvent être des valeurs aberrantes. - Hypothèse selon laquelle les observations de TB suivent une distribution uniforme pour la période.
Indice de santé de la végétation (VHI)	Kogan, 1990, 1997, 2001	TCI et VCI	$VHI = \alpha VCI + (1 - \alpha)TCI$ où α est un facteur de pondération, généralement 0,5. Combine les effets du stress hydrique et thermique sur la végétation en intégrant les indices VCI et TCI.	- Combine les avantages de VCI et de TCI. - Fournit une évaluation complète de l'état de santé de la végétation en tenant compte à la fois de la température et de l'état de la végétation.	- Mêmes inconvénients que le TCI et que le VCI. - Dépend de VCI et de TCI qui dépendent potentiellement des valeurs aberrantes et supposent une distribution uniforme des observations. - La sélection du facteur de pondération (α) peut être subjective : Les contributions de TCI et de VCI au VHI dépendent en fait de facteurs climatiques et d'autres facteurs environnementaux. α devrait être ajusté en fonction des conditions locales, et cet ajustement peut être subjectif sans méthodes de validation appropriées (Karnieli et al., 2010).

Indice de stress agricole (ASI)	Van Hoolst et al., 2016	VHI, donc VCI et TCI + masque des cultures et cycle cultural.	Combinaison du VHI avec des informations sur les cultures, pour identifier les zones cultivées avec une forte probabilité de stress hydrique. Le VHI est moyenné dans le temps du début à la fin de la saison de culture, et les pixels situés en dehors d'une zone cultivée sont masqués.	- Combine les avantages de VCI et de TCI. - Prise en compte du cycle des cultures.	- Mêmes inconvénients que le TCI et que le VCI. - Dépend de VCI et de TCI qui dépendent potentiellement des valeurs aberrantes et supposent une distribution uniforme des observations. - Nécessite des données précises sur les zones cultivées et les cycles culturaux. - Limité aux surfaces agricoles.
Indice d'humidité des cultures (CMI)	Palmer, 1968	P et T hebdomadaires	Indice qui utilise la différence entre l'évapotranspiration et l'humidité du sol, pour caractériser si l'humidité du sol est suffisante pour couvrir la perte par évapotranspiration et recalcule ensuite le profil d'humidité du sol. Évalue les conditions d'humidité à court terme affectant le développement et la croissance des cultures.	- Indice hebdomadaire qui réagit rapidement aux changements de conditions. - Indice normalisé, donc comparable entre les régions.	- Peut montrer une fausse impression de récupération après des événements de sécheresse à long terme, car les améliorations à court terme peuvent être insuffisantes pour compenser les problèmes à long terme. - Possibilité d'erreur cumulative due à l'utilisation du CMI de la période précédente.

2.4.3. Limitations et challenges :

L'objectif principale de ce mémoire est la compréhension de la propagation des sécheresses entre les différents types via la caractérisation de chaque type. Pour cela, une période d'étude relativement longue (au moins 30ans) est préférable, afin d'avoir suffisamment de périodes de sécheresses. En effet, pour évaluer la propagation d'un type de sécheresse à un autre sur une région donnée, les événements de sécheresses associés à chacun des types doivent être assez nombreux mettre en évidence des relations cohérentes.

Même si de nombreux outils existent aujourd'hui pour la détection des sécheresses, leurs buts est essentiellement pour le monitoring des sécheresses en temps réel. Ils ne peuvent donc pas fournir d'informations sur des sécheresses historiques. C'est pourquoi, dans le cadre de l'objectif de ce mémoire, les indices des différents types de sécheresses doivent être calculées, sur base de jeux de données historiques comme paramètres d'entrées, et ne peuvent pas être simplement trouvés sur les différents outils existants. La première difficulté de ce mémoire est donc la nécessité de jeux de données historiques.

La deuxième difficulté concerne la caractérisation des sécheresses hydrologiques. En effet, les sécheresses hydrologiques, étant caractérisées principalement par la diminution des débits des rivières et du niveau des eaux de surface et souterraine, elles requièrent des données difficiles à obtenir, d'autant plus en considérant la première difficulté. De plus, d'un point de vue méthodologique, les calculs de ses indices peuvent être très complexes afin de caractériser les nombreuses composantes du cycle hydrologique.

La dernière difficulté concerne la caractérisation des sécheresses socio-économique, qui se fait de manière plutôt qualitative que quantitative, et qui peut être subjective dans le choix des paramètres pris en compte. La disponibilité et la fiabilité de ces paramètres posent un frein supplémentaire, particulièrement dans les régions comme celle du Grand Sud.

Néanmoins, les sécheresses historiques recensées concernent la plupart du temps les sécheresses socio-économiques, car le recensement se fait en fonction des sécheresses qui ont entraîné des conséquences suffisamment importantes sur les populations. Elles peuvent donc faire office d'une première estimation des sécheresses socio-économiques, mais ne constituent tout de même pas un indice de cette sécheresse. Une base de données de référence pour les catastrophes naturelles est la base de données EM-DAT (Emergency Events Database), développée par le Centre de recherche sur l'épidémiologie des catastrophes (CRED).

3. Matériel et méthode

L'objectif principal de ce mémoire étant de comprendre la propagation des sécheresses historiques dans le Grand Sud, la première étape consiste en la caractérisation des événements des différents types de sécheresses au travers d'indices.

Pour la sécheresse météorologique, l'indice sélectionné est le SPEI, calculé à partir des déficits hydriques mensuels sur différentes fenêtres temporelles. Afin de caractériser le stress végétatif, indicateur d'une possible sécheresse agricole, l'anomalie du FAPAR a été choisi. Concernant la sécheresse socio-économique, difficile à caractériser, le choix s'est porté sur des données d'insécurité alimentaire, qui reflètent aux mieux les impacts des sécheresses sur les populations dans une région principalement agricole comme celle du Grand Sud. Quant à sécheresse hydrologique, elle n'est pas caractérisée dans ce mémoire, principalement à cause du besoin de données précises réalisées à l'échelle du bassin versant, et du manque de ces données tant au niveau spatial que temporel dans la région.

L'outil Google Earth Engine (GEE) est utilisé pour la manipulation des données d'entrée et pour le calcul des indices. L'outil dispose d'une grande quantité de jeux de données déjà enregistrées sur la plateforme et disponibles, et permet une manipulation de grands jeux de données sur des grandes échelles temporelles et spatiales. Une fois les indices calculés, leurs séries temporelles sont extraites et l'analyse est réalisée à l'aide de bibliothèques Python.

Les jeux de données utilisées pour les calculs d'indices sont sélectionnés en fonction de leur fiabilité, de leur disponibilité sur GEE et de date de commencement (extension temporelle). Afin de calculer correctement des indices sur des jeux de données suffisamment longues (30 ans minimum), les jeux de données qui ont été sélectionnés ne sont pas forcément les plus fiables, mais sont les seules disponibles sur une grande fenêtre de temps. Concernant les données de précipitations, nécessaires au calcul du SPEI, deux jeux de données sont sélectionnés, et comparés entre eux pour évaluer leurs fiabilités, et une seule a été retenue pour la suite du calcul. Par contre, en ce qui concerne les données d'ET0, la disponibilité des ressources se restreint si l'on veut avoir une échelle de temps suffisamment longue. C'est pourquoi un seul jeu de données a été sélectionné et est utilisé dans le calcul du SPEI. Néanmoins, il a été comparé à un autre jeu de données plus récent pour avoir une estimation de sa fiabilité. Pour les données de FAPAR, deux jeux de données ont dû être combinées afin d'assurer une continuité dans le temps des données. Pour la combinaison de ces deux jeux de données différentes, une harmonisation manuelle a été nécessaire.

Les données de précipitations et de ET0, provenant des jeux de données sélectionnés, ainsi que leur balance hydrique (P-ET0) sont représentées spatialement via leurs valeurs annuelles moyennes, pour une première compréhension de leur variabilité spatiale. Dans le calcul du SPEI, un ajustement de ces données se fait via une fonction de probabilité log-logistique. Pour s'assurer que ces données suivent bien cette fonction de probabilité, un test de Komologorov-Smirnov a été réalisé sur 3 pixels (un par région), et s'est avéré concluant.

Pour une caractérisation du stress végétatif représentatif des sécheresses agricoles, les données de FAPAR sont soumises à un masque de culture et de pâturage, afin de ne prendre que les pixels concernés par le système agro-pastoral des populations du Grand Sud. La distribution spatiale des valeurs de FAPAR annuelles moyenne n'est pas représentée, à cause

du manque de données en certains mois pour ne nombreux pixels, rendant le calcul d'une moyenne inexacte.

Ensuite, les données de SPEI et de FAPAR sont agrégées spatialement pour les 4 districts de la région d'Androy afin de créer des séries temporelles. Cette région a été choisie comme référence car il s'agit généralement de la plus touchée par la problématique des sécheresses dans le Grand Sud. C'est également la région pour laquelle les délimitations spatiales des districts n'ont pas changé considérablement au fil du temps. En effet, plusieurs districts de la région d'Anosy et de la région Atsimo Andrefana ont connu des changements significatifs dans leurs délimitations, rendant difficile une agrégation spatiale cohérente des données. Le SPEI a été calculé sur chaque pixel avant d'être agrégé spatialement, alors que l'anomalie du FAPAR a été calculé sur base des données de FAPAR préalablement agrégées spatialement en séries temporelles, suite au problème technique cité précédemment. Ces deux séries temporelles sont comparées aux jeux de données de sécheresse historiques du CRED pour une première comparaison visuelle avec les sécheresses recensées.

Une dernière série temporelle est réalisée sur bases des données d'insécurité alimentaire aigüe par district, provenant du Cadre Intégré de Classification de la sécurité alimentaire (IPC), disponibles à partir de 2017.

Finalement, ces trois séries temporelles (SPEI, anomalie du FAPAR et insécurité alimentaire) sont analysées en parallèle et corrélées afin de comprendre les processus de propagation des sécheresses, de la sécheresse météorologique aux impacts sur la population, en passant par le stress végétatif. Pour ce faire, le temps de propagation et le décalage temporel sont calculés sur base de corrélations croisées entre les séries temporelles de SPEI et d'anomalies du FAPAR et entre les séries temporelles de SPEI et les données d'insécurité alimentaire. Pour la propagation des sécheresses météorologiques vers les sécheresses agricoles, une analyse de l'évolution (atténuation ou amplification) des caractéristiques des épisodes de sécheresse lors de la propagation a également été réalisée.

3.1. Zone d'étude

Une carte satellite de Madagascar montrant les trois régions du Grand Sud est présentée à la figure 4. La figure montre également les différents districts de ces 3 régions. Les districts colorés sont ceux qui ont été choisis pour l'étude de la variabilité spatiale des précipitations et des évapotranspirations de référence, car ceux sont les districts qui ont le plus souffert des conséquences des sécheresses récentes. Parmi ces districts, seul 4 d'entre eux, ceux faisant partie de la région d'Anosy, à savoir les districts de Beloha, Tsihombe, Ambovombre-Androy et Bekily, ont été sélectionnés pour l'analyse temporelle de la propagation des sécheresses.

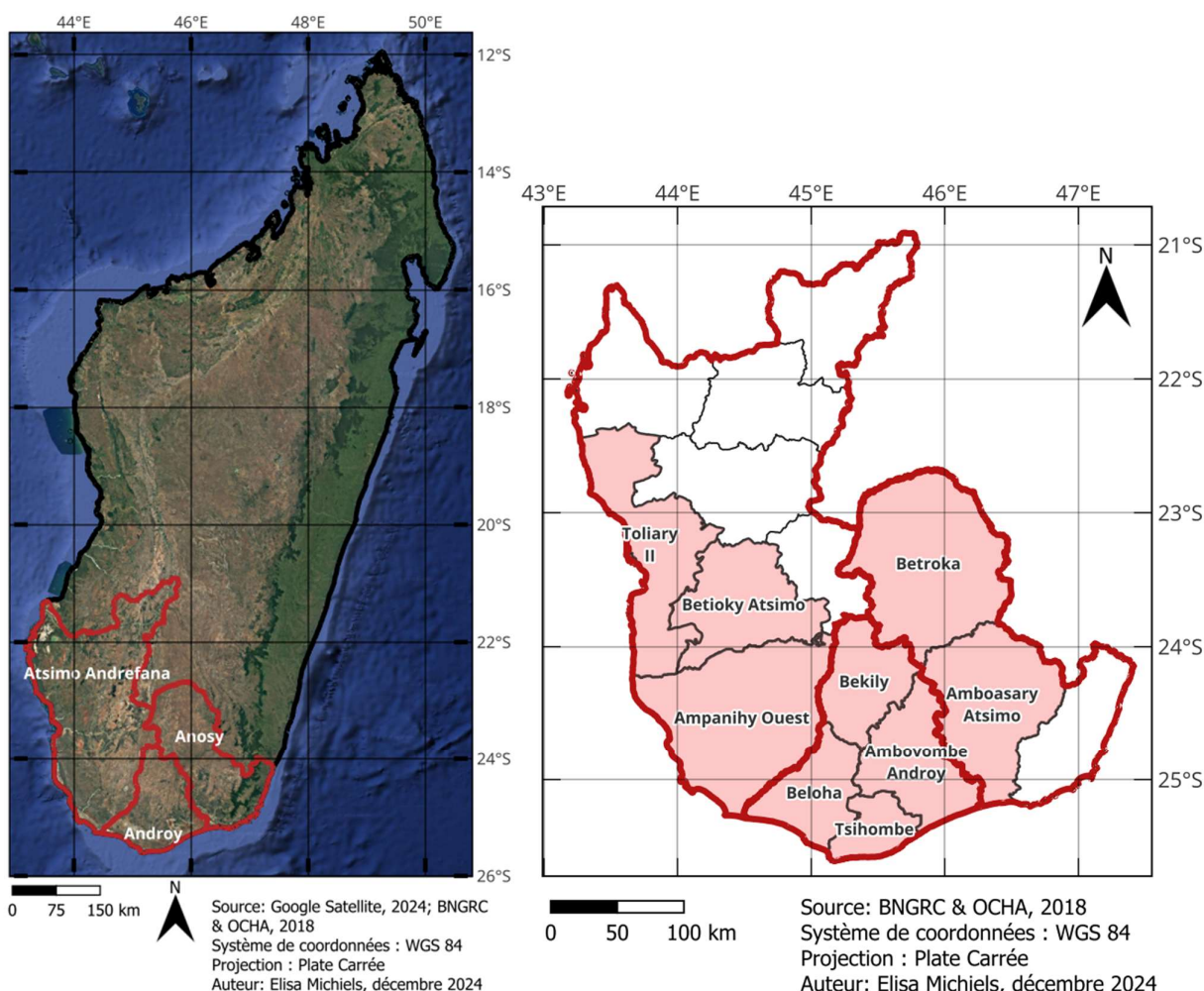


Figure 4 : Image satellite de Madagascar (à gauche) et délimitations des districts du Grand Sud et districts sélectionnés (à droite)

3.2. Caractérisation des évènements de sécheresse

3.2.1. Calcul de l'indice de sécheresse météorologique

3.2.1.1. Indice standardisé de précipitations-évapotranspiration (SPEI)

L'indice SPEI a été développé par Vicente-Serrano et al. (2010) suite aux limitations que présentent le SPI et le PDSI (cfr tableau 1). Son avantage est qu'il combine l'avantage du caractère multi-échelle du SPI et l'avantage de la prise en compte de l'ET0 du PDSI.

Sa caractéristique multiscale permet d'identifier l'accumulation de déficit hydrique sur différentes périodes. Le SPEI-1 standardise le déficit hydrique cumulé sur un mois et représente donc le déficit hydrique immédiat. Le SPEI-3 standardise le déficit hydrique cumulé sur trois mois et représente donc le déficit hydrique du mois auquel il est attribué en prenant compte du déficit hydrique des deux mois le précédent. L'échelle du SPEI permet ainsi de prendre en compte les conditions de déficit hydrique antérieures au mois auquel il est attribué.

De plus, la valeur de l'indice a une signification statistique, étant donné qu'elle est exprimée sous la forme d'une anomalie standardisée (tout comme le SPI), rendant les valeurs de l'indice indépendantes des caractéristiques climatiques de la région. Cela permet une comparaison cohérente de l'indice dans le temps et dans l'espace, et à différentes échelles temporelles.

A) Calcul de l'évapotranspiration utilisée dans le SPEI

En fonction des données disponibles, l'évapotranspiration de référence peut être modélisée selon différentes équations (par exemple, l'équation de Thornthwaite, l'équation de Penman-Monteith, l'équation de Hargreaves, etc) et le SPEI n'est lié à aucun d'entre eux en particulier. L'équation de Penman-Monteith de la FAO-56 (Allen et al., 1998), plus robuste, est recommandée si les données sont disponibles (humidité relative, température, vitesse du vent et rayonnement solaire). Toutefois, il faut être critique dans l'interprétation des résultats obtenus, car ces variables supplémentaires peuvent présenter de grandes incertitudes. Beguería et al. (2014) précisent que les différences entre les séries SPEI calculées à l'aide des différentes équations ET_0 peuvent être importantes, notamment dans les zones semi-arides. Ils ont également clarifié l'importance d'utiliser l' ET_0 et non l' ET_a dans le calcul du SPEI. L' ET_a représente l'eau perdue dans des conditions réelles (c'est-à-dire en tenant compte de l'eau disponible dans les sols, du type et de l'état de la végétation ou des cultures, des mécanismes physiologiques, du climat, etc.). L' ET_0 , quant à elle, représente le taux d'évapotranspiration d'une surface de référence (une culture de référence hypothétique de graminées bien arrosée avec des caractéristiques spécifiques), caractérisé par la demande d'évaporation de l'atmosphère en un lieu et à un moment donné, indépendamment des caractéristiques liées au type de culture, de son développement et des pratiques de gestion. Il s'agit de la quantité maximale d'eau qui serait transférée dans l'atmosphère par les sols et la végétation s'il n'y avait pas de déficit d'approvisionnement en eau. ET_0 est ainsi uniquement affecté par des paramètres climatiques, et peut se calculer à partir de données météorologiques uniquement (Allen et al., 1998). Beguería et al. (2014) précise que l'idée de l'indice du SPEI est de comparer l'évapotranspiration la plus élevée possible (demande d'évaporation par l'atmosphère) avec la disponibilité de l'eau (précipitations). L' ET_a ne constituerait alors pas un bon indicateur de cette demande, puisqu'elle dépend elle-même de la disponibilité de l'eau.

B) Calcul du SPEI

Cet indice calcule, pour une certaine période (un certain mois avec une certaine fenêtre temporelle), l'écart standardisé de la différence entre une précipitation et une ET_0 observée (D_i) par rapport à l'ensemble des données de différences entre la précipitation et l' ET_0 pour cette période (même mois de l'année que le mois observé et même fenêtre temporelle), ajusté à une fonction de distribution de probabilité lo-logistique.

Bilan hydrique climatique (précipitations moins évapotranspiration)

La différence entre les précipitations (P) et l'évapotranspiration de référence (ET_0) pour le mois i (éq.1) fournit une mesure simple de l'excédent ou du déficit en eau pour le mois analysé

$$D_i = P_i - ET_{0i} \quad (1)$$

où :

- D_i est la différence entre les précipitations et l'évapotranspiration de référence pour le mois i (mm) ;
- P_i est la précipitation du mois i (mm) ;
- ET_{0i} est l'évapotranspiration de référence du mois i (mm).

Les valeurs D_i calculées sont ensuite agrégées sur différentes échelles de temps.

Standardisation de la variable

Afin de modéliser les séries D , Vicente-Serrano et al. (2010a) a choisi la distribution statistique log-logistique, car elle permet d'obtenir des probabilités cohérentes pour de très faibles valeurs de D (correspondants à de faibles occurrences). Ainsi, pour chaque mois de l'année, la distribution des séries D est ajustée à la fonction log-logistique généralisée. La fonction de densité de probabilité d'une variable distribuée log-logistique à trois paramètres s'exprime comme suit :

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

où :

- x est la différence entre les précipitations et l'ET0 (mm) ;
- α est un paramètre de forme ($\alpha > 0$) ;
- β est un paramètre d'échelle ($\beta > 0$) ;
- γ est un paramètre d'emplacement ($\gamma > D_i < \infty$), qui permet d'ajuster la distribution à des valeurs négatives de D_i .

Les trois paramètres de la distribution log-logistique peuvent être obtenus par la méthode des moments de probabilité pondérés (PWM). Lorsque ces PMW sont calculés (w_0 , w_1 , w_2), les paramètres de la distribution log-logistique peuvent être obtenus en suivant Singh et al. (1993) :

$$\begin{aligned} \beta &= \frac{2w_1 - w_0}{6w_1 - w_0 - 6w_2} \\ \alpha &= \frac{(w_0 - 2w_1)\beta}{\Gamma\left(1 + \frac{1}{\beta}\right)\Gamma\left(1 - \frac{1}{\beta}\right)} \\ \gamma &= w_0 - \alpha \Gamma\left(1 + \frac{1}{\beta}\right) \Gamma\left(1 - \frac{1}{\beta}\right) \end{aligned} \quad (3)$$

où :

- w_0 , w_1 et w_2 sont des paramètres estimés par la méthode des moments de probabilité pondérés (eq. 4) ;
- $\Gamma(\beta)$ est la fonction Gamma de β

L'estimation des paramètres log logistiques peut entraîner des biais et des erreurs de variance, c'est pourquoi la méthode utilisée pour l'estimation est très importante.

A l'origine, Vicente-Serrano et al. (2010a), ont utilisé la méthode des moments de probabilité pondérés (PWM) basée sur l'approche de la position et du traçage (eq. 4a)

$$w_s = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (1 - F_i)^s D_i \quad (4a)$$

où :

- s est l'ordre du paramètre estimé ;
- N est le nombre d'observations de la différence entre les précipitations et l'ET0 ;
- i est le rang de l'observation dans la gamme d'observations N ;
- D_i est la différence entre les précipitations et l'ET0 pour le mois i ; et
- F_i est un estimateur de fréquence suivant l'approche de la position et du traçage.

Plus tard, Beguería et al. (2014) ont montré que l'estimateur de la position de traçage n'était pas une méthode optimale pour le calcul de la SPEI, car elle donnait des écart-types des séries SPEI qui changent sensiblement en fonction de l'échelle de temps SPEI, affectant la comparabilité des valeurs SPEI. La méthode de calcul des PMW désormais recommandée est celle de l'estimateur sans biais (eq. 4b), donnée par Hosking (1986). Avec cette méthode, l'écart-type des séries ne change pas entre les différentes échelles de temps SPEI.

$$w_s = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\left(\frac{N-i}{s}\right)Di}{\left(\frac{N-1}{s}\right)} \quad (4b)$$

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

$$F(x) = \left[1 + \left(\frac{\alpha}{x-\gamma} \right)^\beta \right]^{-1} \quad (5)$$

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

$$SPEI = W - \frac{C_0 + C_1 W + C_2 W^2}{1 + d_1 W + d_2 W^2 + d_3 W^3} \quad (6)$$

où :

$$W = \sqrt{-2 \ln(P)} \quad (7)$$

où :

$$P = 1 - F(x) \quad \text{pour } P \leq 0,5 \quad (8)$$

P étant la probabilité de dépasser une valeur D déterminée.

Si P>0,5, P est remplacé par 1-P et le signe du SPEI résultant est inversé.

Les constantes sont :

C0=2.515517, C1=0.802853, C2=0.010328, d1=1.432788, d2=0.189269 et d3=0.001308.

La valeur moyenne du SPEI est de 0 et l'écart-type est de 1. Un SPEI de 0 indique une valeur correspondant à 50 % de la probabilité cumulée de D, selon une distribution log-logistique.

3.2.1.2. Bases de données

Pour obtenir des données de précipitations et d'évapotranspirations de référence, plusieurs sources et jeux de données peuvent être utilisés. Dans le cas spécifique de ce mémoire où l'expansion temporelle est importante pour avoir des données historiques, la disponibilité des jeux de données sur GEE se réduit à un seul jeu de données pour l'ET0, TerraClimate et à deux jeux de données pour les précipitations, Terraclimate et Climate Hazards group InfraRed Precipitation with Station data (CHIRPS).

Les jeux de données de TerraClimate 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 fin 2023 (actualisé annuellement). Les variables climatiques primaires de la base de données sont la température minimale, la température maximale, la pression de vapeur, les précipitations cumulées (mensuellement), le rayonnement

solaire et la vitesse du vent. L'ET0 est dérivée de ces variables à l'aide de l'équation de Penman-Montieth (Monteith, 1965).

La base de données TerraClimate utilise une interpolation climatologique assistée pour combiner des normales climatiques à haute résolution spatiale provenant du jeu de données WorldClim avec des données d'anomalies climatiques à résolution spatiale plus grossière provenant du CRU Ts4.0 et de Japanese 55-year Reanalysis (JRA55). Cette méthode permet de créer des séries temporelles mensuelles des variables climatiques primaires à la résolution spatiale fine de WorldClim (1/24°). Plus précisément, TerraClimate calcule ces variables en chaque pixel comme ceci (Abatzoglou et al., 2018) :

1. WorldClim : Fournit les normales climatiques mensuelles pour l'ensemble des surfaces terrestres à haute résolution spatiale. Elle utilise l'interpolation par splines des données de stations météorologiques d'observation de référence, transmissent par les services météorologiques nationaux
2. CRU TS 4.0 (Climatic Research Unit Time Series) : Fournit les anomalies climatiques mensuelles pour la température, les précipitations et la pression de vapeur, sur base des données de stations de référence CRU TS.
3. JRA-55 (Japanese 55-year Reanalysis) : Les données JRA55 sont utilisées pour les données sur le rayonnement solaire et la vitesse du vent. JRA55 permet également de combler les lacunes des anomalies climatiques de température, de précipitations et de pression de vapeur pour les régions où les données CRU sont manquantes.

La répartition spatiale des stations d'observation CRU Ts4.0 pour les précipitations est présentée à l'annexe A. On peut y remarquer que le Sud de Madagascar en est totalement dépourvu, signifiant donc que les données de précipitations de TerraClimate pourraient manquer de fiabilité.

La base de données CHIRPS, quant à elle, couvre la quasi-totalité des surfaces terrestres, avec une résolution temporelle journalière, une résolution spatiale d'environ 5 km (0,05°) et une fenêtre temporelle qui s'étend de 1981 à fin 2023 (actualisé annuellement). Elle ne contient que des données de précipitations, et a été spécialement conçue pour l'analyse des tendances et la surveillance des sécheresses (Funk et al., 2015). Son algorithme intègre des estimations provenant de l'imagerie satellitaire à une résolution de 0,05° (~5 km) avec séries temporelles de stations de référence in situ provenant de plusieurs sources, dont le Global Historical Climatology Network (GHCN), le Global Summary of the Day (GSOD), et des archives privées.

Des études ont suggéré que le jeu de données CHIRPS est assez performant pour capturer la dynamique des précipitations, en particulier en Afrique (Dembélé et Zwart, 2016).

Différences clés entre CHIRPS et Terraclimate :

1. Sources de données : CHIRPS utilise une gamme plus large de sources de données de stations, y compris des archives privées.
2. Méthodologie d'intégration : CHIRPS fusionne directement les données de stations in situ avec des estimations satellitaires à sa résolution native de 0,05°, alors que TerraClimate utilise les données de stations pour ajuster les anomalies temporelles par rapport à une climatologie de base

3. Résolution native : CHIRPS travaille à une résolution légèrement plus fine que TerraClimate. Même si la résolution apparente de TerraClimate est de 0.04° , elle est dépendante des données sources des anomalies, qui ont une résolution plus grossière.

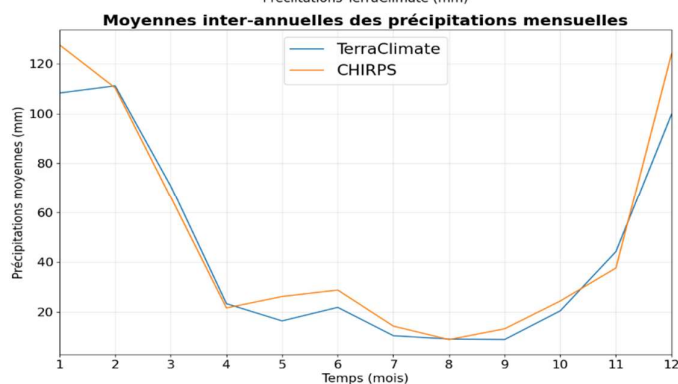
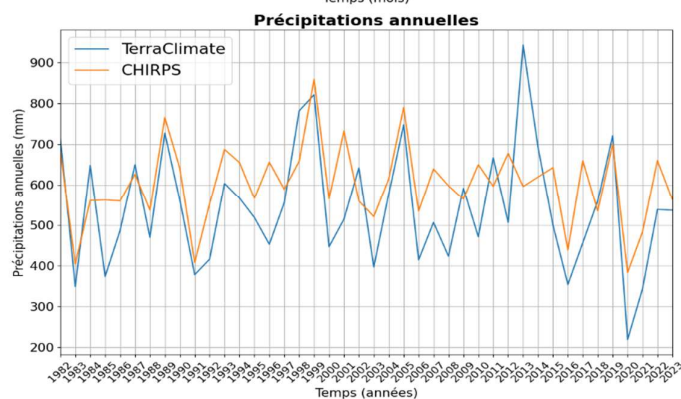
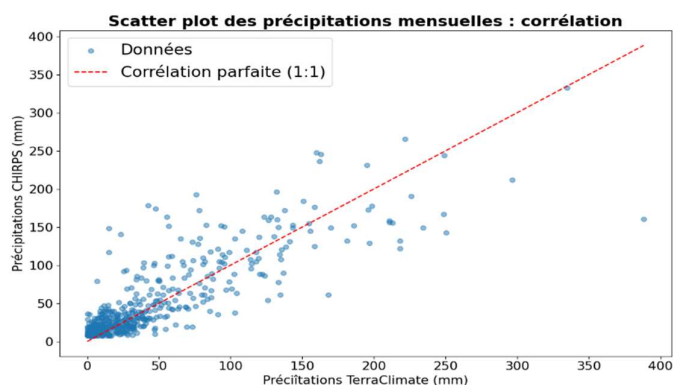
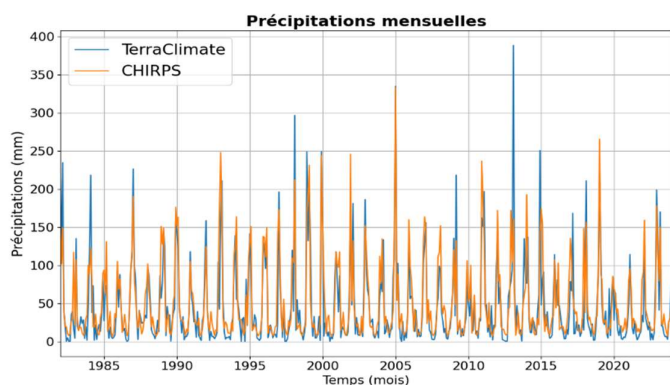
Dû aux principales différences entre les bases de données TerraClimate et CHIRPS énumérées ci-dessus, les données de précipitations provenant de CHIRPS sont considérées comme plus fiables que celles de TerraClimate.

L'avantage de l'utilisation des données de précipitations de TerraClimate est la cohérence de la projection et de la résolution avec les données d'ET0 qui sont utilisées dans le calcul des déficit hydriques. Cependant, la qualité des données primes, c'est pourquoi les données de précipitation de TerraClimate sont d'abord comparées avec celles de CHIRPS pour évaluer leur fiabilité. Si les données de TerraClimate et de CHIRPS sont suffisamment corrélées, et qu'il n'existe pas de différences ponctuelles trop significatives, alors TerraClimate pourra être utilisé pour les données de précipitations. Si ce n'est pas le cas, alors CHIRPS sera utilisé. Hormis les différences de projection et de résolution, l'utilisation de sources de données différentes pour les précipitations et pour l'ET0 ne pose pas de problème, car ces deux variables climatiques sont indépendantes, l'ET0 n'utilisant pas les données de précipitations dans son calcul selon la méthode de Penman-Montieth.

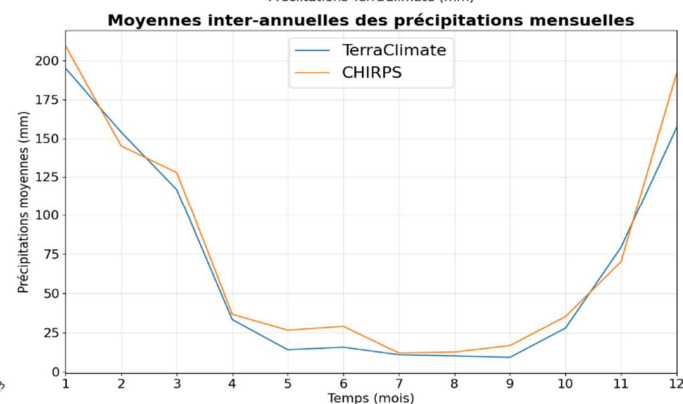
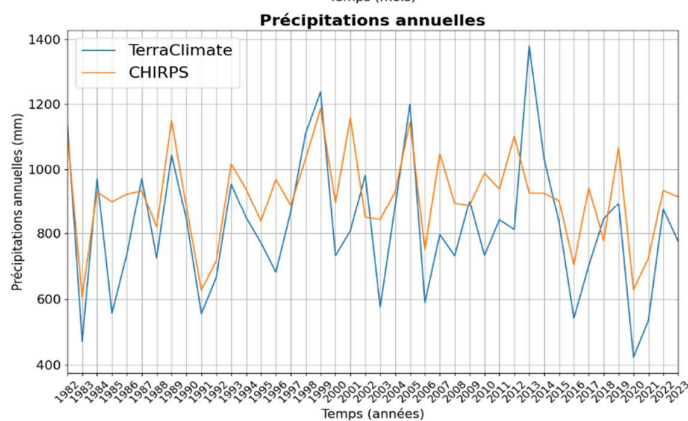
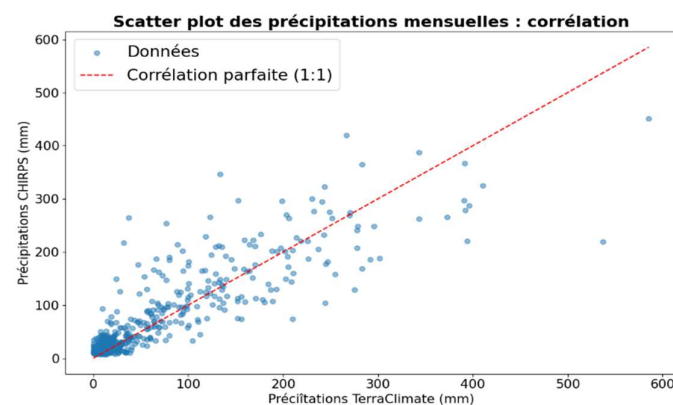
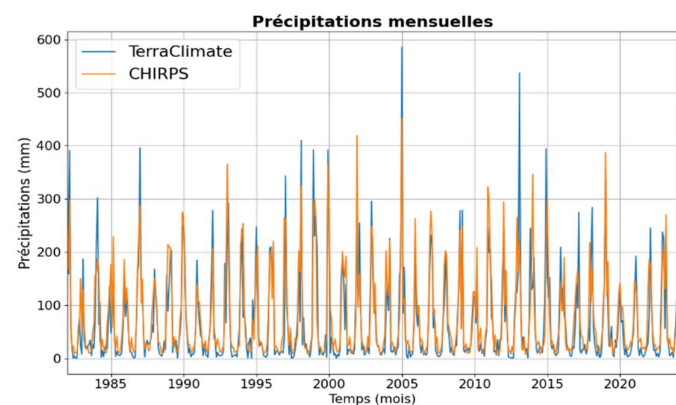
La figure 5 montre l'analyse comparative des données de précipitations provenant de TerraClimate et de CHIRPS de 1982 à 2023, pour les trois régions du Grand Sud. L'analyse est constituée d'une comparaison des précipitations mensuelles et annuelles, des moyennes interannuelles des précipitations mensuelles et d'un diagramme de dispersion des précipitations mensuelles pour évaluer la corrélation entre les deux jeux de données. Le coefficient de corrélation de Pearson, l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et l'erreur absolue moyenne (MAE) entre les deux séries ont également été calculés.

Grâce à cette analyse, on peut voir que les statistiques globales semblent bonnes, avec pour chacune des régions une corrélation élevée et des RMSE et MAE relativement faibles. Cependant, cette bonne corrélation globale masque des incohérences importance de TerraClimate par rapport à CHIRPS. Ces incohérences se reflètent via des différences ponctuelles et via des différences systématiques. Les différences ponctuelles signifient que la différence entre les précipitations de TerraClimate et celles de CHIRPS n'est pas constante, et se reflètent par des sur et sous estimations importantes par TerraClimate de certaines précipitations annuelles (TerraClimate montre des valeurs beaucoup plus extrêmes que CHIRPS, que ce soit en termes de sur ou de sous-estimation). Les différences systématiques se reflètent par la variabilité saisonnière, visible sur les graphes des moyennes interannuelles, où l'on voit que les différences entre les deux jeux de données sont constamment plus élevées lors de la saison des pluies (de novembre à février). Ces deux types de différences montrent que TerraClimate n'est pas assez fiable pour l'analyse des événements extrêmes, car elle surestime les anomalies, qu'elles soient positives ou négatives, rendant ainsi le calcul du SPEI moins fiables. Le jeu de données CHIRPS doit donc être utilisé pour les précipitations pour une analyse fiable des sécheresses.

Analyse comparative des précipitations - Androy
 Corrélation: 0.838 ($p=5.441e-134$); RMSE: 31.08mm; MAE: 19.57mm



Analyse comparative des précipitations - Anosy
 Corrélation: 0.862 ($p=1.594e-150$); RMSE: 45.64mm; MAE: 27.58mm



Analyse comparative des précipitations - Atsimo-Andrefana
Corrélation: 0.862 ($p=3.671e-150$); RMSE: 34.42mm; MAE: 18.63mm

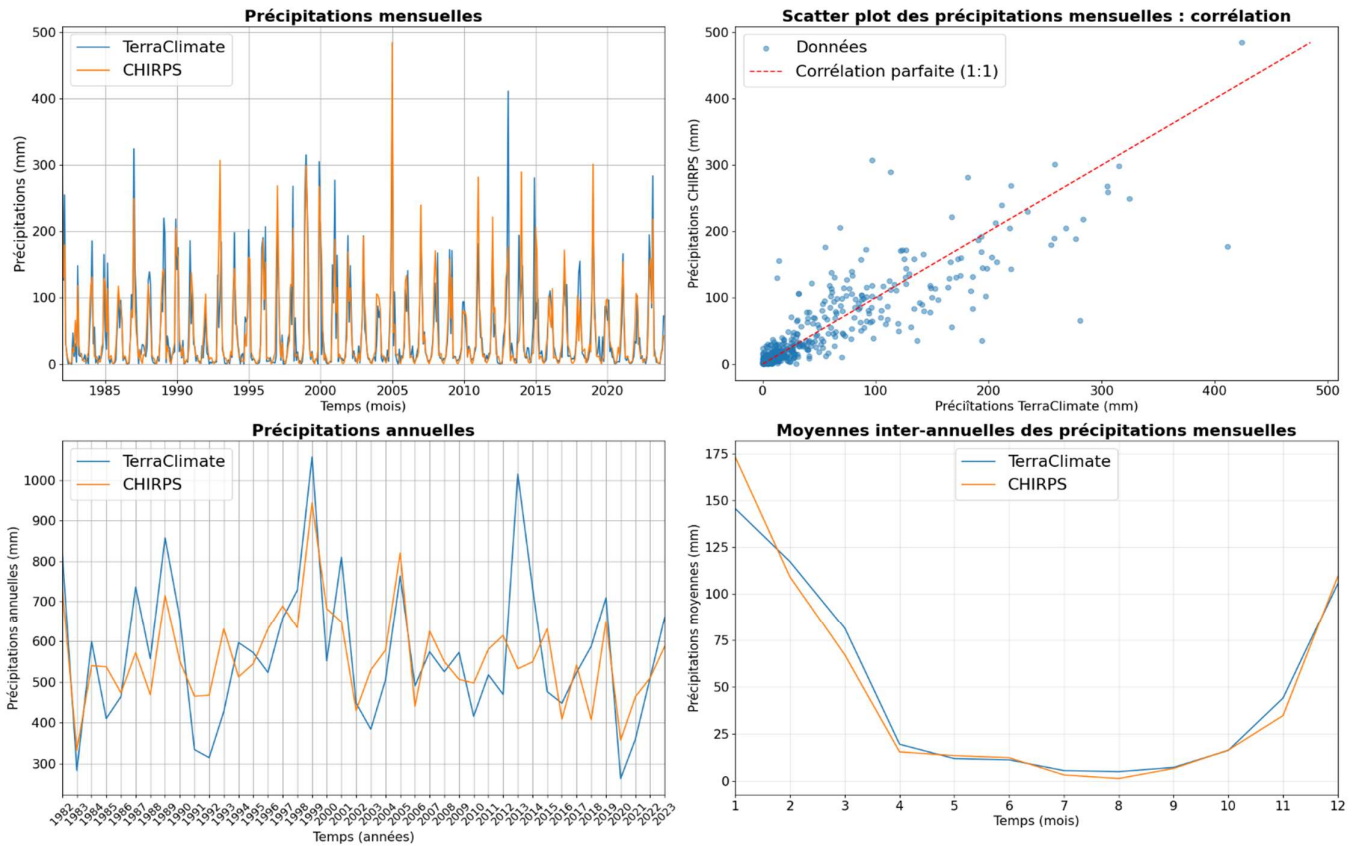


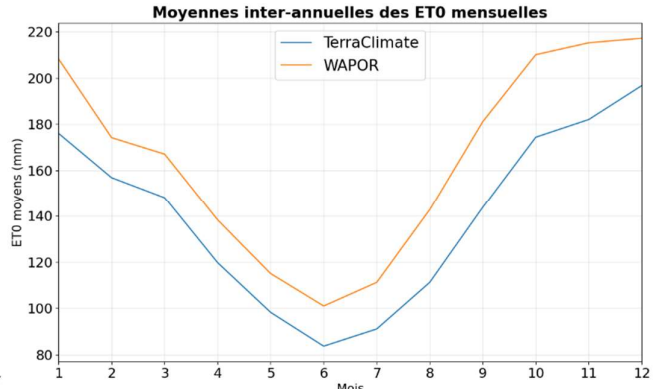
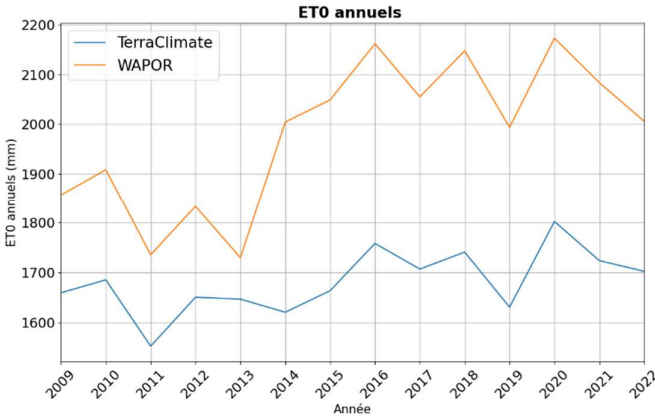
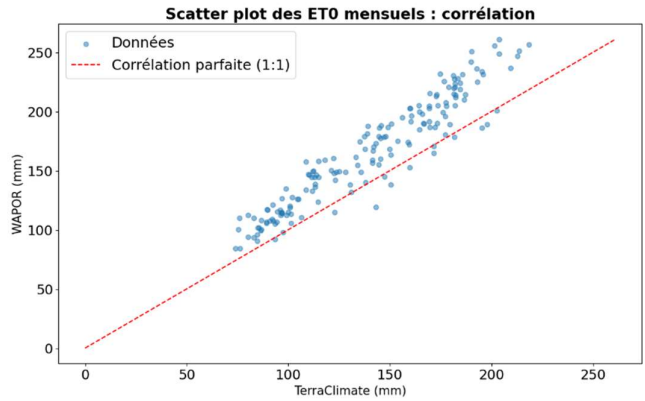
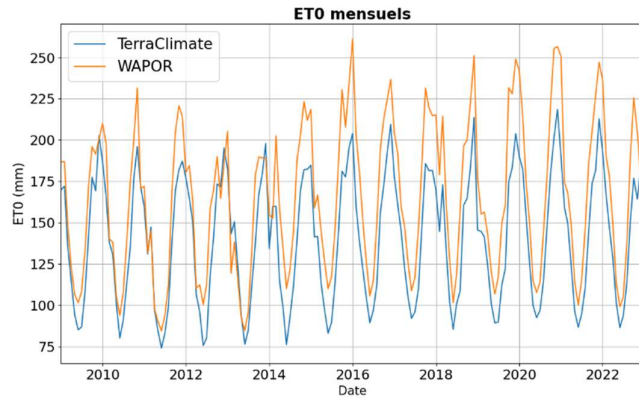
Figure 5 : Analyses comparatives des précipitations obtenues dans TerraClimate et dans CHIRPS pour les 3 régions du Grand Sud de 1982 à 2023

Même si TerraClimate est la seule source de données disponibles sur GEE pour les données d'ET0 à grande échelle temporelle, la fiabilité de ses données d'ET0 peut être évaluée pour être conscient des erreurs qu'elle peut produire dans le calcul du SPEI. Cette évaluation de fiabilité peut être faite en comparant les données d'ET0 de TerraClimate avec celles provenant de Water Productivity through Open access of Remotely sensed derived data (WAPOR) sur la période commune aux deux jeux de données.

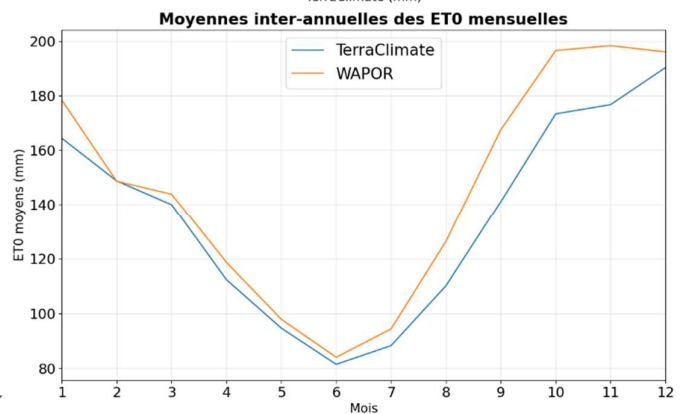
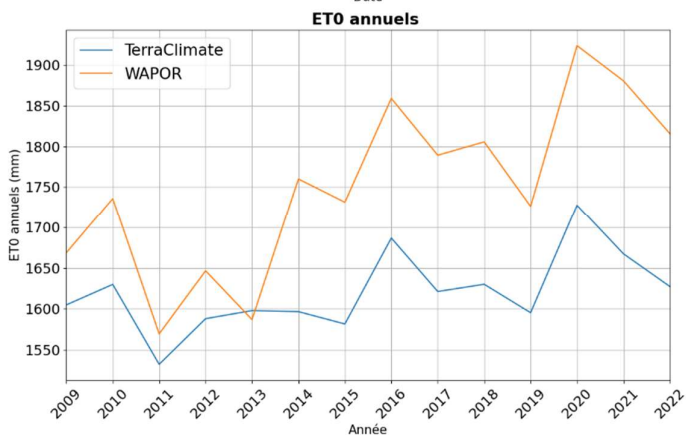
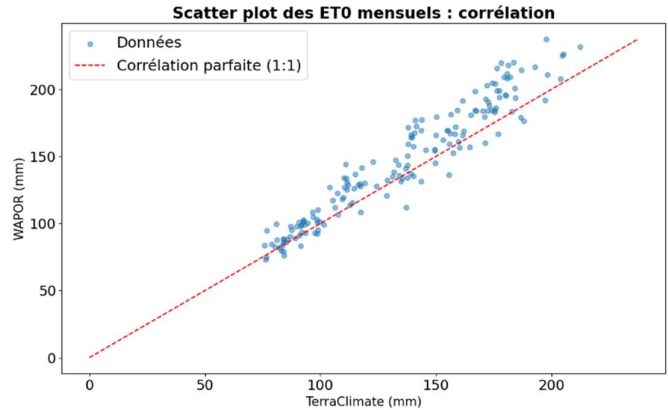
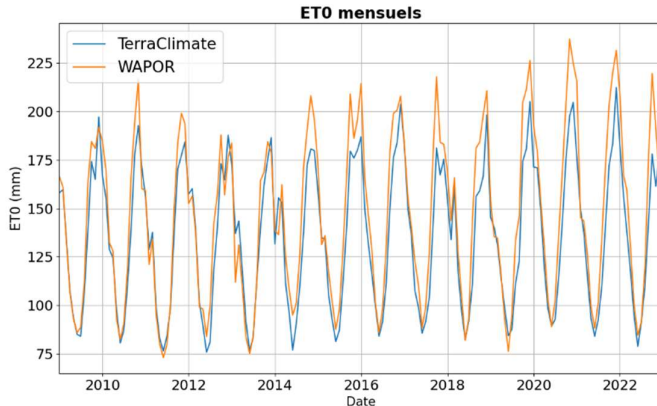
WAPOR est une base de données développée par la FAO, fournissant des données satellitaires pour surveiller la productivité des terres et de l'eau en agriculture à travers l'Afrique et le Proche-Orient. Elle a une fenêtre temporelle qui s'étend de janvier 2009 à fin 2023. Le jeu de données utilisé, WAPOR Daily Reference Evapotranspiration 2.0, contient des données d'ET0 à une résolution temporelle journalière et à une résolution spatiale de 250 mètres. Les données WAPOR ont fait l'objet de nombreuses validations et évaluations de qualité. Des études ont comparé les estimations de WAPOR avec des mesures in situ et d'autres produits satellitaires, démontrant généralement une bonne performance du système (FAO and IHE Delft, 2019).

La figure 6 montre l'analyse comparative des données d'ET0 provenant de TerraClimate et de WAPOR de 2009 à 2023, pour les trois régions du Grand Sud. L'analyse est constituée de la même manière que pour les précipitations.

Analyse comparative des évapotranspirations de référence (ET0) - Androy
Corrélation: 0.947 ($p=1.046e-83$); RMSE: 29.25mm; MAE: 25.97mm



Analyse comparative des évapotranspirations de référence (ET0) - Anosy
Corrélation: 0.960 ($p=4.571e-94$); RMSE: 16.63mm; MAE: 13.19mm



Analyse comparative des évapotranspirations de référence (ET0) - Atsimo-Andrefana
Corrélation: 0.919 (p=6.443e-69); RMSE: 35.36mm; MAE: 31.47mm

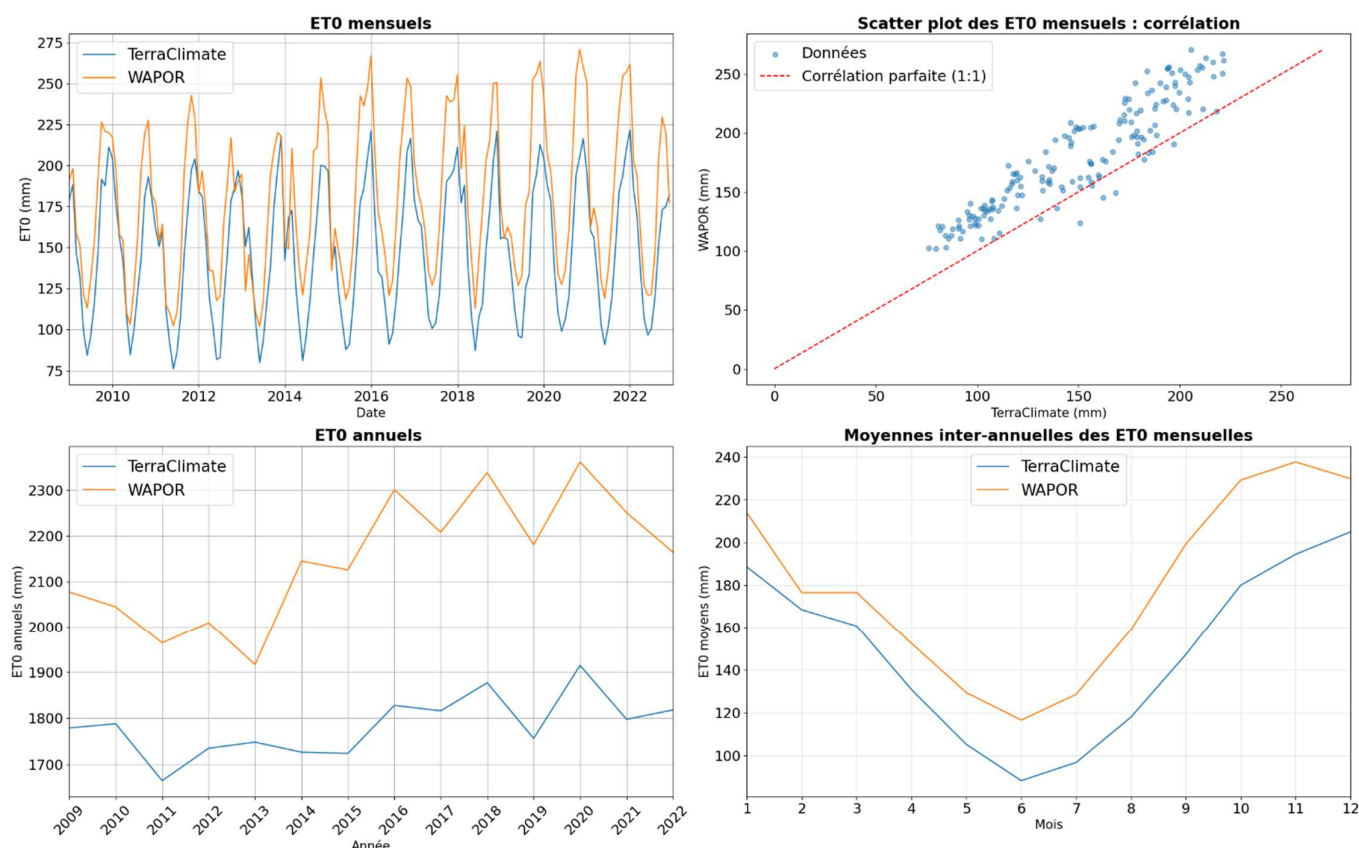


Figure 6 : Analyses comparatives des évapotranspirations de référence (et0) obtenues dans TerraClimate et dans WAPOR, pour les 3 régions du Grands Sud, de 2009 à 2023

Grâce à cette analyse, on peut voir que les statistiques globales semblent bonnes, avec pour chacune des régions une corrélation de Pearson élevée et des RMSE et MAE relativement faibles. Il existe une différence systématique élevée, où TerraClimate qui sous-estime systématiquement l'ET0 par rapport à WAPOR. Cette sous-estimation systématique garde néanmoins la même synchronisation des cycles saisonniers et des valeurs extrêmes que WAPOR. Cette sous-estimation ne devrait donc pas poser de problème dans le calcul du SPEI, car son effet est atténué par la standardisation, tant que les patterns sont bien conservés. Cependant, même si la sous-estimation systématique de TerraClimate conserve le pattern correct de WAPOR, sa valeur n'est pas constante. Le graphique des ET0 annuels montre que cette sous-estimation devient plus importante à partir de 2013. Cette variation temporelle de la sous-estimation affecte donc la distribution statistique des ET0 utilisée dans le calcul du SPEI. L'utilisation de l'ET0 provenant de TerraClimate peut donc biaiser la SPEI obtenu et compromet sa fiabilité.

3.2.2. Calcul de l'indice de sécheresse agricole

3.2.2.1. Anomalie du FAPAR

La sécheresse provoque un stress hydrique qui réduit la capacité de la végétation à absorber le rayonnement solaire pour la photosynthèse, ce qui impacte négativement sa croissance. Le FAPAR et particulièrement ses anomalies, permettent de quantifier efficacement ces impacts sur différents types de couverts végétaux, qu'ils soient agricoles ou naturels (Gobron et al., 2005).

Le FAPAR est une variable biophysique qui mesure directement l'activité photosynthétique de la végétation. Elle représente la fraction de l'énergie solaire incidente qui est absorbée par la végétation pour faire la photosynthèse (éq. 9). Le rayonnement solaire incident (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 incident 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). 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.

$$FAPAR = \frac{I_0 - T_c - R_{s,c} + R_s}{I_0} \quad (9)$$

L'anomalie sur le FAPAR est calculée mensuellement avec la valeur maximale du FAPAR sur le mois (selon les bases de données utilisées, les données de FAPAR sont disponibles journalièrement ou tous les 8 jours). Tout comme pour le SPI et SPEI, l'anomalie est calculée pour chaque mois de l'année séparément.

$$Anomalie\ du\ FAPAR = \frac{\max(FAPAR)_{i,k} - \overline{\max(FAPAR)_k}}{\sigma_{\max(FAPAR)_k}} \quad (10)$$

où :

- $\max(FAPAR)_{i,k}$ est le FAPAR maximal sur le mois pour l'observation de l'année i pour la période (mois de l'année) k ;
- $\overline{\max(FAPAR)}$ est la moyenne des FAPAR maximaux de chaque mois de la série temporelle pour la période k ; et
- $\sigma_{\max(FAPAR)}$ est l'écart-type des FAPAR maximaux de chaque mois de la série temporelle pour la période k .

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.

3.2.2.2. Bases de données

Pour obtenir des données de FAPAR sur GEE de sur une grande fenêtre temporelle, deux bases de données sont combinées : la base de données *NOAA Climate Data Record (CDR) of AVHRR Leaf Area Index (LAI) and Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation (FAPAR), Version 5 (NOAA CDR AVHRR LAI FAPAR)* qui contient des données FAPAR de 1982 à fin 2013, et la base de données *VIIRS (Visible Infrared Imaging Radiometer Suite) Leaf Area Index (LAI) et Fraction of Photosynthetically Active Radiation (FPAR) Version 1 (VNP15A2H)* qui contient des données FAPAR du 17 janvier 2012 jusqu'à 10 jours avant le présent. La première est utilisée de 1982 à fin 2013 et la deuxième de début 2014 à fin 2023.

Le produit NOAA CDR AVHRR LAI/FAPAR contient des données de FAPAR à une résolution temporelle quotidienne, et une résolution spatiale de 0.05° (environ 5 km). Pour calculer ces valeurs de FAPAR, la base de données utilise l'algorithme du NOAA, qui est basé sur un réseau de neurones artificiels (RNA) qui utilise les valeurs de FAPAR du jeu de données MODIS LAI/FPAR (MCD15) pour le calibrer. Les entrées de l'algorithme 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. Les données de réflectance sont issues des capteurs AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer) embarqués

sur sept satellites NOAA. La carte d'occupation du sol, servant à avoir une connaissance a priori de la couverture végétale d'un pixel, est issue du Programme International sur la Géosphère et la Biosphère (IGBP). Elle permet de simplifier les hypothèses sur les propriétés optiques de la végétation et de standardiser les constantes qui varient selon le type de biome.

La produit VNP15A2H contient des données de FAPAR à une résolution temporelle de 8 jours et une résolution spatiale fine de 500 mètres. Pour calculer ces valeurs de FAPAR, ce produit a intentionnellement été conçu d'après l'algorithme opérationnel LAI/FPAR du MODIS. Il utilise un algorithme principal basé sur des tables de correspondance (LUT) générées à partir d'équations de transfert radiatif 3D avec un algorithme de secours basé sur des relations empiriques NDVI-FPAR. Les paramètres de l'algorithme sont ajustés pour que les réflectances simulées correspondent aux réflectances mesurées par MODIS (Park et al., 2018). Les entrées de l'algorithme sont les mêmes que pour le produit NOAA CDR AVHRR LAI FAPAR (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). Les données de réflectance sont issues des capteurs VIIRS (Visible/Infrared Imager Radiometer Suite) qui se trouve à bord du satellite NOAA/NASA joint Suomi National Polar-Orbiting Partnership (Suomi NPP).

Un traitement des données par filtrage de qualité a été réalisé sur ces deux jeux de données pour supprimer les données possédant une qualité trop faible, principalement due à une couverture nuageuse trop importante. Un rééchantillonnage des données de NOAA CDR AVHRR LAI/FAPAR a également été effectué correspondre à la résolution spatiale de VNP15A2H.

La continuité entre ces deux produits est assurée par le fait que VNP15A2H a été conçu spécifiquement pour correspondre aux données MODIS LAI/FPAR (MCD15), et que NOAA CDR AVHRR LAI/FAPAR utilise MCD15 comme référence pour calibrer son algorithme. Cependant, il existe une grande différence de qualité entre ces deux produits : après le filtrage de qualité, le jeu de données NOAA CDR AVHRR LAI/FAPAR comportait de nombreuses données manquantes, alors que le jeu de données VNP15A2H ne perdait que très peu de données.

3.2.2.3. Masque de culture

Comme expliqué dans la section 2.2.3, la plupart des habitants du Grand Sud pratiquent l'élevage en plus de l'agriculture. L'élevage se fait à petite échelle de façon traditionnelle, avec une alimentation principalement autosuffisante et naturelle du bétail. C'est un détail très important dans la caractérisation des sécheresses agricoles, car si on veut prendre en considération le système agricole du Grand Sud dans son ensemble, il faut alors évaluer le stress végétatif de l'ensemble des zones de cultures mais aussi de pâturage.

La création d'un masque de culture et de pâturage permet de considérer les données de FAPAR uniquement sur les pixels d'intérêt, réduisant alors le bruit causé par d'autres types de couverture terrestre lors de l'agrégation spatiale de ces données. Ce masque a été fait à partir des données de *MCD12Q1.061 MODIS Land Cover Type Yearly Global 500m*, en utilisant la classification annuelle du Programme International sur la Géosphère et la Biosphère (IGBP). Ce choix de classification a été fait parce que c'est celle utilisée dans les algorithmes utilisés dans le calcul du FAPAR. Le jeu de données a une résolution fine de 500 mètres, une résolution temporelle annuelle et une fenêtre temporelle allant de 2001 à l'année en cours. Un masque est alors obtenu pour chaque année, de 1982 à 2023. Une reprojection des masques entre 1982 et 2013 a été faite pour que les pixels du masque correspondent

à la projection de pixels de NOAA CDR AVHRR LAI/FAPAR. Cela n'a pas été nécessaire pour les années de 2014 à 2013 car la projection de *MCD12Q1.06* correspond déjà à celle de VNP15A2H.

En prenant compte des caractéristiques spécifiques du système agro-pastorale du Grand Sud telles que l'utilisation d'une grande diversité de types de territoires (prairies, zones arbustives, savanes, formations boisées dégradées, terres de culture après les récoltes, etc) pour le pâturage, les classes sélectionnées dans la classification IGBP sont :

- Arbustes ouverts (open shrublands): dominés par des plantes vivaces ligneuses (1-2m de hauteur) 10-60% de couverture.
- Savanes boisées : couverture arborée 30-60% (canopée >2m).
- Savanes : couverture arborée 10-30% (canopée >2m).
- Prairies (grasslands) : dominées par des plantes annuelles herbacées (<2m).
- Terres cultivées : au moins 60 % de la superficie est constituée de terres cultivées.
- Mosaïques de cultures et de végétation naturelle : mosaïques de cultures à petite échelle (40-60 %) avec une végétation naturelle d'arbres, d'arbustes ou d'herbacées. (aucun pixels de ce type n'est répertorié dans la zone d'étude)

Le masque fait en sorte de ne prendre que les pixels sélectionnés, c'est-à-dire ceux étant catégorisés dans l'une de ces classes, et de supprimer ceux considérés comme 'autres'. Pour encore plus de précision, le masque a été créé de façon évolutive, en attribuant les données d'occupation du sol à chaque pixel pour chaque année. Pour la création des masques des années antérieures à 2001, l'occupation du sol de 2001 a été attribuée. Cela permet de prendre en compte les changements d'utilisation des terres au fil du temps, afin que les pixels sélectionnés pour le FAPAR reflètent au mieux la réalité du terrain.

La figure 7 montre les cartes représentant les pixels sélectionnés pour le masque et leurs classes respectives pour 2001 (a), 2010 (b) et 2020 (c).

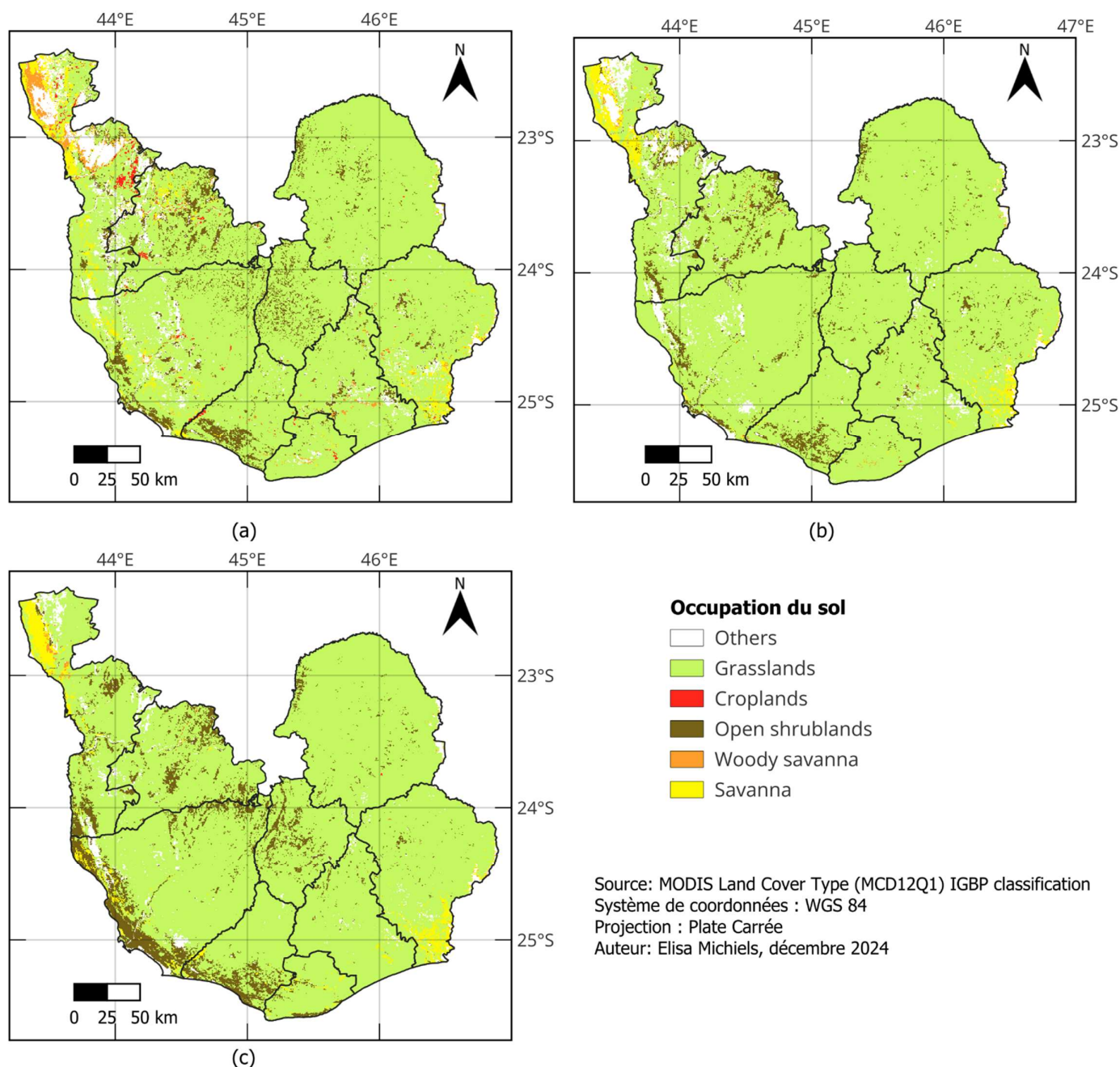


Figure 7: Zones de cultures et de pâturages possibles dans la région du Grand Sud, selon la classification IGBP du jeu de données MCD12Q1, en 2001 (a), 2010 (b) et 2020 (c).

3.2.2.4. Problématique de données FAPAR non continues dans le temps

Comme expliqué précédemment, après le filtrage de qualité, le jeu de données NOAA CDR AVHRR LAI/FAPAR comporte de nombreuses données manquantes, alors que le jeu de données VNP15A2H ne perd que très peu de données. La figure 8 présente les cartes de distribution spatiale du FAPAR maximal mensuel après filtrage de qualité pour mai 2010 (a) et mai 2020 (b) ainsi que les masques de culture des années respectives, pour la région du Grand Sud.

En analysant les cartes, on peut voir sur celle de 2010, utilisant les données FAPAR de NOAA CDR AVHRR LAI/FAPAR, de nombreuses données manquantes, laissant apparaître le masque de culture (gris). Si aucune donnée de FAPAR n'était manquante en mai 2010, tous les pixels contenus dans le

masque de culture de 2010 auraient une donnée attribuée, recouvrant ainsi entièrement la couche du masque. On peut constater sur la carte de 2020, utilisant les données FAPAR de VNP15A2H, que seulement quelques pixels du masque de culture associé (2020) sont visibles, montrant une nette amélioration de la disponibilité des données FAPAR.

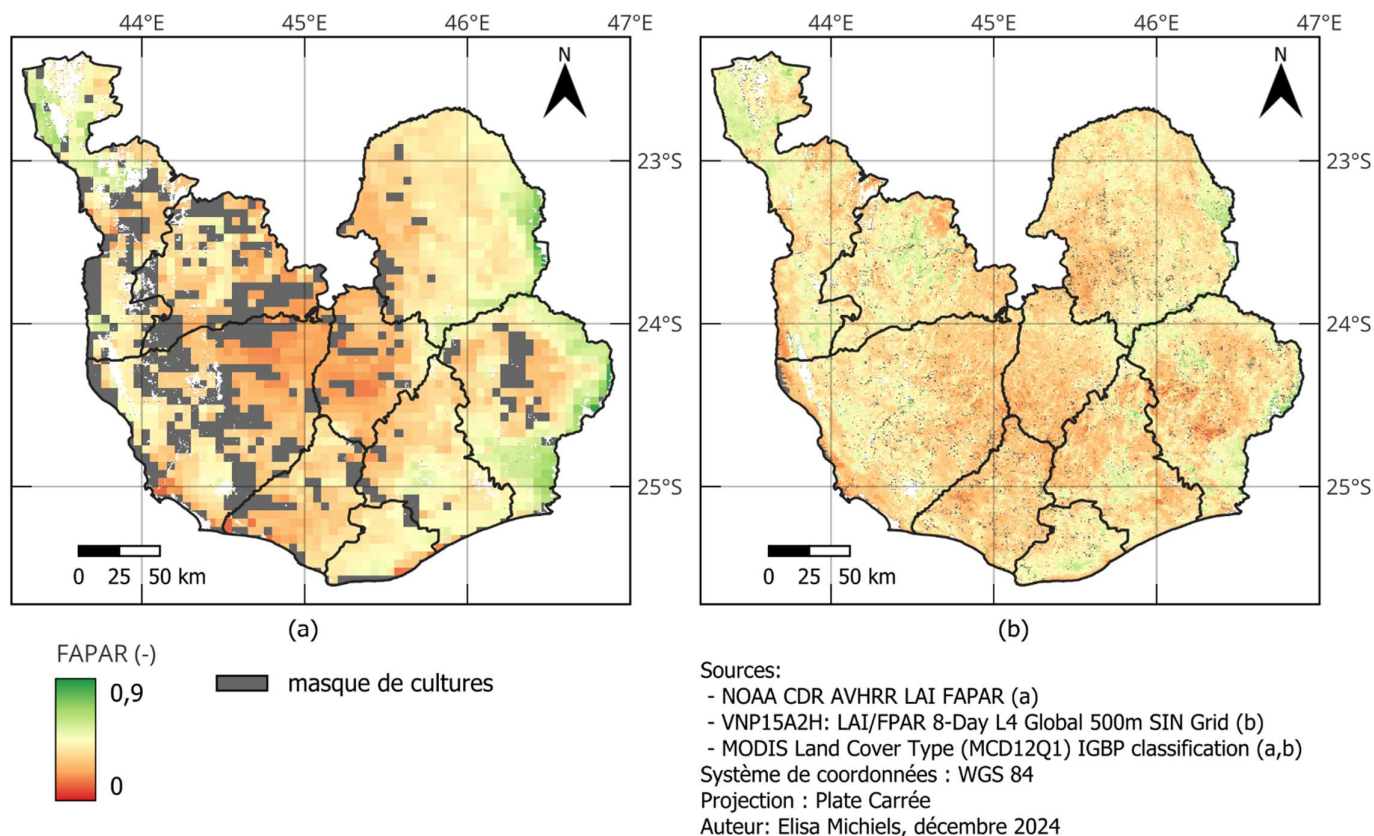


Figure 8 : Distribution spatiale du FAPAR maximal mensuel après filtrage de qualité pour mai 2010 (a) et mai 2020 (b) ainsi que les masques de culture des années respectives pour la région du Grand Sud.

Pour chaque pixel, la disponibilité ou non de données FAPAR pour chaque mois dépend de deux phénomènes :

1. L'évolution du masque de culture. Le masque de culture étant différent chaque année, un pixel peut avoir des données FAPAR attribuées sur la période durant laquelle ce pixel est compris dans le masque de culture, et ne plus en avoir pour les autres années si ce pixel ne fait plus partie du masque de culture.
2. La disponibilité en données après le filtrage de qualité. Comme démontré sur la figure 8, un pixel peut ne pas avoir de donnée FAPAR attribuée en mai 2010 mais en avoir en mai 2020. Ceci est valable pour chaque mois.

En prenant en compte ces deux phénomènes, une grande partie des pixels ne contiennent pas de données FAPAR pour l'entièreté des mois de la période 1982-2023. Une interpolation ne peut pas être réalisée pour combler ce manque de données, car cela ne prendrait pas en compte le phénomène de l'évolution du masque de culture, où la non-disponibilité de données FAPAR est spécialement voulue si les pixels ne sont plus compris dans le masque. Il serait donc incorrect de calculer l'anomalie du FAPAR en chaque pixel car chaque pixel possède une disponibilité différente de données mensuelles du FAPAR sur la période 1982-2023. C'est pourquoi les données de FAPAR ont d'abord été agrégées

spatialement par district afin de créer une série temporelle mensuelle de données FAPAR, à partir de laquelle il est possible de calculer les anomalies du FAPAR.

Cependant, lors de l'agrégation spatiale par district, il est important que les données FAPAR disponibles pour chaque mois soient représentatives du district. Cela peut ne pas être le cas pour les mois où peu de pixels du district possèdent des données de FAPAR. Pour palier cela, les mois où la disponibilité des pixels valides (c'est-à-dire ayant une valeur de FAPAR) n'est pas représentative du district ont été supprimés manuellement de la série temporelle obtenue par agrégation spatiale. La représentativité du district a été évaluée par un seuil minimal de 30% de pixels valides au sein du masque de culture. Pour cela, les données de FAPAR provenant du jeu de données NOAA CDR AVHRR LAI/FAPAR ont dû être rééchantillonnées pour correspondre à l'échelle du masque de culture pour le calcul cohérent du nombre de pixels valides par rapport au nombre de pixels du masque. Cette étape supplémentaire n'a pas été nécessaire pour les données de VNP15A2H car elles ont déjà la même résolution et projection que le masque de culture.

Cette approche permet de surmonter les limitations de la disponibilité des données FAPAR après filtrage de qualité en chaque pixel et de l'évolution du masque de culture tout en maintenant une analyse robuste à l'échelle du district.

3.2.3. Caractérisation de la sécheresse socio-économique

Les sécheresses socio-économiques étant difficiles à caractériser, aucun indice n'a été utilisé pour les caractériser dans ce mémoire. A la place, deux bases de données sont utilisées : EM-DAT qui recense les désastres naturels, et le Cadre Intégré de Classification de la sécurité alimentaire (IPC) qui fournit des données concernant l'insécurité alimentaire aigüe.

3.2.3.1. EM-DAT

La base de données EM-DAT ([//www.emdat.be/](http://www.emdat.be/)) 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. Les événements de sécheresse répertoriés à Madagascar ont pu être extrait librement via le page web du CRED ([//public.emdat.be/](http://public.emdat.be/)). EMDAT 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". Il s'agit donc bien d'un recensement des sécheresses ayant eu des impacts socio-économiques, principalement, mais sur la végétation également. La base de données EMDAT trouve ces informations à travers diverses sources telles que les NU, les gouvernements nationaux et américains, la Croix-Rouge, les ONGs, les compagnies d'assurance et la presse. Les sécheresses recensées sont accompagnées des années et mois (si disponibles) de début et de fin des sécheresses, ainsi que les conséquences constatées. Ces conséquences sont données pour l'entièreté des régions du pays ayant été touché par la sécheresse en question. Elle ne peut donc pas fournir d'information de sécheresses socio-économiques à l'échelles du district, hormis les dates de début et de fin. Elle ne sera donc pas utilisée pour caractériser et quantifier les sécheresses socio-économiques, mais plutôt pour avoir une idée des périodes recensées de sécheresse ayant eu des impacts socio-économiques.

3.2.3.2. Cadre Intégré de Classification de la sécurité alimentaire (IPC)

Pour caractériser et quantifier les sécheresses socio-économiques, nous utilisons alors les données fournies par le Cadre Intégré de Classification de la sécurité alimentaire (IPC).

L'IPC est une approche ayant pour but de classer la gravité et l'ampleur de l'insécurité alimentaire et de la malnutrition via un processus visant à établir un consensus technique entre les principales parties prenantes, fondé sur des données probantes. Il constitue une plateforme garantissant une analyse rigoureuse et neutre. L'IPC fournit ainsi une échelle commune pour classer la gravité et l'ampleur de l'insécurité alimentaire aiguë, ce qui améliore la rigueur, la transparence, la pertinence et la comparabilité des analyses de la sécurité alimentaire.

Le partenariat mondial de l'IPC, constituant les parties prenantes, est composé d'organisations et d'institutions intergouvernementales, dont : Action contre la faim (AAH), CARE International, le Comité permanent inter-Etats de lutte contre la sécheresse au Sahel (CILSS), l'Organisation des Nations Unies pour l'alimentation et l'agriculture (OAA/ FAO), le Réseau de systèmes d'alerte précoce contre la famine (FEWS NET), le Cluster mondial de sécurité alimentaire, le Cluster mondial de nutrition, l'Autorité intergouvernementale pour le développement (IGAD), le Centre commun de recherche (CCR) de la Commission européenne, le Comité d'Oxford pour l'aide aux victimes de la famine (Oxfam), la Communauté de développement de l'Afrique australe (SADC), Save the Children, le Programme alimentaire mondial (PAM) et le Fonds des Nations unies pour l'enfance (UNICEF).

L'IPC (IPC Global Partners, 2021) définit son échelle comme suit « l'échelle d'insécurité alimentaire aiguë classe l'insécurité alimentaire constatée à un moment précis et d'une gravité précise qui menace les vies ou les moyens d'existence, ou les deux, indépendamment des causes, du contexte ou de la durée. Son objectif analytique est d'identifier les zones où une grande proportion de ménages présente des déficits énergétiques alimentaires importants ou ont recours à des stratégies pouvant mettre en danger des vies ou des moyens de subsistance. ».

L'IPC fournit une différenciation entre les différents niveaux de gravité de l'insécurité alimentaire aiguë, en classant les unités d'analyse en cinq phases distinctes :

- Aucune/ Minimale (Phase 1) : Les ménages sont capables de couvrir leurs besoins essentiels alimentaires et non-alimentaires sans s'engager dans des stratégies atypiques ou non durables pour accéder à de la nourriture et à des revenus.
- Stress (Phase 2) : Les ménages ont une consommation alimentaire minimalement adéquate mais ne peuvent pas assumer certaines dépenses non-alimentaires sans s'engager dans des stratégies d'adaptation de stress
- Crise (Phase 3) : Les ménages:
 - ont des déficits de consommation alimentaire reflétés par une malnutrition aiguë élevée ou supérieure aux niveaux habituels;
 - ou parviennent à couvrir leurs besoins alimentaires essentiels de façon marginale mais seulement en se départissant de leurs avoirs de moyens d'existence majeurs ou en employant des stratégies d'adaptation de crise.
- Urgence (Phase 4) : Les ménages:
 - ont d'importants déficits de consommation alimentaire reflétés par une malnutrition aiguë très élevée et une mortalité excessive,
 - ou sont en mesure de réduire l'importance des déficits alimentaires mais uniquement en utilisant des stratégies d'adaptation d'urgence et en liquidant leurs avoirs.
- Catastrophe/ Famine (Phase 5) : Les ménages manquent énormément de nourriture et/ ou de quoi subvenir à leurs autres besoins de base malgré une utilisation maximale des stratégies d'adaptation. Des niveaux d'inanition, de décès, de dénuement et de malnutrition aiguë critiques sont évidents. Pour être classée en phase Famine, une zone doit avoir des niveaux de malnutrition aiguë et de mortalité extrêmement critiques.

Les données d'insécurité alimentaire à Madagascar depuis 2017 sont disponibles via l'outil de suivi de la population IPC (<http://www.ipcinfo.org/ipc-country-analysis/population-tracking-tool/>, consulté le 25/11/2024).

Contrairement aux indices des sécheresses météorologiques et agricoles (SPEI et anomalie du FAPAR), l'indice de sécheresse socio-économique, caractérisé via l'insécurité alimentaire aigüe, n'est pas continu dans le temps. En effet, les données livrées par l'IPC sont des pourcentages de population, qui sont fixes pour chaque période analysée par l'IPC. C'est pourquoi ne pouvons alors pas constituer d'évolution temporelle continue de cet indice, mais plutôt représenter des valeurs constantes sur plusieurs mois, réparties uniquement sur les périodes analysées, entrecoupées de périodes sans valeurs (sans données) attribuées. Cependant, même si ces valeurs sont attribuées à des périodes de plusieurs mois, l'IPC fournit le mois de l'analyse, correspondant alors au mois où on peut être sûr de l'exactitude des valeurs.

3.3. Analyse temporelle de la propagation des sécheresses

3.3.1. Séries temporelles des indices

Des séries temporelles des indices sont obtenues pour les quatre districts de la région d'Androy en agréant spatialement les valeurs de chaque pixel de la région. Pour la série temporelle de sécheresse météorologique, les valeurs de SPEI ont été calculées en chaque pixel avant l'agrégation spatiale. Pour la série temporelle de l'anomalie due FAPAR, l'agrégation spatiale s'est faite sur les valeurs brutes de FAPAR, et l'anomalie du FAPAR a ainsi été calculée sur base de la série temporelle de FAPAR obtenue après agrégation et non en chaque pixel. Quant aux données d'insécurité alimentaire, des valeurs de pourcentages de la population se retrouvant dans chaque phase définie par l'IPC sont attribuées pour chaque période fournie par l'IPC. Pour attribuer correctement ces valeurs aux bons mois, le mois où l'analyse a été effectuée est préférée à la période entière. Le résultat ainsi obtenu est une série de 13 mois, situés entre 2017 et 2023, auxquels sont attribués les données des pourcentages de population en phase 1,2,3 et 4, et où entre chacun de ces 13 mois il y a de nombreux mois auxquels aucune valeur n'est attribuée.

Une fois les séries temporelles de SPEI, d'anomalie du FAPAR et d'insécurité alimentaire obtenus pour chaque district, une analyse approfondie peut être faite pour évaluer les propagations des sécheresses météorologiques vers les sécheresses agricoles et les sécheresses socio-économiques.

3.3.2. Calcul des caractéristiques des événements de sécheresses météorologiques et agricoles

Les indices de sécheresses peuvent être classés en fonction de la valeur qu'ils prennent (Fuentes et al., 2022). La classification attribuée à chaque intervalle de valeur (valeur du SPEI ou de l'anomalie du FAPAR) est représentée par le tableau 3.

Une période (un événement) de sécheresse est considérée comme étant toute période où l'indice est inférieur à -1, ce qui correspond à des conditions modérément à extrêmement sèches (Li et al., 2020). Une période de sécheresse peut être caractérisée par sa durée, sa sévérité et son intensité. Différentes manières existent pour définir sa durée (Halwatura et al., 2015 ; Guo et al., 2020). Par souci de simplicité, la durée d'une période de sécheresse a été définie dans ce mémoire comme le nombre de mois consécutifs où l'indice de sécheresse est inférieur à -1. Une période de sécheresse doit être précédée et suivie par des valeurs d'indice supérieures à -1, marquant son début et sa fin. La sévérité

représente la force de la période de sécheresses. Elle se réfère aux effets cumulés de la sécheresse et est calculée comme suit :

$$S_e = \sum_{i=1}^D |SI| \quad (11)$$

où

- S_e est la sévérité de la sécheresse pour l'événement de sécheresse e ;
- D est la durée de la sécheresse (en mois) ; et
- SI est l'estimation de l'indice de sécheresse standardisé respectif (SPEI ou anomalie du FAPAR).

L'intensité de la période de sécheresse correspond au rapport entre sa sévérité et sa durée.

Tableau 3 : Classification des indices de sécheresse selon leur valeur

Valeur de l'indice	Classification
≥ 2.0	Extrêmement humide
1.5 à 1.99	Très (sévérement) humide
1.0 à 1.49	Modérément humide
-0.99 à 0.99	Normal
-1.0 à -1.49	Modérément sec
-1.5 à -1.99	Très (sévérement) sec
≤ -2.0	Extrêmement sec

3.3.3. Propagation d'une sécheresse météorologique à une sécheresse agricole

Zhou et al. (2020) propose de caractériser la réponse de la végétation aux précipitations (déficit hydrique dans notre cas) en répondant à trois questions :

- 1) Existe-t-il une relation significative entre la réponse de la végétation et les précipitations ? Une relation significative entre la végétation et les précipitations apparaît normalement dans les écosystèmes arides et semi-arides où la disponibilité de l'eau domine la croissance de la végétation.
- 2) Si la réponse de la végétation aux précipitations est significative, combien de temps s'écoule entre un changement de précipitation (changement de la valeur du SPEI dans notre cas) et la réponse de la végétation ?
- 3) Si la réponse de la végétation aux précipitations est significative, quelle est l'ampleur des changements dans la végétation (dans notre cas une diminution de l'anomalie FAPAR) que l'on peut attendre en réponse à une variation unitaire des précipitation (dans notre cas une diminution du SPEI) ? Cette question est la plus difficile à répondre, car elle dépend de nombreux paramètres comme les autres facteurs que le déficit hydrique influençant la végétation ou encore de la répartition dans le temps du déficit hydrique (la végétation ne répond pas de la même façon à un déficit hydrique court mais sévère qu'à un déficit hydrique long mais modéré).

3.3.3.1. Analyse de la corrélation entre les périodes de sécheresse météorologiques et agricoles, et calcul du temps de propagation

En supposant une relation linéaire entre la réponse de la végétation et les sécheresse météorologiques, l'existence de la relation peut être évaluée par le coefficient de corrélation croisée. Un coefficient élevé (proche de 1) témoigne d'une existence de relation solide durant tout le long de la période analysée et un vice versa (Zhou et al., 2020). La corrélation croisée permet de détecter une corrélation entre les

deux variables (SPEI et anomalie du FAPAR) même lorsque la corrélation n'est pas instantanée (c'est-à-dire qu'il y a un décalage temporel entre les deux variables).

Dans la propagation d'une sécheresse météorologique à une sécheresse agricole, il y a deux paramètres à prendre en compte et qu'il faut bien différencier : le décalage et le temps de propagation.

Le temps de propagation représente le nombre de mois de bilan hydrique qu'il faut prendre en compte pour expliquer au mieux la réponse de la végétation, car la végétation ne répond pas à un déficit instantané sur un mois mais à l'historique des conditions de bilan hydrique.

Le décalage (lag), quant à lui, représente le temps nécessaire pour qu'une sécheresse météorologique impacte la végétation, c'est-à-dire le délai entre le bilan hydrique accumulé sur un certain nombre de mois et la réponse de la végétation.

Certaines études évaluent le décalage (Fuentes et al., 2022) alors que d'autres évaluent le temps de propagation (Barker et al., 2016), mais une analyse complète de la propagation devrait analyser ces deux paramètres, tous les deux aussi indispensables l'un que l'autre.

La corrélation croisée permet de définir (de manière statistique) le décalage mais aussi le temps de propagation qui expliquent le mieux (de manière plus robuste statistiquement le long de la période analysée) la propagation de la sécheresse météorologique vers la sécheresse agricole. Ces deux paramètres sont trouvés en calculant la corrélation entre l'anomalie du FAPAR et les différentes échelles du SPEI (qui représentent les bilans hydriques cumulés standardisés), en décalant progressivement le mois de l'anomalie FAPAR par rapport au mois du SPEI. L'échelle du SPEI et le décalage qui donnent la corrélation maximale correspondent ainsi au temps de propagation et au décalage optimal (Barker et al., 2016 ; Fuentes et al., 2022).

Fuentes et al. (2022) évaluent la significativité de la corrélation croisée sur base de :

$$|r_{i,j}| > \frac{1,96}{\sqrt{n}} \quad (12)$$

$r_{i,j}$ étant le coefficient de corrélation au décalage i et à l'échelle temporelle de SPEI- j , et n la taille de l'échantillon (le nombre de paires de valeurs SPEI-anomalie du FAPAR). La valeur 1.96 correspond au niveau de confiance de 95%. Une corrélation est considérée significative si sa valeur absolue est supérieure au seuil calculé par cette formule. Ce test donne alors une réponse binaire on fonction de si la corrélation passe le test de significativité ou pas.

Les mois n'ayant pas de valeur d'anomalies de FAPAR doivent être éjectés du calcul de corrélation.

3.3.3.2. Analyse de l'évolution des caractéristiques (durée, sévérité, intensité) des sécheresses lors de la propagation

Une deuxième évaluation de la propagation des sécheresses météorologiques vers les sécheresses agricoles peut se faire via une analyse de l'évolution (amplification ou atténuation) des caractéristiques (durée, sévérité, intensité) de chacune de leurs périodes de sécheresses lors de la propagation. Cette analyse se fait par une comparaison des moyennes des caractéristiques sur la série temporelle. Cette approche permet de quantifier comment les sécheresses se propagent et s'amplifient/s'atténuent en passant du système météorologique au système végétal.

Une hypothèse faite par Fuentes et al. (2022) est que la poursuite du changement climatique introduirait une tendance dans les caractéristiques de la sécheresse. Pour vérifier cette hypothèse, une analyse des tendances par la méthode de régression linéaire par les moindres carrés ordinaires (OLS)

est appliquée aux caractéristiques de chaque période de sécheresses, pour les deux types de sécheresse. La significativité des tendances (p-value) est également calculée.

3.3.4. Propagation d'une sécheresse météorologique à une sécheresse socio-économique

Les impacts socio-économiques sont évalués par le pourcentage de la population qui est en phase 3+ d'insécurité alimentaire selon l'IPC (somme des pourcentages des populations en phase 3 et en phase 4). Ces données d'insécurité alimentaires ne sont attribuées que pour 13 mois, entre 2017 et 2023. Le fait qu'un mois ait une valeur attribuée ne signifie pas qu'il s'agit d'un épisode de sécheresse socio-économique, il s'agit simplement du mois où l'analyse de l'IPC a été effectuée. Il faut donc faire attention que dans le cas de cette analyse d'impacts socio-économiques, où les données d'insécurité alimentaire ne sont pas continues dans le temps, il est impossible d'attribuer des dates de début et de fin de sécheresse socio-économique. Une analyse concernant la caractérisation (durée, sévérité, intensité) des périodes de sécheresse (indice en dessous d'un certain seuil) ne peut donc pas être effectuée sur ces données. La seule analyse qui peut être effectuée est l'analyse de corrélation entre la valeur du SPEI et la valeur du pourcentage de la population qui est en phase 3+ d'insécurité alimentaire, uniquement pour les mois ayant une valeur attribuée. Cette analyse peut permettre de voir l'existence d'une relation entre les sécheresses météorologiques et les impacts sur l'insécurité alimentaire engendrés, ainsi que d'identifier le décalage et le temps de propagation. Le temps de propagation représente la durée sur laquelle les bilans hydriques ont une influence sur l'insécurité alimentaire analysé, et le décalage représente le nombre de mois qu'il faut au système socio-économique du district pour être impacté par ce bilan hydrique.

L'analyse de corrélation avec différents décalages et différentes périodes d'accumulation doit être réalisée dans le sens inverse de celle réalisée pour la propagation des sécheresses météorologiques aux sécheresses agricoles. En effet, étant donné la non-continuité des valeurs d'insécurité alimentaire, le décalage de la valeur du SPEI doit être effectué en arrière par rapport au mois où une valeur d'insécurité alimentaire est attribuée. L'analyse du temps de propagation se fait via les différentes échelles du SPEI, comme fait lors de l'analyse de la propagation de la sécheresse météorologique à la sécheresse agricole.

4. Résultats

4.1. Visualisation des données utilisées

4.1.1. Distribution spatiale des précipitations, évapotranspirations de référence et bilans hydriques (P-ET0) dans le Grand Sud

Des cartes montrant la distribution spatiale des précipitations annuelles moyennes, des ET0 annuelles moyennes et des P-ET0 annuelles moyennes ont été réalisées pour les 9 districts de la région du Grand Sud les plus touchés par les sécheresses (fig.9 ; fig.10). Ces valeurs annuelles moyennes sont les accumulations totales annuelles, moyennées sur la période allant de 1982 à 2023.

Les cartes montrent que la distribution spatiale des précipitations présente un gradient ouest-est marqué, allant de 200-460mm à l'ouest jusqu'à 1240-1500mm à l'est. La distribution spatiale des ET0 quant à elle présente un gradient inverse et moins abrupt, avec des valeurs plus élevées à l'ouest (1700-1850mm/an) et plus faibles à l'est (1100-1400mm/an). Les zones avec des précipitations minimales sont également celles avec les ET0 maximales, et inversement (les zones recevant le plus de précipitation sont celles qui ont des valeurs d'ET0 les plus faibles). Le bilan hydrique (P-ET0) en résultant présente donc un gradient très marqué. Il est maximal dans l'ouest et minimal dans l'est.

La région d'Atsimo-Andrefana (ouest) est la zone la plus déficitaire en eau (déficit hydrique allant jusqu'à -1520mm par an. La région d'Androy (sud) présente également un déficit important allant de -810 à -1165mm par an. Quant à la région d'Anosy, son gradient interne de bilan hydrique est très marqué, montrant une transition rapide entre les zones de bilan hydrique négatif et des zones avec un bilan hydrique positif.

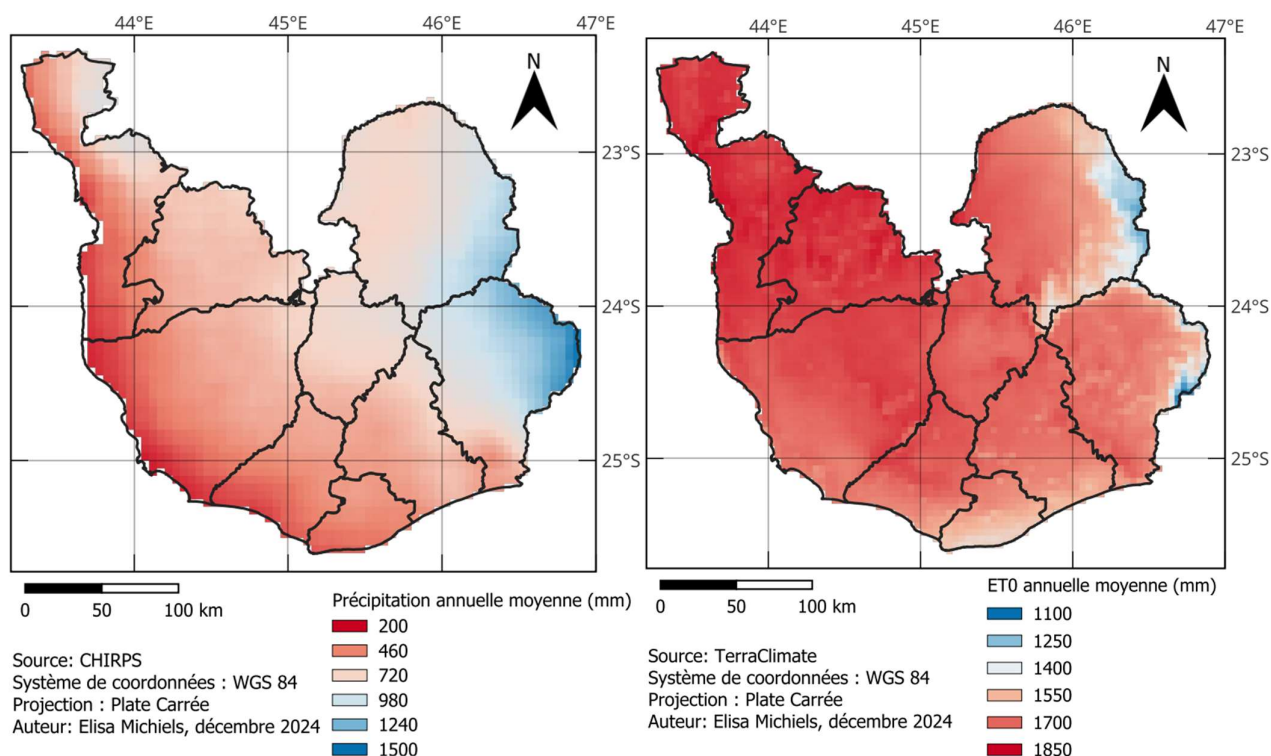


Figure 9 : Précipitations (gauche) et ET0 (droite) annuelles moyennes entre 1982 et 2023. Source : CHIRPS (précipitations) et Terraclimate (ET0).

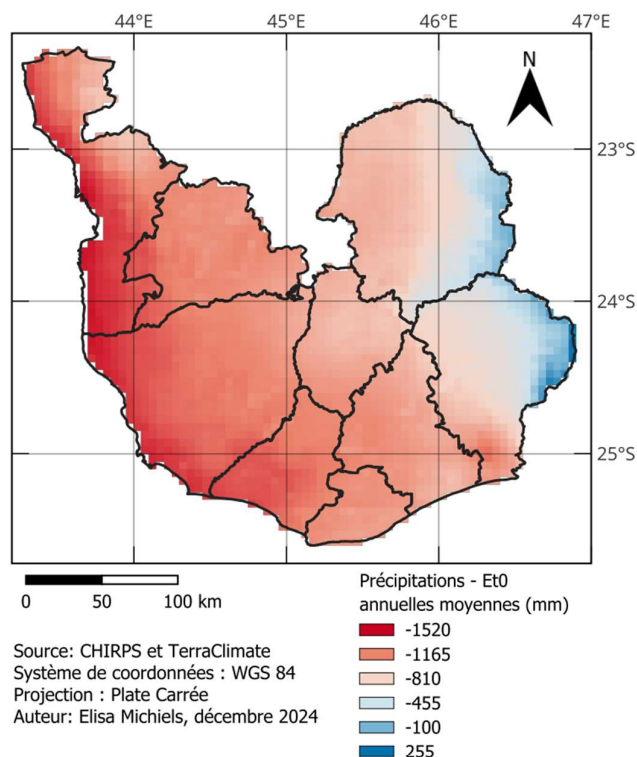


Figure 10: Précipitations-ET0 annuelles moyennes entre 1982 et 2023. Source : CHIRPS et TerraClimate.

4.1.2. Séries temporelles des données de précipitation, d'évapotranspiration de référence, de bilan hydrique (P-ET0) et de FAPAR pour la région d'Androy

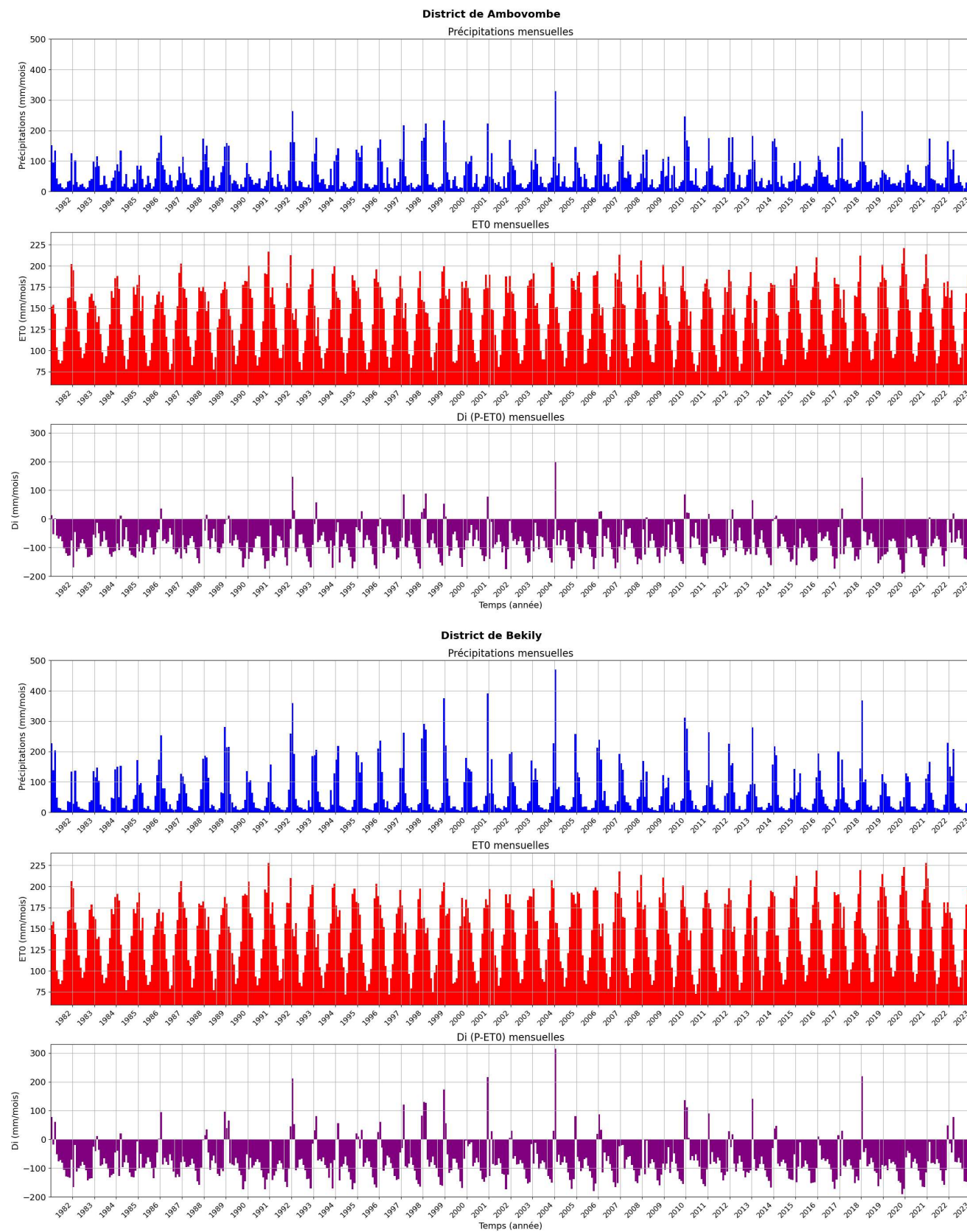
Les séries temporelles des données de précipitations, d'ET0, de bilan hydrique et de FAPAR pour la période 1982-2023 pour chaque district sont présentées aux figures 11 et 12.

Les précipitations présentent une grande variabilité intra annuelle liée à la saisonnalité, avec des pics durant la saison des pluies (décembre à mars). Elles ont également une grande variabilité interannuelle au niveau des pics des saisons des pluies. Ce sont donc les précipitations qui ont lieu durant la saison des pluies qui déterminent en grande partie les différences de précipitations entre chaque année. Les différences entre districts sont au niveau des précipitations mensuelles des mois au sein de la saison des pluies uniquement, les précipitations mensuelles des mois de la saison sèche étant similaires entre tous les districts. Les districts de Tsihombe et de Beloha possèdent les pics de saison des pluies les plus bas et le district de Bekily les plus haut.

Les ET0 mensuelles présentent également une grande variabilité intra annuelle liée à la saisonnalité, avec un cycle saisonnier régulier et correspondant à la saisonnalité des précipitations (pic annuel d'ET0 lors du pic annuel de précipitations). En revanche, contrairement aux précipitations, les ET0 ont une faible variabilité inter annuelle. Ils n'influenceront alors que très peu la variabilité inter annuelle du déficit hydrique, en comparaison des précipitations. L'amplitude de ses valeurs est relativement similaire au sein de chaque district. On peut constater une légère augmentation de l'ET0 après 2015, principalement au niveau des pics minimaux de chaque années (saison sèche).

Les bilans hydriques mensuels sont négatifs de manière quasiment constante, hormis quelques pics rares coïncident les pics de précipitations lors de saison des pluies pour certaines années. Ces pics positifs sont plus fréquents dans le district de Bekily. Les districts côtiers (Tsihombe, Beloha,

Ambovombe) quant à eux souffrent d'un déficit hydrique quasi-permanent même pendant la saison des pluies. L'année 2020-2021 représente le pic négatif le plus extrême dans tous les districts.



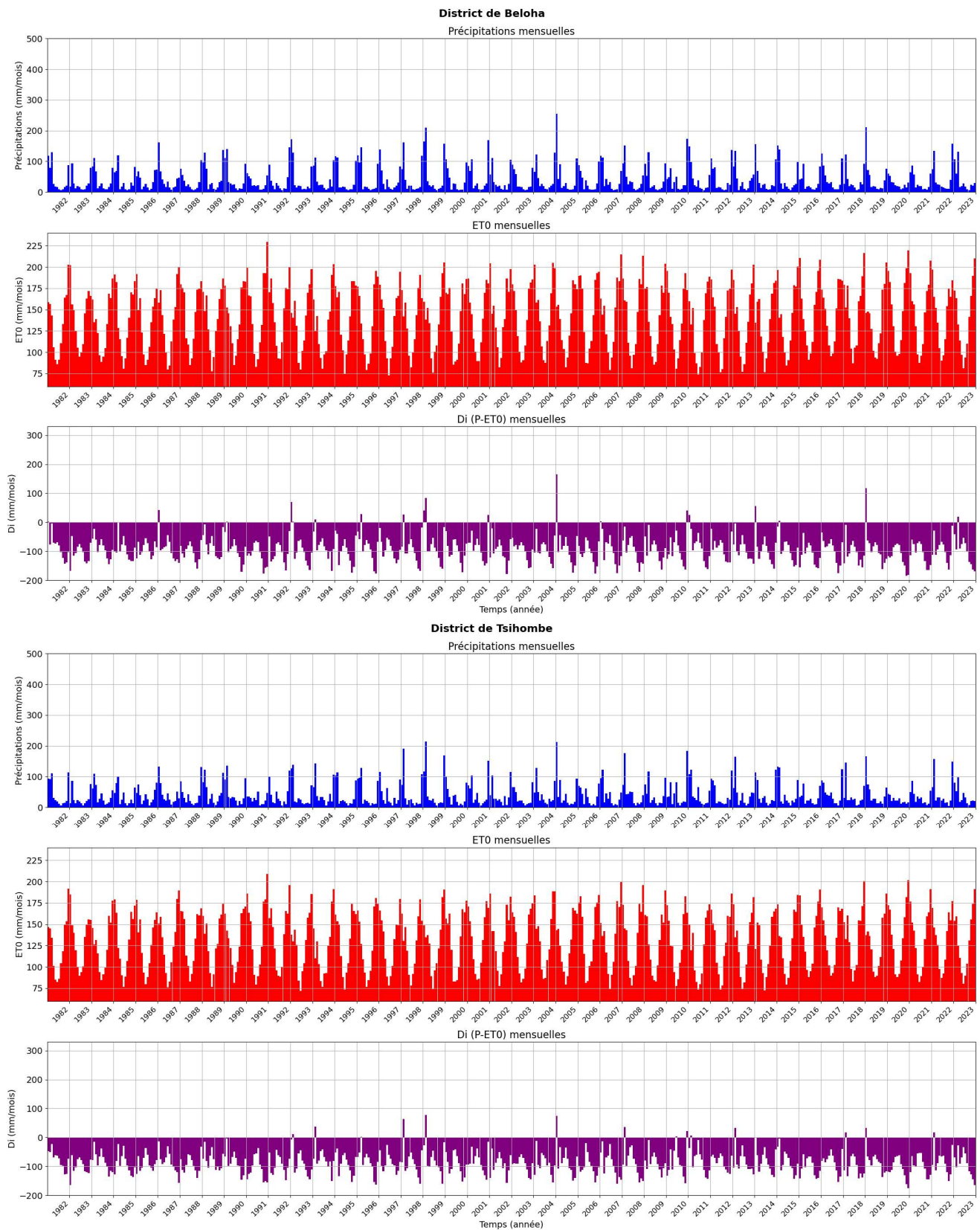


Figure 11 : Séries temporelles des précipitations (P), ET0 et bilan hydrique (P-ET0) mensuelles de 1982 à 2023 pour les quatre districts de de la région d'Androy. Source : TerraClimate (P) et CHIRPS (ET0)

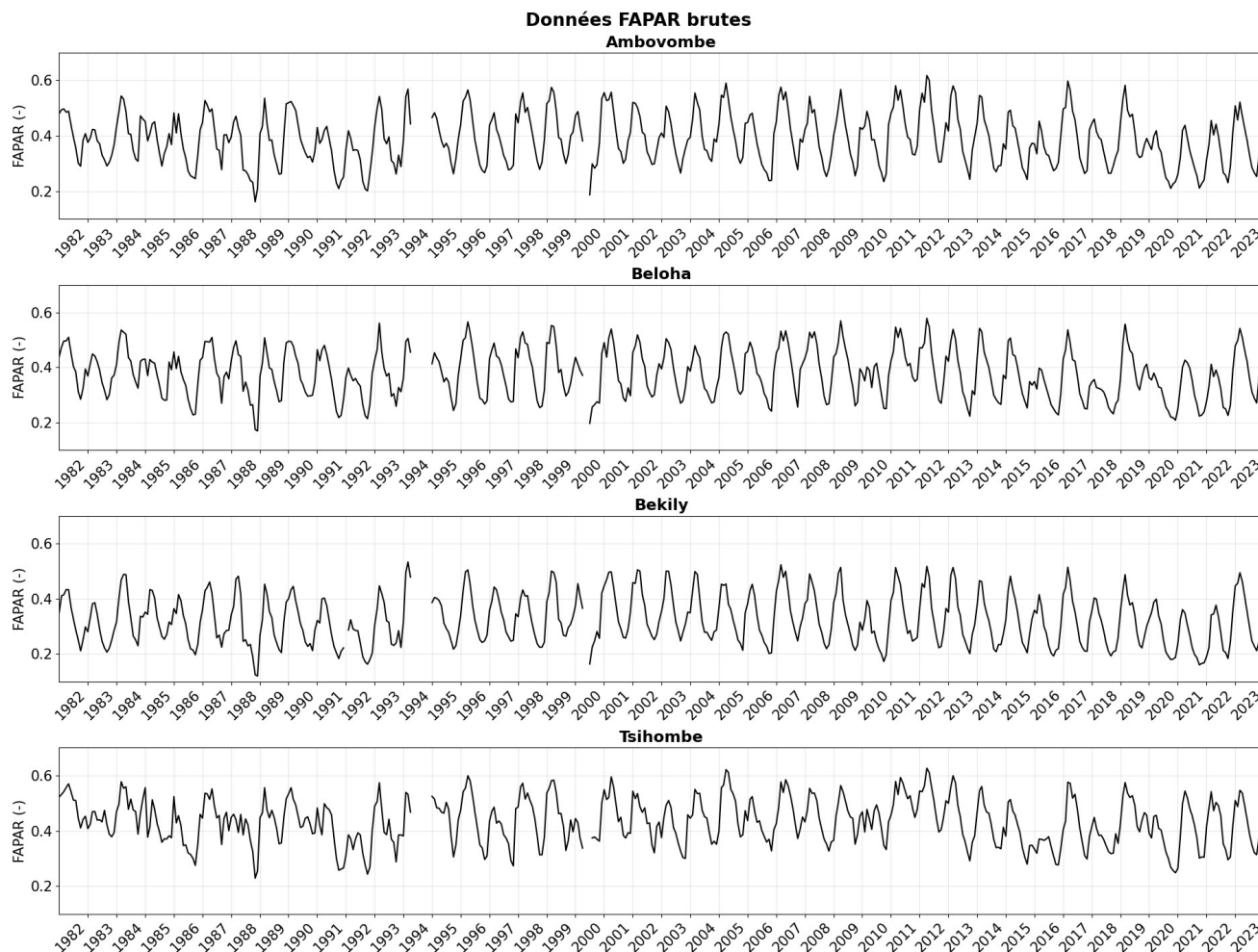


Figure 12 : Séries temporelles des FAPAR maximales mensuelles de 1982 à 2023 pour les quatre districts de la région d'Androy. Source : NOAA CDR AVHRR LAI/FAPAR et VNP15A2H.

En regardant les séries temporelles de FAPAR, on observe que les valeurs de FAPAR oscillent principalement entre 0,2 et 0,6, avec une variation intra-annuelle marquée. Son cycle saisonnier est synchronisée dans le temps par rapport à la saisonnalité des déficit hydrique (élevé en début d'année et faible en fin d'année).

Le district de Bekily présente des valeurs plus faibles, oscillant généralement entre 0,2 et 0,5 et le district de Tsihombe présente des valeurs plus élevées, oscillant généralement entre 0,3 et 0,6. Beloha et Ambovombe présente des valeurs intermédiaires, oscillant généralement entre 0,3 et 0,5. C'est le pattern inverse du déficit hydrique, où l'on observait les valeurs les plus élevées pour Bekily et les plus faibles pour Tsihombe. Même si les pics de FAPAR suivent effectivement les pics de bilans hydriques, donnant un pattern cohérent de la réponse au niveau temporel, la relation entre les valeurs de bilan hydrique et de FAPAR est moins directe, suggérant l'influence d'autres facteurs environnementaux sur la végétation.

4.2. Vérification de la distribution temporelle des données de bilan hydrique (Précipitation – évapotranspiration de référence)

Pour s'assurer que le calcul du SPEI puisse se faire sur les données de bilan hydrique (P-ET0) du Grand Sud, un test de Komolgorov-Smirnov a été réalisé pour déterminer si les bilans hydriques de chaque mois suivent bien une distribution log-logistique généralisée, sur 3 pixels choisis (un pixel par région). Les résultats sont présentés à la figure 13. Le test a été réalisé pour les distributions des bilans hydriques sommées sur 1 mois, 3 mois, 6 mois et 12 mois, représentant les fenêtres d'accumulation de bilan hydrique qui vont être utilisées dans le calcul du SPEI.

Le test de Komolgorov-Smirnov calcule la statistique de test sur les données d'entrée (ici le bilan hydrique). Si la statistique de test obtenue dépasse une certaine valeur critique alors il n'est pas probable que les bilans hydriques suivent une distribution log-logistique généralisée. Cette valeur critique, pour un niveau de significativité de 0,05 et pour un échantillon contenant 43 observations (ex : chaque mois de janvier depuis 1981 jusqu'en 2023) est de 0,21.

On observe que pour les pixels des 3 régions, pour tous les mois de l'année et pour toutes les fenêtres d'accumulation, les distributions suivent une distribution log-logistique généralisée car la valeur de la statistique de test calculée sur les données est inférieure à la valeur critique.

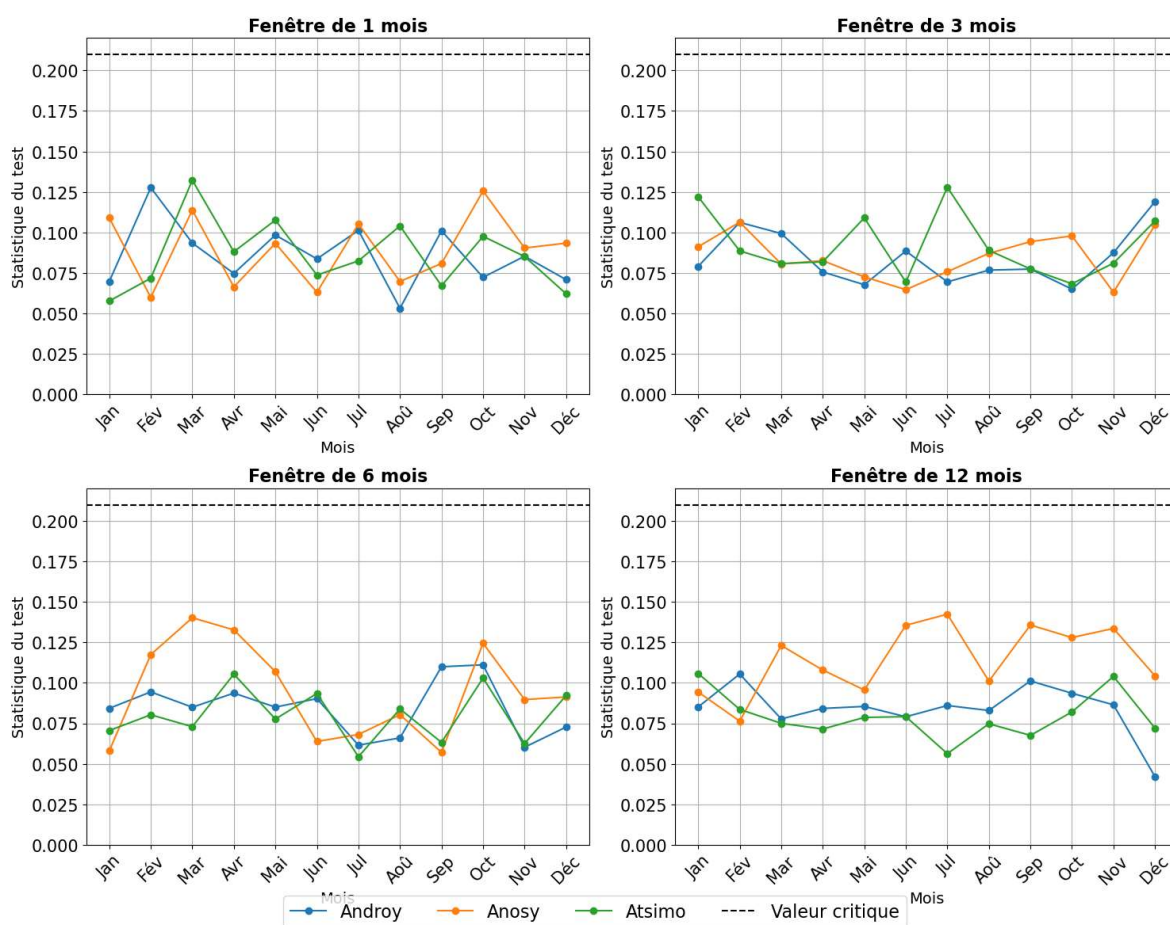


Figure 13 : Statistiques du test de Komolgorov-Smirnov testant les distributions des précipitations-ET0 dans les 3 régions du Grand Sud contre une distribution log-logistique généralisée pour chaque mois de l'année, sommées sur différentes fenêtres temporelles, sur la période 1982-2023

4.3. Séries temporelles des indices de sécheresses pour la région d'Androy

Les séries temporelles du SPEI (1,3,6,9), et de l'anomalie du FAPAR de 1982 à 2023 pour chaque district sont présentées aux figures 14 et 15 respectivement. Les mois surlignés en vert représentent les sécheresses recensées dans EM-DAT. Pour rappel, EMDAT 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". Les valeurs de pourcentage de la population dans chaque phase de d'insécurité alimentaire selon l'IPC pour les 13 analyses effectuées entre 2017 et 2023 sont présentées à la figure 16.

4.3.1. Sécheresses météorologiques : SPEI

Le SPEI-1 montre la variabilité mensuelle du bilan hydrique instantané. Il capture les conditions météorologiques réelles de chaque mois, avec des transitions rapides entre périodes sèches et humides. En progressant vers les échelles plus longues (SPEI-3, SPEI-6, SPEI-9), on observe un lissage progressif du signal qui masque la variabilité mensuelle mais révèle des tendances plus longues.

Prenons comme exemple détaillé la période de début 1983 pour le district de Ambovombe (fig.14) : Le SPEI-1 montre d'abord une valeur très négative, indiquant un déficit hydrique mensuel important. Les mois suivants montrent une remontée rapide vers des valeurs positives. Le SPEI-3 pour cette même période commence moins négatif car il prend en compte les mois précédents qui étaient plus humides. Lorsque le SPEI-1 remonte en positif, le SPEI-3 reste négatif plus longtemps car il continue d'intégrer le mois très sec dans son calcul. Cette différence illustre parfaitement comment l'accumulation fonctionne : le SPEI-3 "garde en mémoire" les conditions des mois précédents.

Les échelles plus longues présentent plusieurs avantages. En lissant le signal, elles permettent de mieux visualiser les périodes de sécheresse prolongées. Par exemple, pendant la période 2020-2021, le SPEI-9 montre clairement une longue période de sécheresse continue, alors que le SPEI-1 montre cette même période de manière plus fragmentée avec des interruptions par des mois légèrement positifs. Ce lissage peut être utile pour identifier les sécheresses importantes ayant un impact significatif sur la végétation et les populations, car des petites périodes humides ne compensent pas l'effet cumulés de plusieurs mois secs.

Cependant, ces échelles plus longues présentent aussi des limitations importantes. Premièrement, elles masquent le début réel des sécheresses météorologiques. Un SPEI-6 négatif ne nous dit pas quand exactement le déficit hydrique a commencé. Deuxièmement, l'interprétation des valeurs devient plus complexe : une valeur négative de SPEI-6 peut résulter soit d'une accumulation de petits déficits sur six mois, soit d'un déficit très important sur un ou deux mois compensé par des conditions normales ou même humides sur les autres mois. Cette ambiguïté rend difficile la compréhension précise des conditions météorologiques réelles. Cette accumulation des déficits hydriques des mois précédents peut créer deux effets opposés : retarder la détection (si les mois précédents étaient en positif, alors le SPEI à grande échelle restera positif malgré un SPEI-1 négatif) ou anticiper faussement la détection (si des mois en négatif sont suivis de mois en positif, alors le SPEI à grande échelle peut continuer d'être négatif avant même que le SPEI-1 réapparaisse négatif). Cette différence est cruciale : alors que le SPEI-1 nous dit exactement quand les bilans hydriques sont déficitaires, les échelles plus longues nous montrent l'impact cumulé de ces bilans. C'est pourquoi il est crucial de toujours considérer le SPEI-1 comme référence pour la sécheresse météorologique réelle

Un autre aspect important est la validation des sécheresses recensées par EM-DAT (mois en vert). Ces périodes correspondent souvent à des périodes où le SPEI-1 montre une alternance de conditions,

mais où les SPEI à plus grande échelle montrent un déficit continu. Cela suggère que l'impact réel des sécheresses sur les populations et l'environnement est mieux capturé par ces échelles plus longues, même si elles ne représentent pas toujours fidèlement les conditions météorologiques mensuelles.

Cette complexité souligne l'importance d'utiliser plusieurs échelles temporelles pour une compréhension complète des sécheresses, chaque échelle apportant une perspective différente et complémentaire sur le phénomène.

En parcourant les séries temporelles des SPEI à différentes échelles pour le district de Ambovombe, on peut remarquer certaines incohérences. Par exemple, en regardant l'évolution des différents SPEI en fin 2019, on voit que le SPEI-1 devient négatif après une période de valeurs positives. Logiquement, les SPEI à plus grande échelle (3, 6 et 9 mois) devraient montrer des valeurs moins négatives que le SPEI-1, car ils intègrent les mois positifs précédents dans leur calcul. Pourtant, c'est le contraire qui se passe, et ces SPEI descendent dans des valeurs plus faibles que le SPEI-1. Ce comportement est mathématiquement incohérent avec la théorie du calcul du SPEI. En examinant l'ensemble de la série temporelle (1982-2023), ce type d'incohérence apparaît à plusieurs reprises, notamment en 2016, 2017 et pendant certaines périodes de 2020-2021. Cependant, ces anomalies restent relativement rares, la majorité des séries temporelles montrant un comportement cohérent avec la théorie : les SPEI à plus grande échelle sont plus négatifs uniquement après accumulation de mois négatifs, et moins négatifs quand ils intègrent des mois positifs précédents.

En analysant la correspondance entre les sécheresses recensées dans EM-DAT (zones vertes) et les différentes échelles de SPEI sur la période 1982-2023, plusieurs observations importantes émergent :

- La première période (1988-1992) présente une incohérence majeure. Elle englobe une période trop large incluant 1989-1990, où les SPEI montrent clairement des conditions humides. Cette délimitation aurait dû être scindée en deux épisodes distincts pour mieux refléter la réalité météorologique.
- Les deuxième période (1999) troisième (2000-2002) et quatrième (2003-2004) périodes montrent des SPEI effectivement négatifs, mais d'intensité modérée comparée à d'autres périodes non recensées où les SPEI montrent des valeurs plus extrêmes comme 1983, 1995 et 2006. Cette observation suggère que des impacts significatifs sur les populations peuvent survenir même lors de sécheresses d'intensité moyenne.
- La cinquième période (2009-2012) présente une incohérence notable en 2011, où EM-DAT inclut une période clairement humide selon tous les indices SPEI. Cette inclusion pourrait s'expliquer par la persistance des impacts socio-économiques de la sécheresse précédente.
- La sixième période (2015-2016) correspond à des SPEI négatifs modérés, similaires aux périodes 2000-2004
- La septième période (2020-2023) montre une meilleure correspondance avec les indices SPEI, particulièrement visible dans les SPEI à plus grande échelle qui capturent bien la continuité de l'événement.

Les SPEI à plus grande échelle (6 et 9 mois) montrent généralement une meilleure correspondance avec les périodes EM-DAT que le SPEI-1. Ceci s'explique par leur capacité à capturer les déficits prolongés et à lisser les interruptions temporaires qui n'affectent pas nécessairement les impacts socio-économiques. Les périodes EM-DAT commencent généralement après le début des SPEI négatifs, reflétant le délai entre le début du déficit hydrique et l'apparition des impacts sur la population et la végétation. Ces impacts peuvent persister même après le retour à des conditions météorologiques favorables, expliquant l'inclusion de périodes humides dans certaines sécheresses EM-DAT.

Cette analyse souligne que plusieurs périodes de sécheresse météorologique intense (1983, 1995, 2006) ne sont pas recensées dans EM-DAT, tandis que certaines périodes de sécheresse modérée ou incluant des conditions humides sont incluses, suggérant que l'intensité météorologique n'est pas le seul facteur déterminant dans l'identification des sécheresses par EM-DAT. Il recense les sécheresses ayant eu un impact significatif sur les populations et non pas uniquement les sécheresses météorologiques intenses. Ainsi, une sécheresse météorologique modérée peut avoir un fort impact socio-économique si elle survient dans un contexte de vulnérabilité accrue, alors qu'une sécheresse météorologique intense peut avoir un impact limité si les populations ont des ressources ou des stratégies d'adaptation disponibles.

L'analyse des séries temporelles SPEI des quatre districts sur la période 1982-2023 révèle une remarquable homogénéité régionale dans les patterns de sécheresse. Les événements majeurs, notamment les sécheresses de 1983, 1991-1992 et 2020-2021, sont synchronisés et présentent une intensité comparable entre tous les districts.

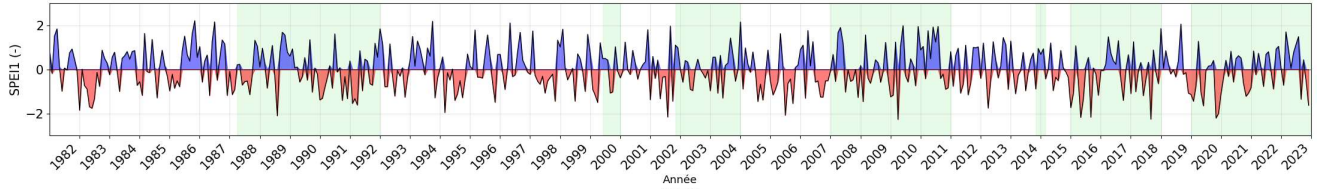
4.3.2. Sécheresse agricole : anomalie du FAPAR

L'analyse des séries temporelles des anomalies du FAPAR sur la période 1982-2023 pour les quatre districts du Grand Sud de Madagascar montre des variations d'amplitude comprises entre -3 et +3. Les anomalies positives indiquent une activité photosynthétique supérieure à la normale, tandis que les anomalies négatives révèlent un stress végétal.

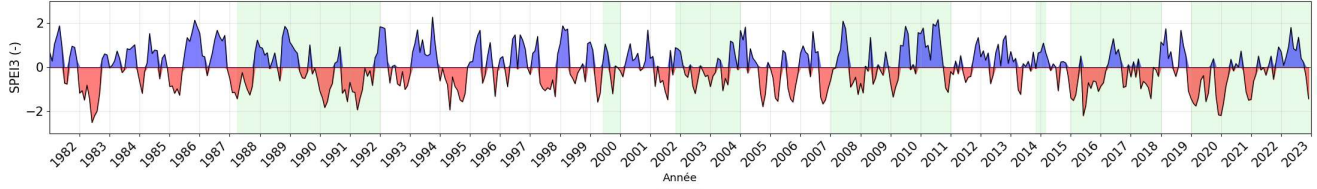
Sept périodes de sécheresse sont recensées dans EM-DAT (zones vertes). La première (1988-1992) correspond à une période de stress végétal intense avec des anomalies atteignant -3, mais inclut une période d'anomalies positives en 1989-1990. Les deuxième (1999) et troisième (2000-2002) périodes correspondent à des anomalies négatives modérées. La quatrième période (2003-2004) montre des anomalies négatives plus marquées. La cinquième période (2009-2012) présente une incohérence notable en incluant 2011, caractérisée par des anomalies positives significatives. La sixième période (2015-2016) correspond à un épisode de stress végétal important, qui se prolonge jusqu'en 2018 avec des anomalies atteignant -2. La dernière période (2020-2023) coïncide avec l'un des épisodes les plus sévères, marqué par des anomalies atteignant -3. D'autres périodes de stress végétal significatif sont visibles, notamment en 1983-1984 et 1986-1987, mais ne sont pas recensées dans EM-DAT. Les Périodes recensée par EMDAT coïncident sans décalage temporel avec les périodes de faibles anomalies de FAPAR. Ceci confirme bien que EM-DAT base son recensement des sécheresses en regardant principalement si la végétation ou les populations son affectés.

Les trois districts côtiers (Ambovombe, Beloha, Tsihombe) présentent des patterns très similaires dans l'intensité et le timing des anomalies. Bekily montre des réponses légèrement différentes, avec des anomalies négatives parfois plus modérées, notamment durant la période 2015-2018, bien que les patterns généraux restent similaires.

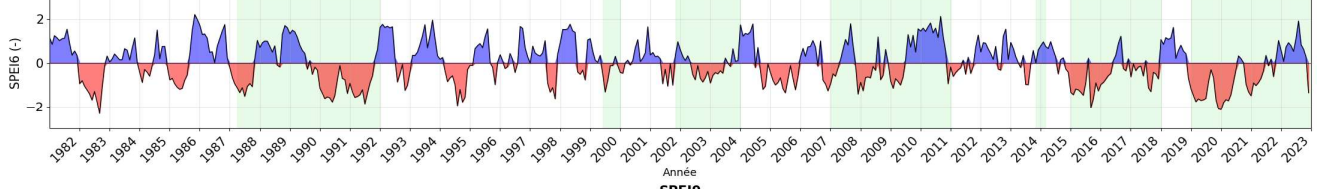
Séries temporelles de SPEI : Ambovombe
SPEI1



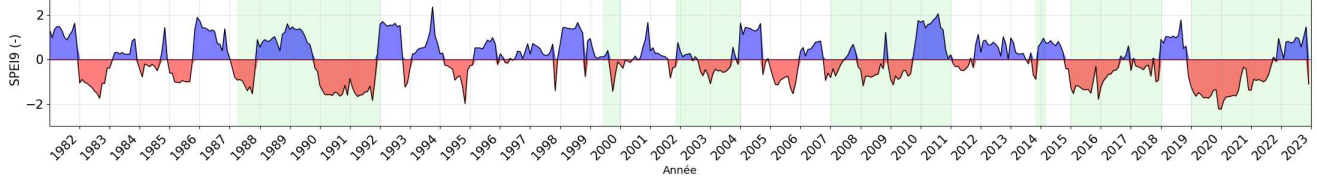
SPEI3



SPEI6

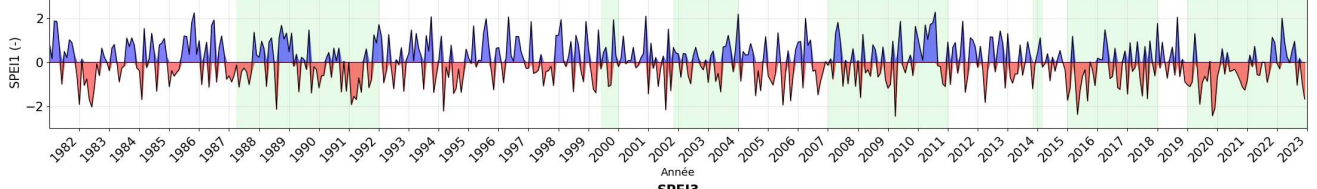


SPEI9

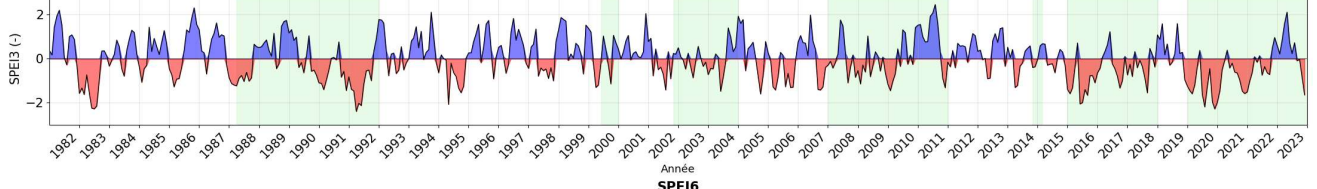


Séries temporelles de SPEI : Bekily

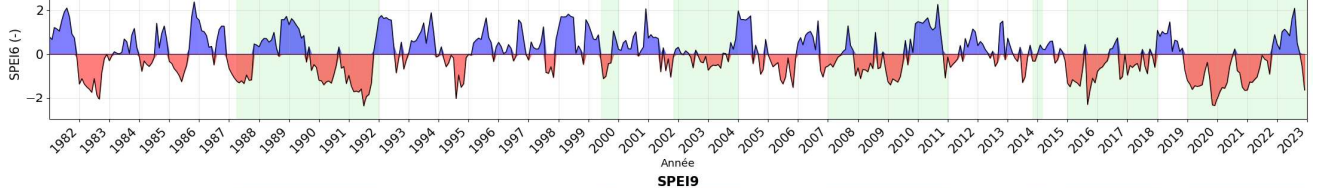
SPEI1



SPEI3



SPEI6



SPEI9



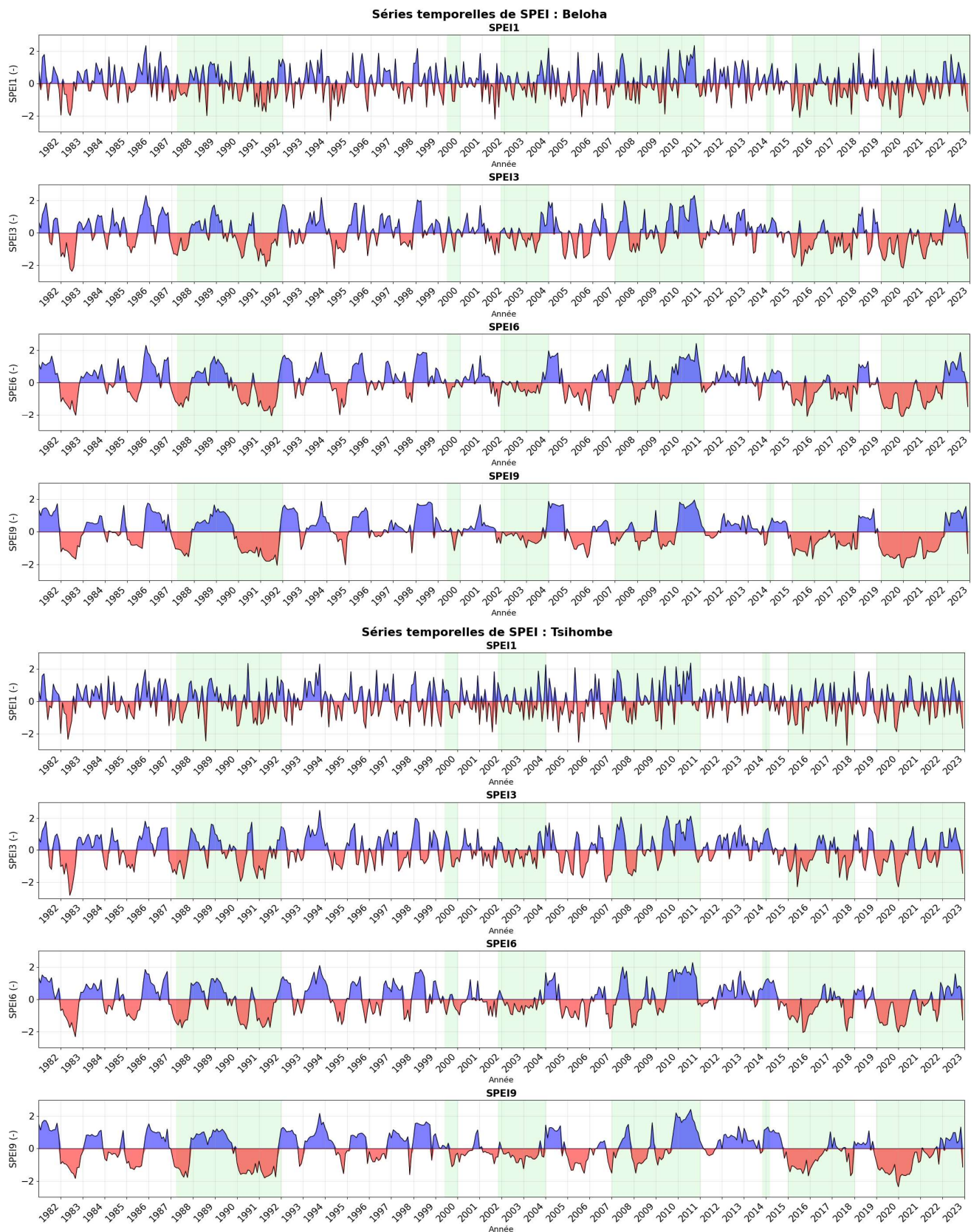


Figure 14 : Séries temporelles de SPEI-1,3,6 des districts d'Androy ; auxquelles sont superposées les sécheresses recensées dans EM-DAT pour la région (mois surlignés en vert)



Figure 15 : Séries temporelles mensuelles de FAPAR, anomalies du FAPAR et anomalies du FAPAR modérées sévères et extrêmes pour les 4 districts d'Androy ; auxquelles sont superposées les sécheresses recensées dans EM-DAT pour la région (vert)

4.3.3. Sécheresse socio-économique : insécurité alimentaire

L'analyse des données d'insécurité alimentaire de l'IPC entre 2017 et 2023 (fig. 16) révèle une évolution préoccupante de l'insécurité alimentaire. Le graphique révèle une situation d'insécurité alimentaire complexe et hétérogène, avec des différences marquées entre les districts, tant dans l'intensité que dans l'évolution temporelle des phases IPC. L'année 2021 a tout de même marqué une augmentation du pourcentage de la population en phase 3 dans les 4 districts.

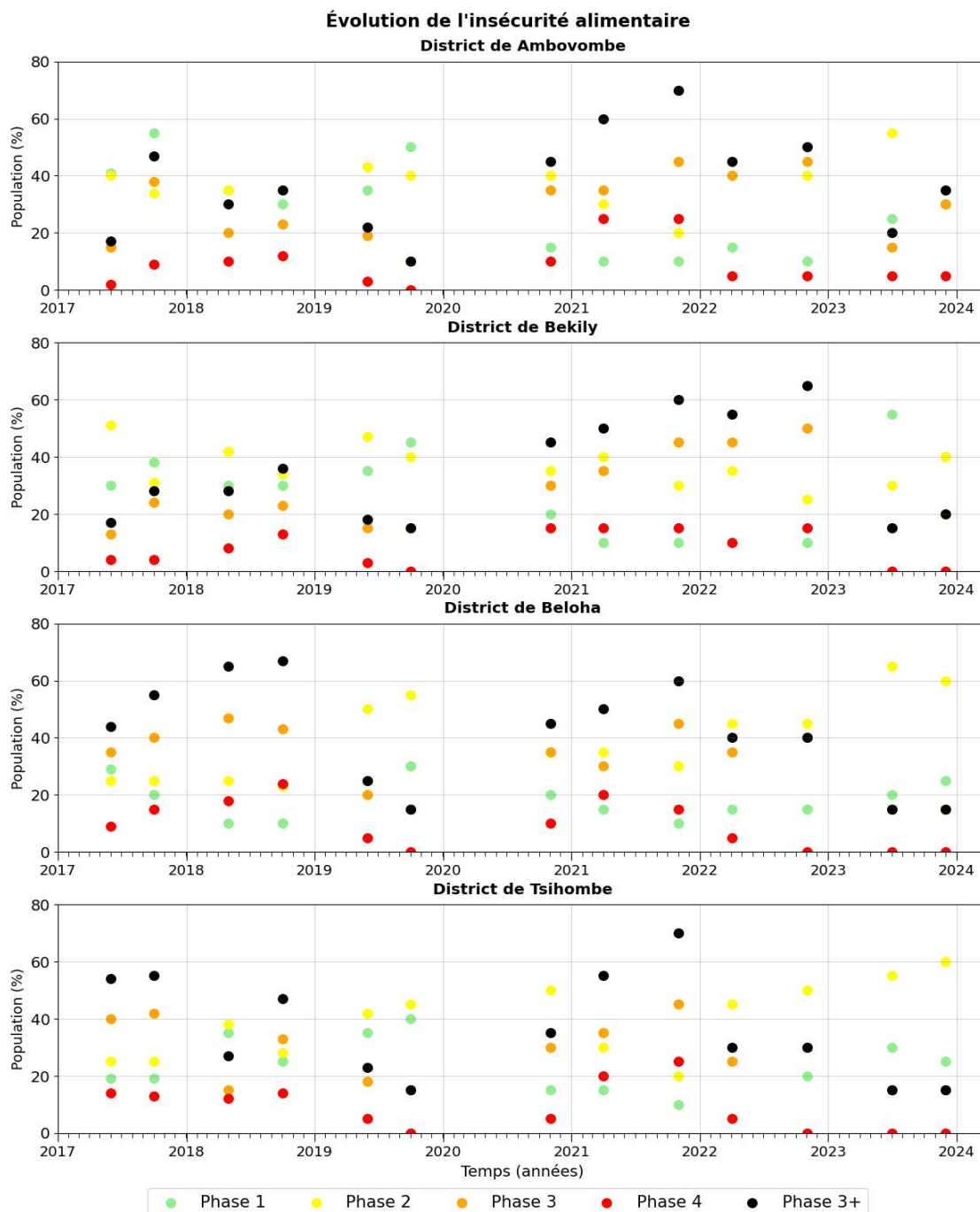


Figure 16 : Evolution de l'insécurité alimentaire dans les districts d'Androy en pourcentage de la population du district au sein de chaque phase de classement de l'IPC, pour 13 mois analysés entre 2017 et 2023.

4.4. Propagation des sécheresses pour la région d'Androy

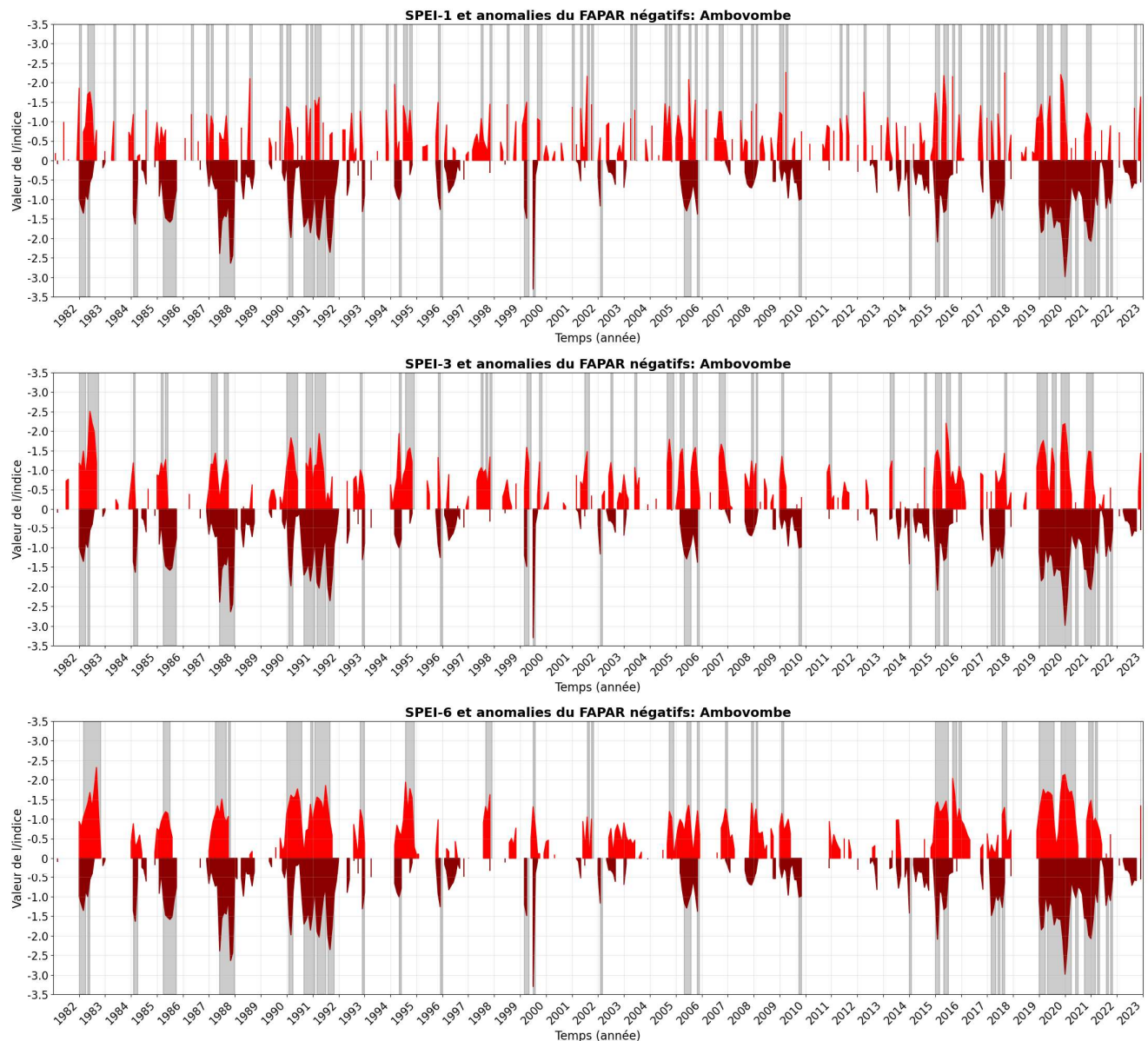
4.4.1. Propagation de la sécheresse météorologique à la sécheresse agricole

4.4.1.1. Comparaisons des séries temporelles de SPEI et de l'anomalie du FAPAR

La figure 17 permet une comparaison visuelle des anomalies du FAPAR et des SPEI (1,3,6,9) pour le district de Ambovombe, en montrant uniquement les valeurs négatives de ces deux indices, et en les superposant sur le même graphique. Les mois surlignés en gris représentent les mois ou les indices

sont inférieurs à -1, représentant donc les périodes de sécheresse. Ces mêmes graphiques ont été réalisés pour les autres districts et sont disponibles à l'annexe B.

On peut notamment y voir que les périodes où les indices sont inférieurs à -1, c'est-à-dire les périodes des sécheresses respectives, ne coïncident pas toujours, et on peut voir des anomalies FAPAR négatives sans qu'il n'y a eu de SPEI négatif, et vice-versa. Cet effet diminue lorsque l'échelle du SPEI augmente. Sur la série temporelle du SPEI1, on observe un très grand nombre de périodes de sécheresses, et plusieurs périodes distinctes correspondent à la même période d'anomalie FAPAR. C'est pourquoi l'utilisation du SPEI1 pour l'analyse de relation avec les sécheresses agricoles n'est pas évidente. Comme plusieurs périodes de SPEI1 engendrent une seule et même longue sécheresse agricole, il est préférable d'utiliser des plus grandes échelles de SPEI, représentant des plus longues périodes d'accumulation du déficit hydrique, pour relier correctement les périodes entre elles. Cependant, le lissage progressif des SPEI cache parfois des anomalies FAPAR ponctuelles



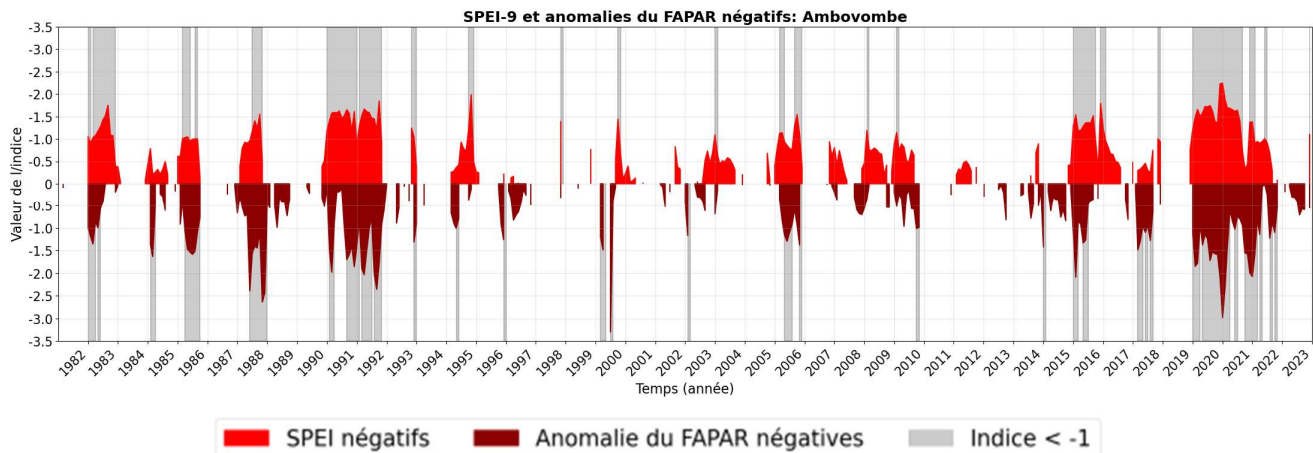


Figure 17: Séries temporelles des SPEI-(1,3,6,9) négatifs et des anomalies de FAPAR négatives comparées, et périodes de sécheresses où l'indice est inférieur à -1 coloré en gris, de 1982 à 2023 pour le district de Ambovombe.

4.4.1.2. Corrélation, décalage et temps de propagation

L'analyse des matrices de corrélation entre les différentes échelles de SPEI et les anomalies FAPAR à différents décalages temporels, pour les quatre districts d'Androy sur la période 1982-2023 (fig.18) révèle plusieurs caractéristiques importantes.

Pour tous les districts, les corrélations sont maximales avec un décalage de 0 mois et augmentent avec l'échelle temporelle du SPEI. Les valeurs maximales sont atteintes avec SPEI-9 (et lag 0) : 0.54 pour Ambovombe, 0.55 pour Beloha, 0.52 pour Bekily et 0.47 pour Tsihombe, ce dernier montrant la corrélation la plus faible. Le temps de propagation optimal est donc de 9 mois et le décalage optimal est de 0 mois.

On observe une stabilisation des corrélations entre SPEI-7 et SPEI-9, suggérant que la prise en compte des bilans hydriques des mois supplémentaires n'améliore que légèrement la corrélation à partir de 7 mois. Cela indique que la végétation répond principalement aux conditions des 7 derniers mois (6 mois précédents plus le mois en cours, étant donné le lag 0).

Pour des échelles de SPEI élevée, la corrélation est tout de même bonne pour des décalages temporels supérieur à 0 mois. Cela s'explique par le fait que la végétation répond aux bilans hydriques des 9 derniers mois, donc la réponse de la végétation 2 mois après par exemple, est aussi corrélée aux conditions des déficit hydriques précédentes, mais moins fortement car les conditions des 2 derniers mois ne sont pas prises en compte. Le fait que la corrélation soit maximale pour un décalage de 0 mois indique que c'est à ce moment que la réponse de la végétation est la plus fortement liée à l'accumulation des déficits hydriques, même si cette accumulation continue d'influencer la végétation les mois suivants.

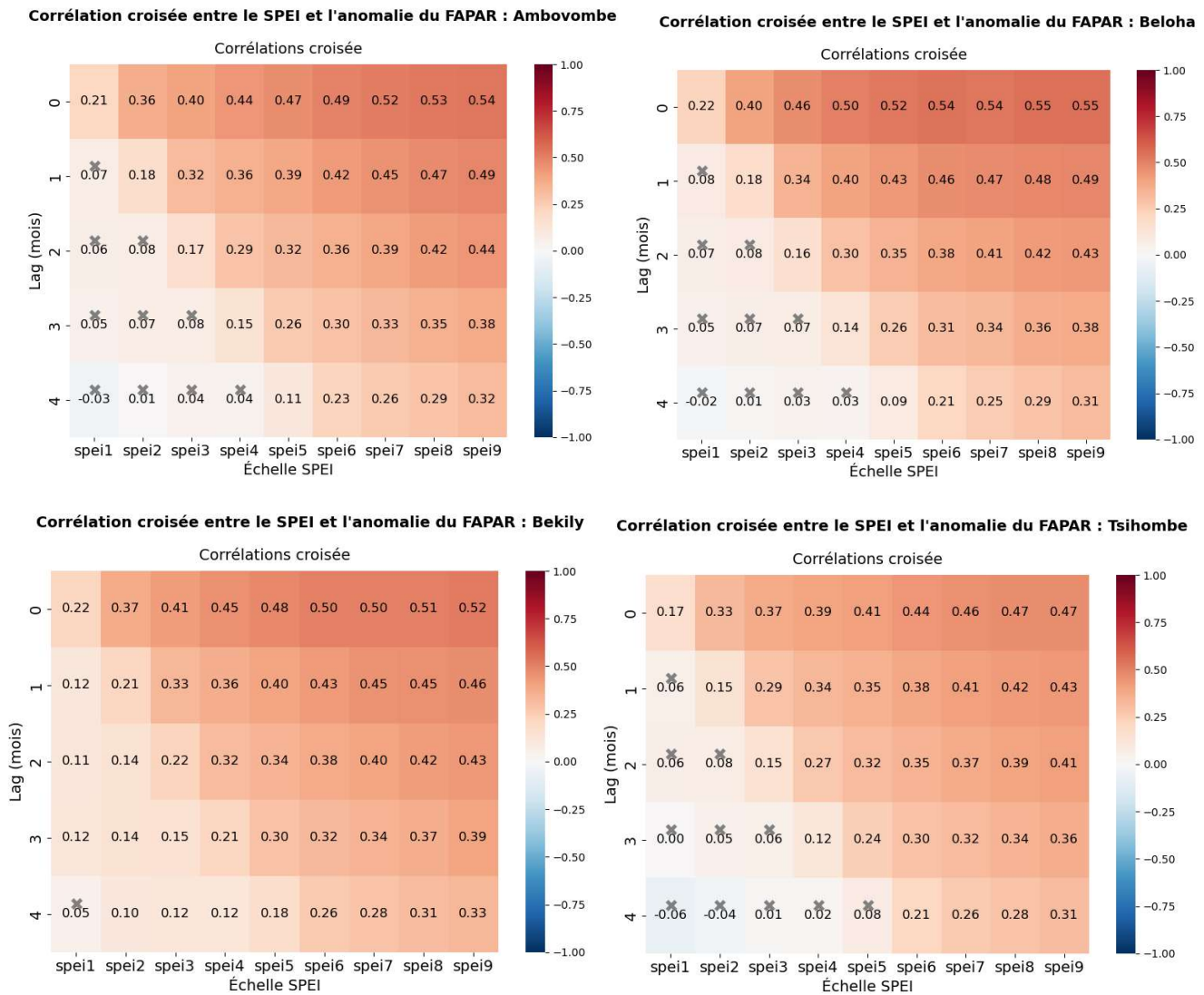


Figure 18 : Résultats des corrélations entre le SPEI et l'anomalie du FAPAR pour différents décalages et échelles temporelles de SPEI, de 1982 à 2023, pour les 4 districts d'Androy. Les croix représentent les corrélations qui ne répondent pas au test de significativité.

4.4.1.3. Evolution des caractéristiques (durée, sévérité, intensité) des épisodes de sécheresse lors de la propagation et analyse des tendances

Les périodes (et leurs caractéristiques) de sécheresses météorologiques doivent être définies par le SPEI-1, car c'est le SPEI qui représente les bilans hydriques réels de chaque mois. En effet, utiliser les échelles plus longues de SPEI ne représenterait pas correctement les caractéristiques réelles des sécheresses météorologiques car elles lissent l'information en intégrant plusieurs mois de bilan hydrique dans leur valeur, créant artificiellement des périodes plus longues, et pour lesquelles les dates de début ne sont pas bien identifiées. En lissant les alternances entre périodes sèches et humides, la réalité mensuelle du bilan hydrique est perdue, donnant une identification des périodes de sécheresses météorologiques et leur caractérisation (durée, sévérité, intensité) biaisée. Ainsi, pour caractériser les véritables sécheresses météorologiques, il est plus rigoureux d'utiliser le SPEI-1.

Le tableau 4 contient les résultats des moyennes (sur la période de 1982 à 2023) des caractéristiques des périodes de sécheresse météorologique (SPEI1) et agricole (anomalies du FAPAR), et le tableau 5 les résultats du ratio de propagation, représentant l'amplification ou l'atténuation de ces caractéristiques moyennes.

Les périodes de sécheresse météorologiques, définies par le $SPEI-1 < -1$, sont courtes (1.2-1.3 mois) avec une sévérité cumulée de 1.7-1.8 et une intensité constante de 1.4 pour tous les districts. Ces valeurs reflètent des déficits hydriques mensuels réels, mais la fragmentation des périodes (visible sur le graphique du SPEI-1 à la figure 17) rend difficile l'interprétation de leur propagation.

Les périodes de sécheresse agricoles, définies par une anomalie du FAPAR < -1 , sont plus longues, avec des durées moyennes variant de 2,5 mois à 3,8 mois, possèdent une sévérité cumulée moyenne variant fortement entre 3,8 et 6,0. Les districts de Bekily et de Beloha sont ceux qui possèdent des durées et sévérité cumulées plus grandes. Les intensités moyennes des périodes de sécheresses agricoles compensent la différence entre district en donnant une intensité moyenne de 1,4 pour Tsihombe et Ambovombe de 1,5 pour Bekily et Beloha. Ces deux derniers présentent donc des épisodes de sécheresse d'intensité plus forte et sur de plus longues durées.

Les ratios de propagation entre les caractéristiques moyennes des sécheresses agricoles par rapport aux sécheresses météorologiques montrent une amplification significative de la durée, allant de 2 à 3 fois plus grande, et de la sévérité cumulée (allant de 1,9 à 3,2 fois plus grande selon les districts. L'intensité des périodes quant à elle montre une très bonne stabilité lors de la propagation, avec un ratio de 1,0 à 1,1.

Tableau 4 : Moyennes (sur la période de 1982 à 2023) des caractéristiques des sécheresses météorologiques (SPEI1) et agricoles (anomalies du FAPAR)

Indice	Districts	Durée moyenne [mois]	Sévérité moyenne [-]	Intensité moyenne [-]
SPEI-1	Ambovombe	1,3	1,8	1,4
	Bekily	1,2	1,7	1,4
	Beloha	1,2	1,7	1,4
	Tsihombe	1,3	1,8	1,4
Anomalie du FAPAR	Ambovombe	2,5	3,8	1,4
	Bekily	3,8	6,0	1,5
	Beloha	3,6	5,7	1,5
	Tsihombe	2,9	4,5	1,4

Tableau 5 : Ratios des moyennes (sur la période de 1982 à 2023) des caractéristiques des sécheresses météorologiques (SPEI1) et agricoles (anomalies du FAPAR)

	Districts	Ratio de durée moyenne [-]	Ratio de sévérité moyenne [-]	Ratio d'intensité moyenne [-]
Ratio de propagation entre SPEI-1 et anomalie du FAPAR	Ambovombe	1,9	2,1	1,0
	Bekily	3,2	3,6	1,1
	Beloha	3,0	3,3	1,1
	Tsihombe	2,3	2,5	1,0

Concernant le test des tendances à long terme de sur les caractéristiques des sécheresses météorologiques (SPEI1 et SPEI9) et des sécheresses agricoles, aucune des tendances calculées ne

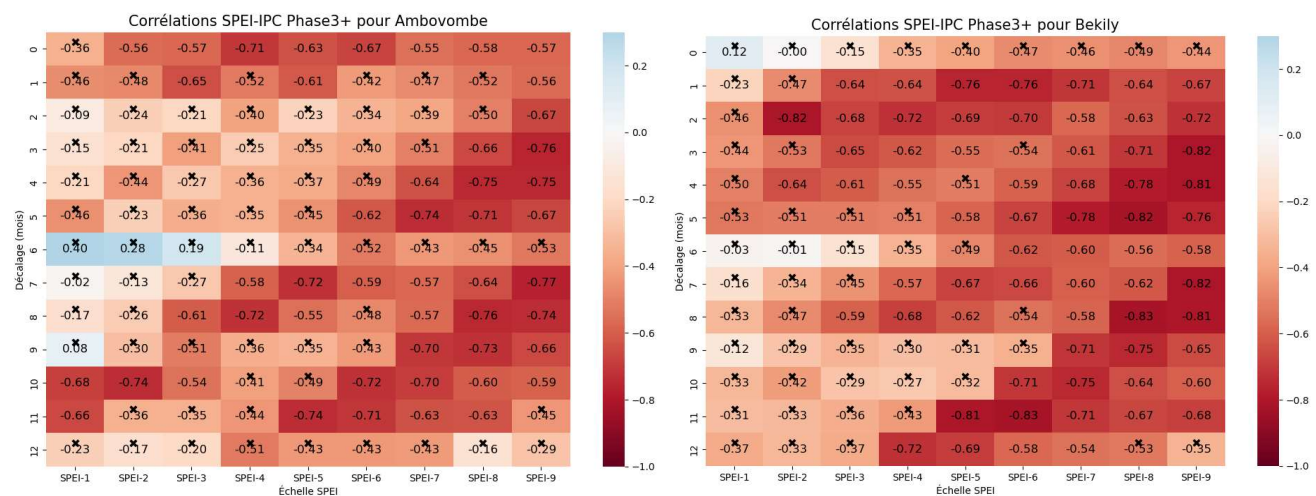
s'est avérée statistiquement significative au seuil conventionnel de 0.05. Aucune déduction ne peut être fait quant à l'amplification ou l'atténuation des sécheresses sur la période analysée.

4.4.2. Propagation de la sécheresse météorologique à la sécheresse socio-économique

Les corrélations entre les valeurs d'insécurité alimentaires et les valeurs de SPEI, pour différentes échelles de SPEI et différents décalages sont présentées à la figure 19. Les valeurs avec une croix représentent les valeurs qui ne satisfont pas le test de significativité. Dans le contexte de l'analyse entre le SPEI et l'IPC Phase3+, la corrélation est censée être négative, signifiant que quand le SPEI diminue (conditions plus sèches), le pourcentage de population en Phase3+ augmente.

Les corrélations sont plus fortes, allant jusqu'à -0.8, que celles observées avec les anomalies FAPAR, suggérant à première vue une relation plus directe entre conditions hydriques et insécurité alimentaire. Mais en réalité, la relation est moins directe car les patterns de corrélation sont beaucoup plus variables et moins cohérents. Pour la corrélation avec l'anomalie FAPAR nous observions une augmentation claire et systématique des corrélations avec l'échelle du SPEI avec une stabilisation vers SPEI 7-9 et un décalage optimal constant pour toutes les échelles et tous les districts. Pour le cas présent de la corrélation avec l'insécurité alimentaire, les corrélations maximales s'observent pour des échelles de SPEI et des décalages temporels différents, sans qu'il n'y ai d'augmentation claire et systématique vers des valeurs précises, ni même de stabilisation. Nous pouvons tout de même observer une meilleure corrélation à des décalages pour longs que pour la sécheresse agricole, mais la distribution générale dans la matrice reste confuse. Cette variabilité dans les patterns de corrélation SPEI-IPC suggère que la relation entre déficits hydriques et insécurité alimentaire est plus complexe et moins directe, probablement influencée par de nombreux facteurs socio-économiques qui modulent la réponse du système aux conditions hydriques. Cette relation est d'une force similaire (-0.75 environ) dans tous les districts, mais se manifeste à des échelles temporelles et des décalages différents.

De nombreuses corrélations, particulièrement pour les courtes échelles SPEI, ne sont pas statistiquement significatives (marquées par des croix), probablement dû au nombre limité de données IPC (13 mois seulement sur 2017-2023).



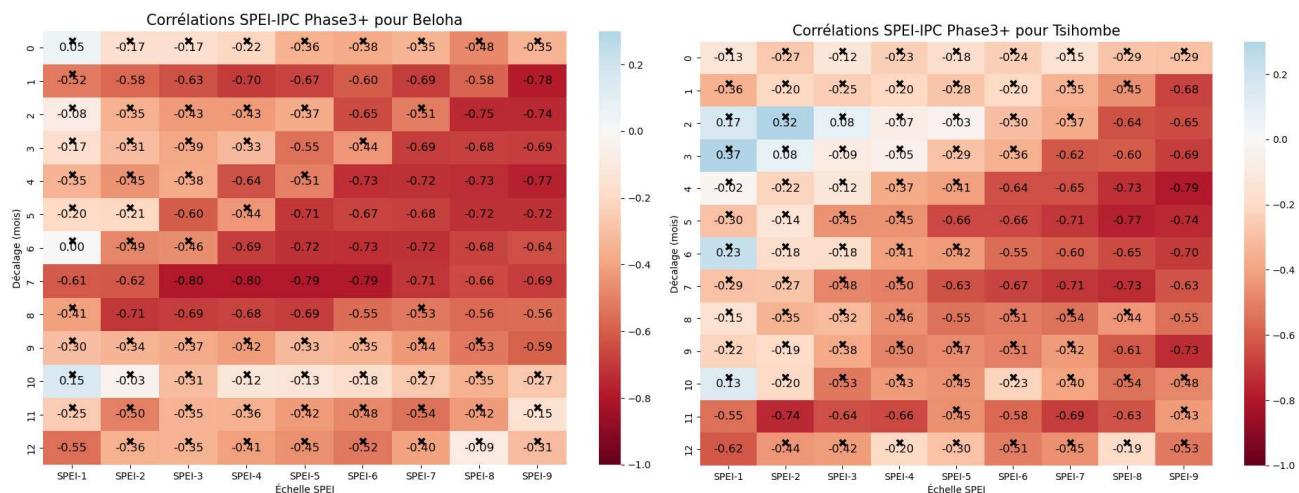


Figure 19 : Résultats des corrélations entre le SPEI et l'insécurité alimentaire pour différents décalages et échelles temporelles de SPEI, de 2017 à 2023, pour les 4 districts d'Androy. Les croix représentent les corrélations qui ne répondent pas au test de significativité.

5. Discussion

5.1. Critique des jeux de données utilisés

5.1.1. Données de précipitations

Pour le calcul du SPEI, la période minimale de données mensuelles initialement recommandée par McKee et al. (1993) était de 30 ans. Guttman (1994, 1999) a approfondi cette analyse et a suggéré qu'une période de 50 à 60 ans de données, voire plus, est optimale pour obtenir des résultats statistiquement robustes. Le jeu de données TerraClimate permet d'avoir 66 ans de données mensuelles alors que le jeu de données CHIRPS n'en permet que 42. La question peut donc se poser sur la meilleure option pour le calcul du SPEI, entre une plus longue période de données ou des données plus fiables. Etant donné les nombreux avantages de CHIRPS vis-à-vis de TerraClimate, ce jeu de données reste la meilleure option. De plus, le but étant de comparer des anomalies de précipitations (via le SPEI) avec des anomalies de FAPAR, l'idéal est d'avoir calculer ces anomalies sur la même période de référence. La période de temps de disponibilité de données FAPAR coïncide (1982-2023) avec celle de CHIRPS.

Cependant, il est important de noter que la rareté des stations météo dans la région du Grand Sud affecte la précision des deux ensembles de données. Même si CHIRPS est considéré comme étant une source de données fiable, il existe un manque de données météorologiques in situ disponibles pour le sud de Madagascar. En effet, il n'y a que trois pluviomètres dans le sud de Madagascar qui alimentent le jeu de données CHIRPS, et ces trois stations sont représentatives des climats côtiers et sont incomplètes dans leurs enregistrements. Les analyses des pluviomètres des villes de Toliary et Taolagnaro, pour la période 1950-2018, ont montrées une tendance à retarder le début de la saison des pluies (Randriamarolaza et al., 2021). La fiabilité supposée de CHIRPS doit alors être remise en question, et ne pas considérer ce jeu de données comme étant sans fautes.

5.1.2. Données d'évapotranspiration de référence

La faible disponibilité en données d'évapotranspiration de référence sur une longue période de temps pose à frein à la qualité et à la fiabilité du SPEI calculé. L'ET₀ utilisé, provenant de TerraClimate, rencontre les mêmes difficultés que les données de précipitations quant à la faible présence (voire nulle) de stations CRU dans la région. De plus, la comparaison de ces données avec celles de WAPOR montrent que les valeurs d'ET₀ obtenues par TerraClimate peuvent biaiser le calcul du SPEI. Il faut donc être conscient de cette source d'erreur lors de l'analyse du SPEI obtenu.

5.1.3. Données de FAPAR

Concernant les jeux de données de FAPAR, le jeu de données NOAA CDR AVHRR LAI/FAPAR comporte beaucoup de données manquantes, ce qui a induit l'impossibilité du calcul de l'anomalie du FAPAR à l'échelle du pixel ainsi que des 'trous' dans les séries temporelles, dues soit à une absence totale de données de FAPAR soit à une insuffisance des données présentes sur le district pour pouvoir faire une agrégation spatiale correcte. Son utilisation est nécessaire pour obtenir une expansion temporelle suffisante pour le calcul d'anomalies FAPAR. Cependant, les séries temporelles de FAPAR non continues qui en résultent, empêchent l'application de pré-traitements, tel que la fonction ARIMA, qui auraient pu mener à un calcul plus correct des corrélations entre les séries temporelles de SPEI et d'anomalies du FAPAR en supprimant les autocorrélations au sein des données d'une même série

temporelle. En effet, les valeurs d'anomalies du FAPAR influencent celles qui suivent, car l'état de la végétation en un moment donné dépend pas que du déficit hydrique mais également de son état précédent. Une interpolation sur les valeurs manquantes de la série FAPAR ne peut pas être réalisée car cela fausserait trop les données.

Un autre problème concernant les données FAPAR est leur forte dépendance à 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 calculée du FAPAR (Gobron et Verstraete, 2009).

Le masque de culture utilisé pour définir les pixels à considérer dans l'évaluation du FAPAR pouvant affecter les zones agro-pastorales présente aussi ses limites. En effet, en regardant les cartes présentées à la figure 5 (section 3.2.2.3), on ne constate que très peu de zones de terres cultivées. Ceci est probablement dû à leur sous-estimation par MODIS et à leur classement en zones de prairies à la place. C'est typique des régions comme celles du Grand Sud où l'agriculture est fragmentée en petites parcelles, formant des mosaïques de cultures et de végétation naturelle comprenant moins de 40% de cultures (et donc non-classé dans « mosaïques de cultures et de végétation naturelle »). Toutefois, cela ne pose pas de problème dans l'utilisation du masque, car toutes les classes sélectionnées sont considérées comme un tout, créant juste la prise ou non des pixels. Par contre, un risque de biais dans l'analyse peut être dû à la prise en compte de toutes les zones pouvant servir de pâturages, sans distinguer si elles sont réellement utilisées ou non. Dans la réalité du terrain, seuls les zones de pâturages situées à une distance raisonnable des villages seront utilisées. Des données FAPAR attribuées à des pixels qui ne font en réalité pas vraiment partie du système agro-pastoral sont alors pris en compte, à tort, dans l'agrégation spatiale.

5.1.4. Données sur l'insécurité alimentaire

La faible disponibilité des données sur l'insécurité alimentaire (13 mois de données répartis entre 2017 et 2023) ne permet pas d'évaluer de manière significative la propagation des sécheresses météorologiques et agricoles vers les impacts socio-économiques. Cela constitue un grand frein à l'analyse et aux objectifs principaux de ce mémoire.

5.2. Critique des indices utilisés

La principale limitation des indices utilisés comme indices de sécheresses est le fait de poser l'hypothèse que leurs valeurs ne sont dues qu'à des sécheresses. Pour rappel, les hypothèses proposées en introduction étaient :

- Hypothèse 1 : Un déficit hydrique suffisamment sévère ou prolongé provoque toujours une sécheresse agricole caractérisée par une anomalie végétale.
- Hypothèse 2 : Etant donné que le Grand Sud est une région où l'agriculture est la majeure partie de l'économie mais aussi un moyen de subsistance pour ses populations, une anomalie végétale provoque toujours des impacts socio-économiques.

Cependant, sachant que la végétation du Grand Sud subit régulièrement des dégâts pour d'autres raisons que la sécheresse (ravageurs, tempête de sable, etc), une sécheresse météorologique mènera très probablement à une anomalie végétale, mais les anomalies végétales ne sont pas toutes dues à des sécheresses météorologiques. Toutes les anomalies végétales détectées ne sont alors pas toutes des sécheresses agricoles, et par extension, les impacts socio-économiques que provoquent ces anomalies végétales ne sont alors pas toujours des sécheresses socio-économiques. De plus, les impacts socio-économiques (évalués par l'insécurité alimentaire dans ce mémoire) ne sont pas toutes dues à des sécheresses agricoles. De nombreux facteurs autres que la sécheresse influencent les

données utilisées pour le calcul des indices de sécheresse. Il est donc difficile de caractériser précisément la relation entre une sécheresse météorologique et les sécheresses agricoles et socio-économiques, car les indices d'anomalie végétale et d'insécurité alimentaire ne certifient pas de caractériser uniquement des sécheresses agricoles et socio-économiques respectivement. Les relations ainsi obtenues entre ces 3 types de sécheresses sont alors biaisées. Par exemple, un stress végétal reflétée par une anomalie négative du FAPAR peut être causé par une sécheresse agricole mais empirée par les tempêtes de sables ou les invasions de cultures. Cette valeur d'anomalie du FAPAR, en étant corrélée à la sécheresse météorologique, va ainsi modifier les résultats des corrélations entre les deux sécheresses. Concernant l'insécurité alimentaire, d'autres facteurs que la sécheresse sont par exemple la pauvreté préexistante, le confinement du COVID-19, l'état du marché, ou encore la fièvre de la vallée du rift pouvant affecter la production d'élevage sans que les zones de pâturages en soient la cause. L'analyse de corrélation entre une sécheresse météorologique et une sécheresse socio-économique est encore moins fiable que pour celle de la sécheresse agricole, pouvant attribuer à tort des degrés d'insécurité alimentaire à des sécheresses socio-économiques sans qu'on soit certain qu'elles en soient la cause.

Une autre limitation concerne les différentes échelles de SPEI, qui doivent être interprétées de manière complémentaire, chacune des échelles représentant les avantages et inconvénients par rapport aux autres, et reflétant des aspects différents de la sécheresse météorologique.

5.3. Critique des analyses sur les propagations et interprétation de leurs résultats

5.3.1. Propagation des sécheresses météorologiques vers les sécheresses agricoles

5.3.1.1. Corrélation, décalage et temps de propagation

A. Limites méthodologiques

L'analyse de la propagation des sécheresses par corrélation présente plusieurs limitations importantes.

Premièrement, les anomalies FAPAR ne représentent pas uniquement les sécheresses agricoles mais tout type de stress végétal (maladies, ravageurs, pratiques agricoles). La corrélation est donc "diluée" par l'inclusion d'anomalies FAPAR négatives non liées aux déficits hydriques. La relation réelle entre sécheresse météorologique et agricole pourrait être plus forte si on pouvait isoler spécifiquement les stress hydriques.

Ensuite, la corrélation est également affectée par l'asymétrie de la relation. Pour les SPEI négatifs, la relation avec le stress végétal est plus directe : un déficit hydrique tend à impacter négativement la végétation. En revanche, pour les SPEI positifs, la relation est plus complexe : un excès d'eau n'améliore pas nécessairement la végétation et peut même être néfaste au-delà d'un certain seuil. L'inclusion des valeurs SPEI positives dans le calcul de corrélation tend donc à affaiblir artificiellement la relation entre les sécheresses météorologique et le stress végétal.

De plus, la méthode ne permet pas de distinguer les différents patterns de déficit hydrique et leurs impacts spécifiques sur la végétation. Un même SPEI-9 négatif peut résulter de configurations temporelles très différentes : un déficit hydrique court mais intense ou un déficit modéré sur une longue période. La végétation peut répondre différemment à ces patterns, mais la corrélation simple ne capture pas cette complexité.

Un autre problème peut provenir de l'influence de l'état de la végétation sur son état pour les mois qui vont suivre. Une végétation qui a connu un stress important ne peut pas se rétablir directement dès que les conditions de bilan hydriques sont plus propices.

Finalement, la corrélation obtenue ne capture pas les relations non-linéaires potentielles entre le déficit hydrique et la réponse de la végétation et elle ne permet pas de comprendre les mécanismes complexes de réponse de la végétation au stress hydrique. Une même valeur de SPEI pourrait avoir des impacts différents sur la végétation selon : l'intensité du déficit (déficit court mais intense vs modéré mais long), la période de l'année, l'état initial de la végétation ; mais la corrélation ne capture pas ces nuances.

B. Interprétation des corrélations

La corrélation modérée (~0.5) observée entre le SPEI-9 et les anomalies FAPAR nécessite une interprétation rigoureuse. Cette valeur ne doit pas être comprise comme une probabilité de propagation des sécheresses météorologiques vers les sécheresses agricoles, mais indique simplement que 50% de la variance des anomalies FAPAR peut être expliquée par une relation linéaire avec le SPEI-9. Les 50% de variance non expliqués par la corrélation résultent de plusieurs facteurs comme la présence d'autres sources de stress végétal non liées aux conditions hydriques ou encore l'existence potentielle de relations non-linéaires entre le déficit hydrique et la réponse végétale. Cette analyse révèle que la relation entre sécheresses météorologiques et agricoles est plus complexe qu'une simple probabilité de propagation. Le SPEI-9 explique mieux linéairement les variations du FAPAR que les autres échelles testées, mais ne permet pas de comprendre complètement la nature de la dépendance de la végétation aux conditions hydriques passées.

En analysant les différences géographiques dans les matrices de corrélation, on observe des patterns distincts entre les districts : Les districts côtiers d'Ambovombe et Beloha montrent les plus fortes corrélations avec le SPEI-9 (respectivement 0.54 et 0.55), suggérant une forte sensibilité de leur végétation à l'accumulation des déficits hydriques. Tsihombe montre une sensibilité plus faible aux conditions hydriques avec une corrélation maximale de seulement 0.47 pour SPEI-9. Cette différence pourrait s'expliquer par des facteurs locaux spécifiques comme la topographie, le type de sol, ou la composition de la végétation qui modulent la réponse de la végétation aux déficits hydriques. Bekily, situé plus à l'intérieur des terres, présente un comportement intermédiaire avec une corrélation maximale de 0.52 pour SPEI-9. Sa position géographique plus continentale pourrait expliquer cette réponse différente aux déficits hydriques.

Ces variations spatiales dans la force des corrélations suggèrent que la propagation des sécheresses météorologiques vers les sécheresses agricoles est modulée par des caractéristiques locales. Cette hétérogénéité spatiale souligne l'importance de considérer les spécificités locales dans la compréhension et la gestion des sécheresses, même au sein d'une région relativement restreinte comme le Grand Sud de Madagascar.

5.3.1.2. Analyse de l'évolution des caractéristiques des épisodes de sécheresse

La définition de la période de sécheresse va avoir une grande influence sur ces résultats. La définition simplifiée définissant la période par rapport à l'indice inférieur à -1 peut poser problème dans le cas du SPEI-1, où les sécheresses sont très fragmentées. Une même période d'anomalie du FAPAR < -1 peut être dû à plusieurs périodes de SPEI < -1 qui ont été fragmentées. Cela rend l'analyse de l'évolution des caractéristiques des périodes de sécheresse lors de la propagation impossible, étant donné qu'un seul épisode de sécheresse de SPEI1 ne va généralement pas se propager en une période de sécheresse

agricole, c'est l'ensemble de plusieurs de ces périodes de sécheresse de SPEI1 qui vont ensemble influencer sur les caractéristiques d'une seule sécheresse agricole. Les ratios de propagations des caractéristiques obtenus en utilisant le SPEI sont donc probablement biaisés par la fragmentation des périodes SPEI-1.

La manière dont la période est définie peut donc être améliorée, comme le montrent Guo et al. (2020) dans leur étude où ils définissent un épisode de sécheresse météorologique comme étant uniquement caractérisée par le SPEI1, et où plusieurs épisodes de $\text{SPEI1} < -1$ peuvent être réunies comme étant une seule grande période. Pour cela, ils considèrent que deux périodes séparées n'en forment qu'une seule si elles sont séparées par un nombre de mois inférieur à un certain nombre de mois critique, au sein duquel les valeurs de $\text{SPEI} > -1$ ne dépassent pas une certaine proportion.

5.3.2. Propagation des sécheresses météorologiques vers les sécheresses socio-économiques

La relation entre les sécheresses météorologiques et l'insécurité alimentaire est plus complexe, car l'insécurité alimentaire pour un mois donné dépend très fortement de l'insécurité alimentaire des mois précédents. Les populations ont pu avoir recours à des moyens de survie extrêmes tel que la vente de leur bétail, empêchant l'amélioration de l'insécurité alimentaire malgré une diminution des sécheresses. Cette complexité se démarque à travers un pattern non cohérent de la corrélation croisée entre le SPEI à différentes échelles et l'insécurité alimentaire.

6. Conclusions et perspectives

Le phénomène de sécheresse est particulièrement difficile à caractériser en raison de son développement sur un long horizon temporel, de la complexité de ses mécanismes de propagation le long des différents sous-systèmes (météorologique, agricole, hydrologique et socio-économique), et de la multiplicité des facteurs pouvant influencer sa propagation.

Le Grand Sud de Madagascar représente un cas d'étude particulièrement complexe pour l'analyse des sécheresses en raison de plusieurs facteurs :

- 1) La vulnérabilité socio-économique extrême du Grand Sud, où plus de 90% de la population vit sous le seuil de pauvreté, avec une forte dépendance à l'agriculture de subsistance et à l'élevage. Le Grand Sud possède également une faible capacité d'adaptation due au manque d'infrastructures.
- 2) La présence de multiples facteurs aggravants, tels que les tempêtes de sable, les invasions récurrentes de criquets et de chenilles légionnaires, les impacts des mesures de confinement COVID-19 sur les chaînes d'approvisionnement, les problèmes structurels préexistants (notamment les infrastructures médiocres et l'enclavement), etc.
- 3) La faible fiabilité des données météorologiques disponibles dans le Grand Sud pouvant significativement impacter la fiabilité des résultats de calculs de sécheresses et ainsi la fiabilité de l'analyse de propagation. En effet, le Sud de Madagascar est totalement dépourvu de stations météorologiques in-situ CRU TS utilisées par TerraClimate pour l'obtention de données d'évapotranspiration de référence, et ne possède que très peu de stations météorologiques in-situ utilisées par CHIRPS pour l'obtention de données de précipitation.

Ce mémoire s'est appuyé sur l'analyse des sécheresses météorologiques et agricoles sur la période allant de 1982 à 2023, via l'indice standardisé de précipitation-évapotranspiration (SPEI) et l'anomalie du FAPAR respectivement. Les sécheresses socio-économiques ont été analysées sur une période

plus courte, allant de 2017 à 2023, via des pourcentages de population classée en phase 3 ou + sur l'échelle d'insécurité alimentaire selon l'IPC.

Cependant, plusieurs défis méthodologiques ont complexifié l'analyse.

Le premier défi concerne la fiabilité, la qualité ou l'existence des données. En effet, la fiabilité des données météorologiques pose question, étant donné le manque de stations météorologiques in-situ. Les données de FAPAR ont également posé un problème via la non-continuité de la présence de données de qualité en chaque pixel, notamment avant 2014. De plus, la faible quantité de données d'insécurité alimentaire, étant précisément de 13 mois répartis entre 2017 et 2023, a restreint l'analyse de la propagation socio-économique.

Le deuxième défi concerne les indices de sécheresse. L'indice utilisé pour caractériser la sécheresse agricole, l'anomalie du FAPAR, représente en réalité l'état de stress ou de bonnes conditions de la végétation, il peut donc être influencé par d'autres facteurs de stress que la sécheresse. Toutes les anomalies végétales détectées ne sont alors pas toutes des sécheresses agricoles. L'utilisation d'un indice de santé de la végétation peut donc biaiser la détection des sécheresses agricoles. Le problème existe aussi pour l'indice utilisé pour caractériser la sécheresse socio-économique, l'insécurité alimentaire, cette dernière pouvant être provoquée par une multitude de facteurs autres que la sécheresse.

Le troisième défi concerne la délimitation précise des zones agro-pastorales réellement utilisées. Cette délimitation a été faite simplement sur base des classes d'occupation du sol, sans prendre en compte la réalité du terrain. Des zones non-utilisées pour l'agriculture sont alors comptées dans la caractérisation des sécheresses agricoles.

Le quatrième défi concerne la difficulté d'analyser la propagation d'une sécheresse météorologique vers une sécheresse agricole ou vers une sécheresse socio-économique. De nombreux facteurs influencent la propagation des sécheresses, rendant leurs relations non-linéaires. Il est donc complexe de pouvoir caractériser correctement les processus de propagation.

L'analyse de propagation des sécheresses météorologiques aux anomalies végétales a révélé que la végétation répond principalement aux conditions hydriques cumulées sur 9 mois, avec une stabilisation à partir de 7 mois. Cette réponse est immédiate (décalage de 0 mois) au bilan hydrique cumulé du mois en cours. Cette réponse rapide limite malheureusement les possibilités d'adaptation préventive pour les populations. Les corrélations obtenues avec ces paramètres (9 mois d'accumulation de bilan hydrique à prendre en compte et une réponse immédiate) sont modérées (~ 0.5) dans les 4 districts. Cette corrélation modérée s'explique par plusieurs facteurs, tels que le fait que :

- les anomalies FAPAR reflètent tout type de stress végétal, pas uniquement hydrique ;
- la relation est asymétrique entre déficits et excès hydriques. Un déficit va créer un stress végétal, mais un bilan hydrique positif ne va pas nécessairement donner de bonnes conditions végétales ;
- les réponses de la végétation par rapport à un stress hydrique peuvent être non-linéaires ; et
- l'état initial de la végétation influence sa réponse.

L'analyse a également révélé une amplification significative de la durée et de la sévérité moyenne des épisodes de sécheresse lors de la propagation du SPEI-1 vers l'anomalie du FAPAR, d'un facteur allant

de 2 à 3. L'intensité moyenne de ces épisodes, quant à elle, reste stable lors de la propagation. Cependant, ces résultats doivent être interprétés avec précaution en raison de la fragmentation des périodes de sécheresse définies par le SPEI-1. En effet, une même période d'anomalie du FAPAR négative peut correspondre à plusieurs périodes de $\text{SPEI-1} < -1$ fragmentées, rendant difficile l'analyse directe de l'évolution des caractéristiques lors de la propagation. Cette fragmentation suggère que les caractéristiques (durée, sévérité, intensité) d'un épisode isolé de sécheresse météorologique, tel que défini par un SPEI1 inférieur à -1, ne peuvent pas être comparées aux caractéristiques de la sécheresse agricole correspondante pour une analyse de propagation des caractéristiques, car ces dernières sont dues à une accumulation de plusieurs épisodes de sécheresse météorologiques.

Concernant la propagation des sécheresses météorologiques vers l'insécurité alimentaire, les corrélations avec le SPEI sont plus fortes (jusqu'à -0.82) que pour la propagation vers les sécheresses agricoles mais montrent des patterns plus variables, sans cohérence ni tendance vers certaines périodes d'accumulation ou certains décalages temporels. Cela suggère que la propagation vers l'insécurité alimentaire implique des mécanismes plus complexes, probablement influencés par de nombreux facteurs socio-économiques locaux. De plus, l'insécurité alimentaire dépend fortement des de ses propres conditions précédentes et des stratégies de survie adoptées par les populations.

Pour améliorer la compréhension des sécheresses dans cette région, plusieurs pistes peuvent être explorées :

- améliorer la disponibilité et la qualité des données historiques ;
- mettre en place un système de monitoring continu de l'insécurité alimentaire ;
- explorer une méthode plus robuste de définition des périodes de sécheresse, permettant notamment le regroupement de périodes SPEI-1 proches temporellement, tel que l'ont fait Guo et al. (2020) ;
- explorer des approches non-linéaires pour analyser la relation entre déficits hydriques et réponse végétale ;
- explorer la présence de seuil de propagation, en dessous duquel une sécheresse ne va pas se propager dans le sous-système suivant ; ou encore
- intégrer l'analyse des sécheresses hydrologiques via des données de débit et de niveau des eaux.

Ces améliorations sont essentielles pour mieux comprendre et anticiper les impacts des sécheresses dans cette région particulièrement vulnérable, facilitant ainsi la mise en place de mesures d'adaptation appropriées.

Bibliographie

- Abatzoglou, J.T., Dobrowski, S.Z., Parks, S.A., & Hegewisch, K.C. (2018). TerraClimate, a high-resolution global dataset of monthly climate and climatic water balance from 1958-2015. *Scientific Data*, 5, 170191.
- ACAPS. (2022). Madagascar: Food insecurity crisis in the Grand Sud regions. Thematic report, 10 March 2022.
- Alahacoon, N., & Edirisinghe, M. (2022). A comprehensive assessment of remote sensing and traditional based drought monitoring indices at global and regional scale. *Geomatics Natural Hazards and Risk*, 13(1).
- Amnesty International. (2021a). Il sera trop tard pour nous aider quand nous serons morts : L'impact du changement climatique sur les droits humains dans le sud de Madagascar frappé par la sécheresse.
- Amnesty International. (2021b). Madagascar, Le changement climatique cause de terribles souffrances et des morts. 27 octobre 2021.
- Asterès. (2023). Madagascar, une population toujours plus pauvre.
- Autorité Nationale de l'Eau et de l'Assainissement. (2016). Comptes de l'eau à Madagascar : concept et résultats. *Wealth Accounting And The Valuation Of Ecosystem Services (WAVES)*.
- Banque mondiale. (2018). Analyse Comparative de la Situation Socio-économique dans le Sud de Madagascar. Washington, DC : Banque mondiale.
- Banque mondiale. (2022). Madagascar Economic Update : Navigating Through the Storm. Washington, DC : Banque mondiale.
- Banque mondiale. (2023). Restoring Dignity and Livelihoods in Madagascar's Grand Sud. Washington, DC : Banque mondiale.
- Barker, L.J., Hannaford, J., Chiverton, A., Svensson, C. (2016). From meteorological to hydrological drought using standardised indicators. *Hydrology and Earth System Sciences*, 20, 2483-2505.
- Beguería, S., Vicente-Serrano, S.M., Reig, F., Latorre, B. (2014). Standardized Precipitation Evapotranspiration Index (SPEI) revisited: parameter fitting, evapotranspiration models, kernel weighting, tools, datasets and drought monitoring. *International Journal of Climatology*, 34: 3001-3023.
- Brandt, M., Verger, A., Diouf, A.A., Baret, F., Samimi, C. (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*, 6(3), 2408-2434.
- Brown, C., Meeks, R., Hunu, K., Yu, W. (2011). Hydroclimate risk to economic growth in sub-Saharan Africa. *Climatic Change*, 106, 621-647.
- Byun, H.R., Wilhite, D.A. (1999). Objective quantification of drought severity and duration climate. *Journal of Climate*, 12(9), 2747-2756.
- 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
- 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, no 12, p. 2543–2550
- Cynthiaraharimalala. (2022). Les impacts du changement climatique à Madagascar. *Moringa Wave*. 18 novembre 2022.

- Dai, A. (2011). Characteristics and trends in various forms of the Palmer Drought Severity Index during 1900-2008. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 116(D12).
- Dembélé, M., Zwart, S.J. (2016). Evaluation and comparison of satellite-based rainfall products in Burkina Faso, West Africa. *International Journal of Remote Sensing*, 37, 3995-4014.
- European Commission, Joint Research Centre (JRC). (2021). EDO Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation (FAPAR) Anomaly (MODIS) (version 1.3.2).
- FAO. (2016). AQUASTAT Profil de Pays - Madagascar. Organisation des Nations Unies pour l'alimentation et l'agriculture, Rome.
- FAO. (2018). FAO against food insecurity and malnutrition in Madagascar, Comoros, Mauritius, Seychelles.
- FAO. (2020). WaPOR V2 Database Methodology. Remote Sensing for Water Productivity Technical Report: Methodology Series. Rome, FAO.
- FAO. (2021a). GIEWS Update. Madagascar. 9 February 2021.
- FAO. (2021b). GIEWS Country Brief: Madagascar. 6 May 2021.
- FAO. (2021c). Southern Madagascar | Response overview (October 2021). 25 October 2021.
- FAO and IHE Delft. (2019). WaPOR quality assessment. Technical report on the data quality of the WaPOR FAO database version 1.0. Rome.
- FAO et PAM. (2021). Southern Madagascar: Government and UN sound the alarm on famine risk, urge action. 11 mai 2021.
- FAO, Union européenne et Cirad. (2021). Profil des systèmes alimentaires – Madagascar. Activer la transformation durable et inclusive de nos systèmes alimentaires. Rome, Bruxelles et Montpellier.
- Fuentes, I., Padarian, J., Vervoort, R.W. (2022). Spatial and Temporal Global Patterns of Drought Propagation. *Frontiers in Environmental Science*, 10:788248.
- Funk, C., Peterson, P., Landsfeld, M. et al. (2015). The climate hazards infrared precipitation with stations—a new environmental record for monitoring extremes. *Scientific Data*, 2, 150066.
- Garruchet et al. (2023). L'Agriculture à Madagascar : évolution, chiffres clés et défis. Saint-Denis : PRÉRAD-OI, 88 p.
- Gobron, N., Pinty, B., Mélin, F., Taberner, M., Verstraete, M.M., Belward, A., Lavergne, T., & Widlowski, J.L. (2005). The state of vegetation in Europe following the 2003 drought. *International Journal of Remote Sensing*, 26(9), 2013-2020.
- Gobron, N., & Verstraete, M. (2009). Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation (FAPAR), 447-472.
- Guha-Sapir, D., Hargitt, D., & Hoyois, P. (2004). Thirty Years of Natural Disasters 1974-2003: The Numbers. Presses univ. de Louvain, 196.
- Guo, Y., Huang, S., Huang, Q., Leng, G., Fang, W., Wang, L., Wang, H. (2020). Propagation thresholds of meteorological drought for triggering hydrological drought at various levels. *Science of the Total Environment*, 712, 136502.
- Guttman, N.B. (1994). On the sensitivity of sample L moments to sample size. *Journal of Climate*, 7(6), 1026-1029.
- Guttman, N.B. (1998). Comparing the Palmer Drought Index and the Standardized Precipitation Index. *Journal of the American Water Resources Association*, 34(1), 113-121.

- Guttman, N.B. (1999). Accepting the Standardized Precipitation Index: A Calculation Algorithm. *Journal of the American Water Resources Association*, 35(2), 311-322.
- Hayes, M.J., Svoboda, M.D., Wardlow, B.D., Anderson, M.C., & Kogan, F. (2012). Drought Monitoring: Historical and Current Perspectives. In *Remote Sensing of Drought: Innovative Monitoring Approaches* (pp. 1-19).
- Hosking, J.R.M. (1986). The theory of probability weighted moments. Research Report RC12210, IBM Research Division, Yorktown Heights, N.Y.
- INSTAT. (2021). Enquête périodique auprès des ménages (EPM) 2021. Institut National de la Statistique de Madagascar, Antananarivo.
- IPC Global Partners. (2021). Integrated Food Security Phase Classification Technical Manual Version 3.1. Evidence and Standards for Better Food Security and Nutrition Decisions. Rome.
- Karnieli, A., Agam, N., Pinker, R.T., Anderson, M., Imhoff, M.L., Gutman, G.G., Panov, N., & Goldberg, A. (2010). Use of NDVI and Land Surface Temperature for Drought Assessment: Merits and Limitations. *Journal of Climate*, 23(3), 618-633.
- Kogan, F.N. (1990). Remote sensing of weather impacts on vegetation in non-homogeneous areas. *International Journal of Remote Sensing*, 11(8), 1405-1419.
- Kogan, F.N. (1995). Application of vegetation index and brightness temperature for drought detection. *Advances in Space Research*, 15(11), 91-100.
- Kogan, F.N. (1997). Global Drought Watch from Space. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 78(4), 621-636.
- Kogan, F.N. (2001). Operational Space Technology for Global Vegetation Assessment. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 82(9), 1949-1964.
- Kowalik, W., Dabrowska-Zielinska, K., Meroni, M., Raczka, T.U., de Wit, A. (2014). Yield estimation using SPOT-VEGETATION products: A case study of wheat in European countries. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 32, 228-239.
- Li, L., She, D., Zheng, H., Lin, P., Yang, Z.L. (2020). Elucidating diverse drought characteristics from two meteorological drought indices (SPI and SPEI) in China. *Journal of Hydrometeorology*, 21, 1513-1530.
- Liu, W.T., Kogan, F.N. (1996). Monitoring regional drought using the Vegetation Condition Index. *International Journal of Remote Sensing*, 17(14), 2761-2782.
- MAEP (Ministère de l'Agriculture, de l'Elevage et de la Pêche). (2007). Recensement de l'agriculture, campagne agricole 2004-2005. Madagascar.
- McCree, K.J. (1971). The action spectrum, absorptance and quantum yield of photosynthesis in crop plants. *Agricultural Meteorology*, 9, 191-216.
- McKee, T.B., Doesken, N.J., Kleist, J. (1993). The relationship of drought frequency and duration to time scales. In: *Proceedings of the 8th Conference on Applied Climatology*, 17-22 January 1993, Anaheim, CA. American Meteorological Society, Boston, MA, 179-184.
- Météo Madagascar. (2023). Tendances Climatiques Observées et Futurs Changements Climatiques à Madagascar 2023. Direction Générale de la Météorologie de Madagascar.
- Monteith, J.L. (1965). Evaporation and environment. *Symposia of the Society for Experimental Biology*, 19, 205-234.
- Nematchoua, M.K., Ricciardi, P., Orosa, J.A., Buratti, C. (2017). A study on outdoor environment and climate change effects in Madagascar. *Journal of Building Engineering*. 13, 109-120.

- OCHA. (2017). Plan de réponse stratégique à la sécheresse prolongée dans le Grand Sud de Madagascar (2016-2017). Commission Urgence Grand Sud de Madagascar.
- OCHA. (2021a). Madagascar - Grand Sud Flash Appeal, January 2021 - May 2022 (Revised in June 2021). 19 août 2021.
- OCHA. (2021b). Madagascar: Grand Sud Humanitarian Snapshot (July 2021). 27 août 2021.
- Palmer, W.C. (1965). Meteorological Drought. U.S. Department of Commerce, Weather Bureau, 68.
- Palmer, W.C. (1968). Keeping Track of Crop Moisture Conditions, Nationwide: The New Crop Moisture Index. *Weatherwise*, 21(4), 156-161.
- Park, T., Yan, K., Chen, C., Xu, B., Knyazikhin, Y., & Myneni, R. (2018). VIIRS Leaf Area Index (LAI) and Fraction of Photosynthetically Active Radiation Absorbed by Vegetation (FPAR) User Guide Version 1.2. Boston University.
- Randriamarolaza, L.Y.A., Aguilar, E., Skrynyk, O., Vicente-Serrano, S.M. & Domínguez-Castro, F. (2021). Indices for daily temperature and precipitation in Madagascar, based on quality-controlled and homogenized data, 1950-2018. *International Journal of Climatology*, 42, 265-288.
- Rigden, A., Golden, C., Chan, D., & Huybers, P. (2024). Climate change linked to drought in Southern Madagascar. *Npj Climate and Atmospheric Science*, 7(1).
- Singh, V.P., Guo, H., & Yu, F.X. (1993). Parameter estimation for 3-parameter log-logistic distribution (LLD3) by POME. *Stochastic Hydrology and Hydraulics*, 7(3), 163-177.
- Sourisseau et al. (2014). Les agricultures familiales à Madagascar : un atout pour le développement durable. CIRAD, Montpellier, France.
- Tarpley, J.D., Schneider, S.R., & Money, R.L. (1984). Global Vegetation Indices from the NOAA-7 Meteorological Satellite. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 23(3), 491-494.
- UNGA. (2016). Report of the open-ended intergovernmental expert working group on indicators and terminology relating to disaster risk reduction. A/71/644.
- Van Hoolst, R., Eerens, H., Haesen, D., Royer, A., Bydekerke, L., Rojas, O., Li, Y., & Racionzer, P. (2016). FAO's AVHRR-based Agricultural Stress Index System (ASIS) for global drought monitoring. *International Journal of Remote Sensing*, 37, 418-439.
- Van Loon, A.F. (2015). Hydrological drought explained. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Water*, 2(4), 359-392.
- Vermote, E., & Claverie, M. (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.
- Vicente-Serrano, S.M., Beguería, S., & López-Moreno, J.I. (2010a). A Multiscalar Drought Index Sensitive to Global Warming: The Standardized Precipitation Evapotranspiration Index. *Journal of Climate*, 23(7), 1696-1718.
- Vicente-Serrano, S.M., Beguería, S., López-Moreno, J.I., Angulo, M., & El Kenawy, A. (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*, 11(4), 1033-1043.
- Vicente-Serrano, S.M., Beguería, S., Gimeno, L., Eklundh, L., Giuliani, G., Weston, D., El Kenawy, A., López-Moreno, J.I., Nieto, R., Ayenew, T., Konte, D., Ardö, J., Pegram, G.G.S. (2012). Challenges for drought mitigation in Africa: The potential use of geospatial data and drought information systems. *Applied Geography*, 34, 471-486.
- Wells, N., Goddard, S., & Hayes, M.J. (2004). A Self-Calibrating Palmer Drought Severity Index. *Journal of Climate*, 17(12), 2335-2351.

Wilhite, D.A. (2000). Chapter 1. Drought as a natural hazard: concepts and definitions. In: Donald A. Wilhite (Ed.), Drought Mitigation Center Faculty, a global assessment. Vol. I. London (UK): Routledge, 3-18.

Wilhite, D.A., & Glantz, M.H. (1985). Understanding the drought phenomenon: The role of definitions. *Water International*, 10(3), 111-120.

Wilhite, D.A., Svoboda, M.D., Hayes, M.J. (2007). Understanding the complex impacts of drought: A key to enhancing drought mitigation and preparedness. *Water Resources Management*, 21(5), 763-774.

WMO and GWP (2016). Handbook of Drought Indicators and Indices (M. Svoboda and B.A. Fuchs). Integrated Drought Management Programme (IDMP), Integrated Drought Management Tools and Guidelines Series 2. Geneva

World Food Programme. (2021). Sud de Madagascar : le Gouvernement et l'ONU alertent sur le risque de famine et exhortent à une action urgente. Communiqué de presse, 30 avril 2021. Rome, Italie.

Wu, H., Svoboda, M.D., Hayes, M.J., Wilhite, D.A., & Wen, F. (2007). Appropriate application of the standardized precipitation index in arid locations and dry seasons. *International Journal of Climatology*, 27(1), 65-79.

Xing, Z., Ma, M., Wei, Y., Zhang, X., Yu, Z., & Yi, P. (2020). A new agricultural drought index considering the irrigation water demand and water supply availability. *Natural Hazards*, 104(3), 2409-2429.

Zargar A., Sadiq R., Naser B., Khan F.I. (2011). A review of drought indices. *Environmental Reviews*, 19, 333-349.

Zhou, J., Jia, L., Menenti, M., van Hoek, M., Lu, J., Zheng, C., Wu, H., Yuan, X. (2020). Characterizing vegetation response to rainfall at multiple temporal scales in the Sahel-Sudano-Guinean region using transfer function analysis. *Remote Sensing of Environment*, 252, 112118.

Webographie

National Drought Mitigation Center. Site web officiel. University of Nebraska-Lincoln. <https://drought.unl.edu/> (consulté le 22 novembre 2024).

IPC Population Tracking Tool. <https://www.ipcinfo.org/ipc-country-analysis/population-tracking-tool/> (consulté le 25 novembre 2024)

Martin Claverie, Eric Vermote, and NOAA CDR Program (2014): NOAA Climate Data Record (CDR) of Leaf Area Index (LAI) and Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation (FAPAR), Version 4. [FAPAR]. NOAA National Climatic Data Center. [doi:10.7289/V5M043BX](https://doi.org/10.7289/V5M043BX)

Leaf Area Index and FAPAR Climate Algorithm Theoretical Basis Document, NOAA Climate Data Record Program CDRP-ATBD-0564 Rev. 1 (2023). Available at <https://www.ncei.noaa.gov/products/climate-data-records>

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

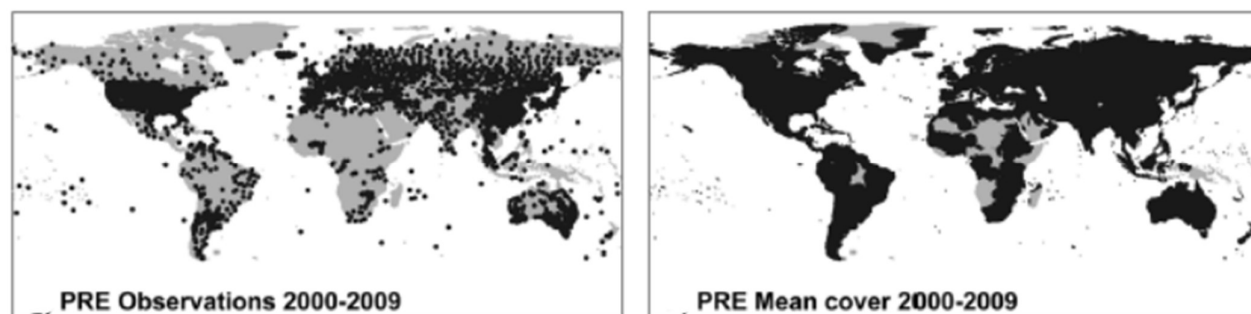
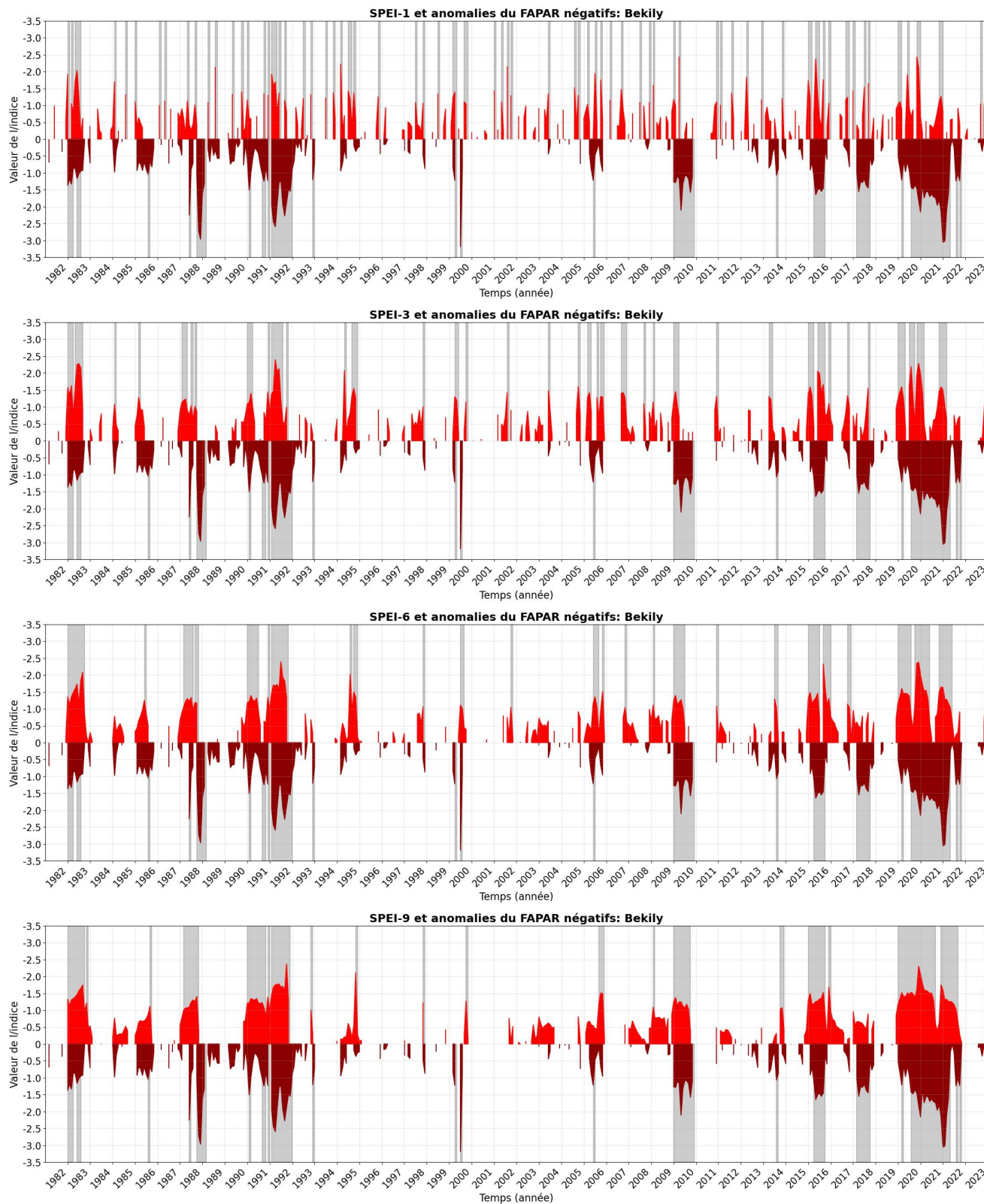
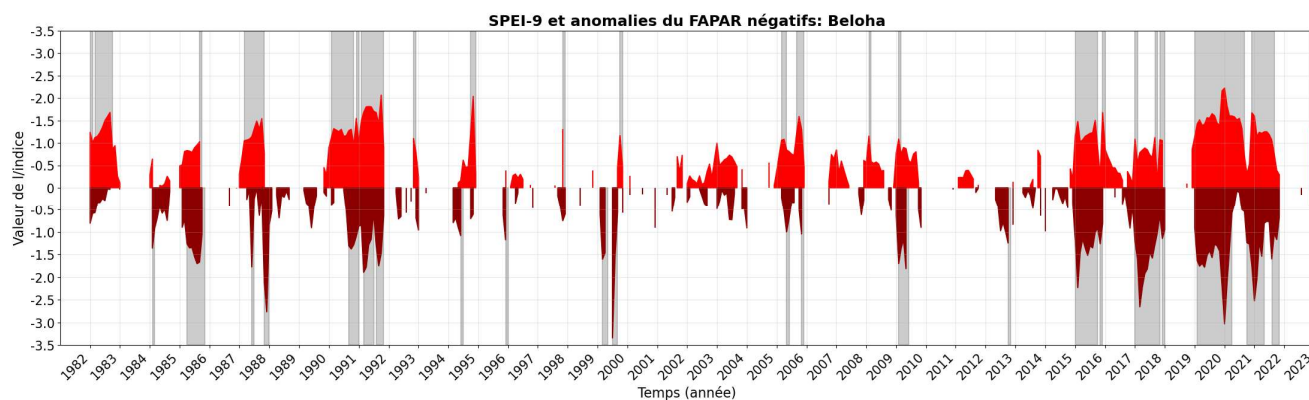
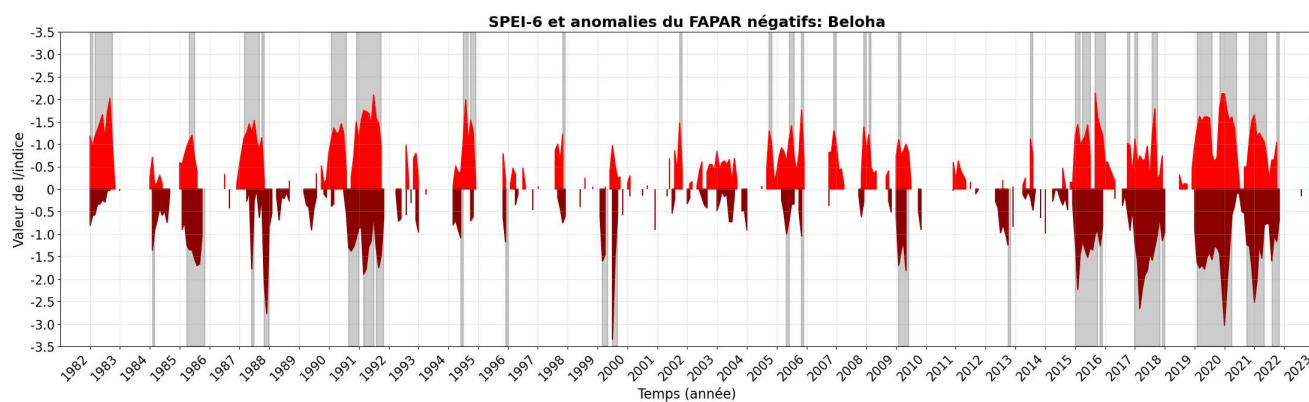
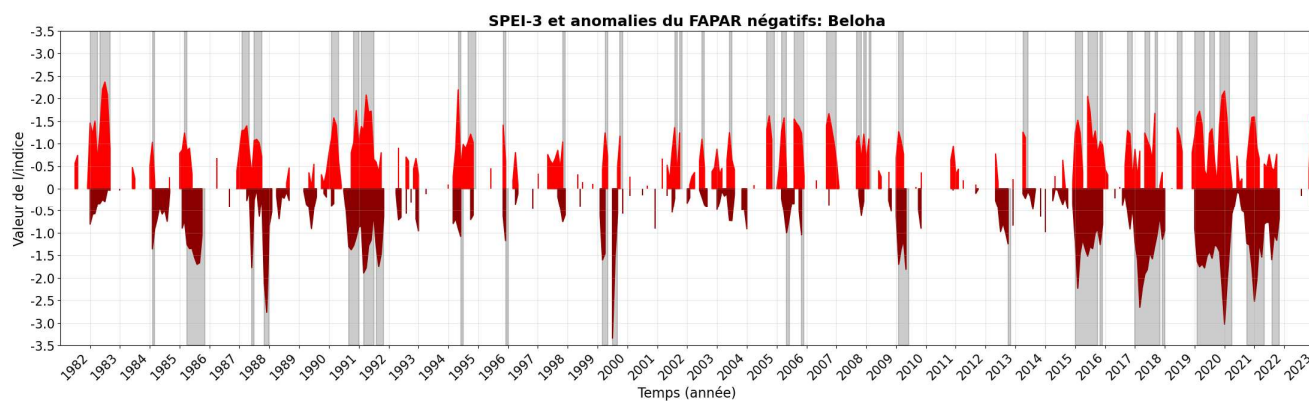
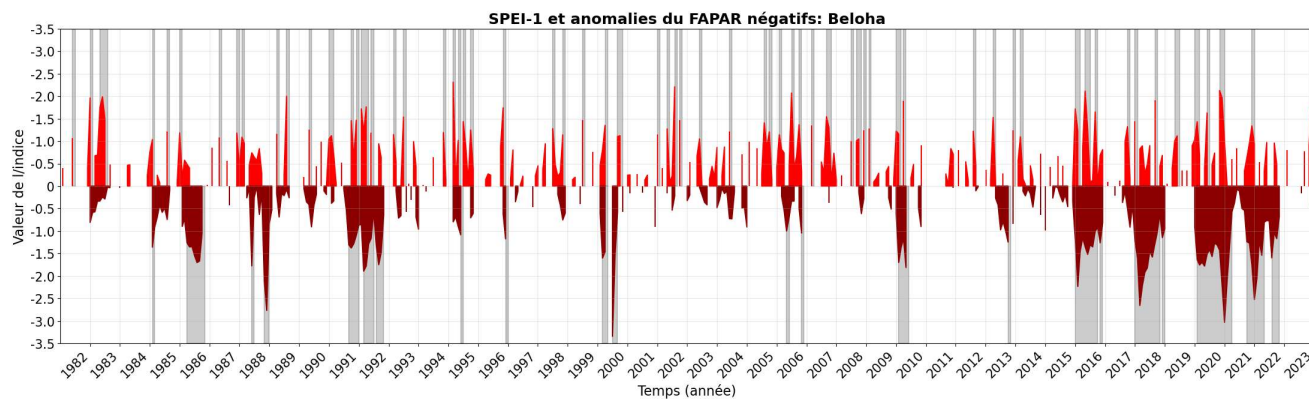


Figure 20 : Réseau de stations CRU Ts4.0 pour les précipitations pour la période 2000-2009. La localisation des stations est présentée à gauche et leur couverture à droite. Source : Harris et al. (2020).

Annexe B : séries temporelles des SPEI-(1,3,6,9) négatifs et des anomalies de FAPAR négatives comparées





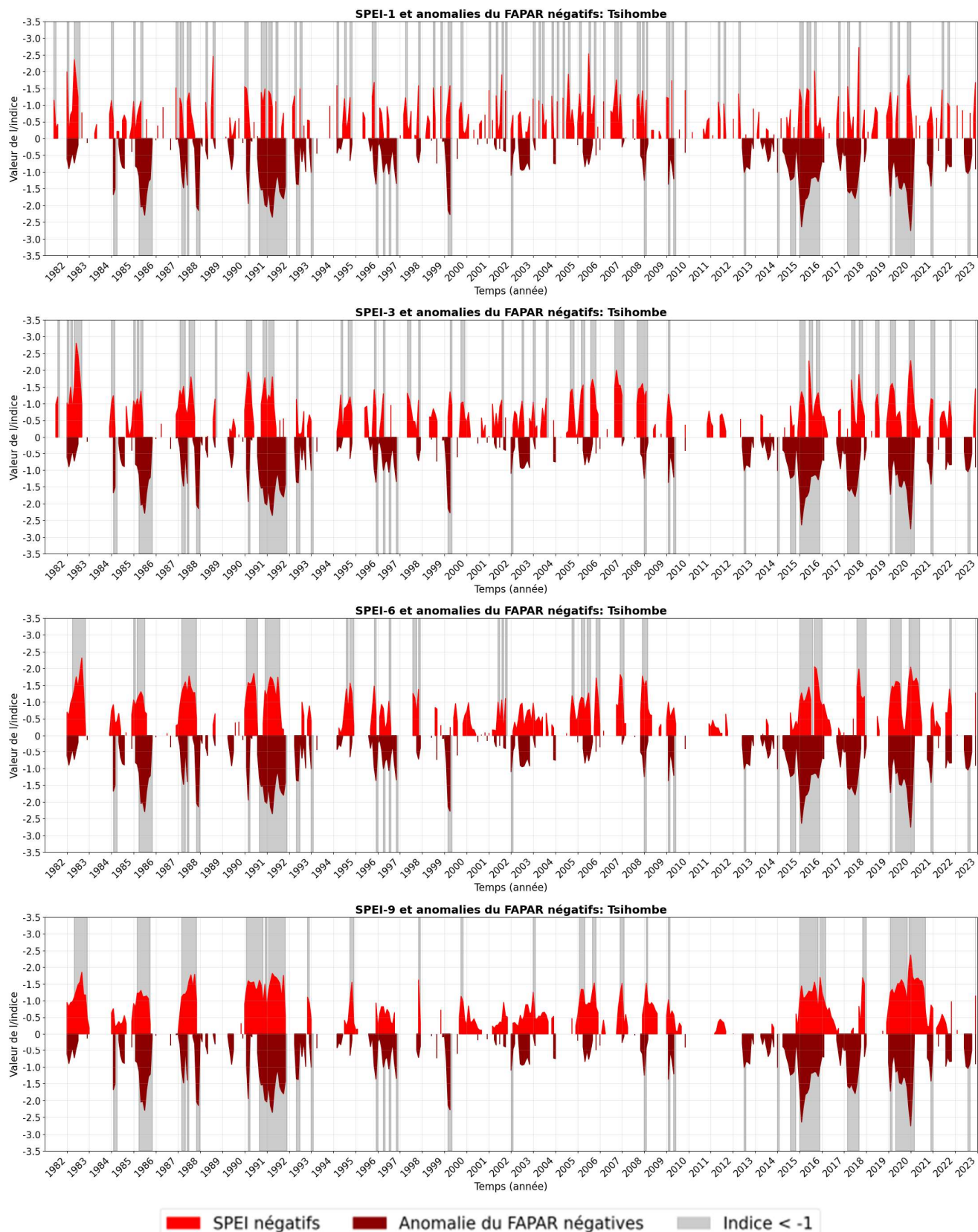


Figure 21 : Séries temporelles des SPEI-(1,3,6,9) négatifs et des anomalies de FAPAR négatives comparées, et périodes de sécheresses où l'indice est inférieur à -1 coloré en gris, de 1982 à 2023 pour les districts de Bekily, Beloha et Tsihombe.

Analyse des sécheresses historiques dans le Grand Sud de Madagascar et de leur propagation temporelle, allant de l'aléa climatique aux famines

Elisa Michiels

La sécheresse est considérée comme l'un des désastres naturels les plus dévastateurs mais également le plus complexe à caractériser. Le Grand Sud de Madagascar fait face à des sécheresses récurrentes aux conséquences dévastatrices. Cette région, où plus de 90% de la population vit sous le seuil de pauvreté et dépend de l'agriculture de subsistance, est particulièrement vulnérable aux impacts de ces sécheresses. Afin d'implémenter des stratégies d'adaptation, une compréhension des sécheresses et de leurs processus de propagation est nécessaire.

Ce mémoire a pour objectif d'améliorer la compréhension du processus de propagation des sécheresses dans cette région, de leur manifestation météorologique jusqu'à leurs impacts socio-économiques. Pour ce faire, une analyse des différentes sécheresses sur la période 1982-2023 est réalisée, via l'indice standardisé de précipitation-évapotranspiration (SPEI) pour les sécheresses météorologiques, l'anomalie du FAPAR pour les sécheresses agricoles. Les sécheresses socio-économiques sont analysées via l'insécurité alimentaire pour la période 2017-2023. Ensuite, une analyse de la propagation des sécheresses météorologiques aux sécheresses agricoles et socio-économique est réalisée en analysant leurs corrélations ainsi que l'évolution de leurs caractéristiques (durée, sévérité, intensité).

L'analyse révèle que la végétation répond principalement aux bilans hydriques cumulées sur 9 mois, avec une réponse immédiate, limitant les possibilités d'adaptation préventive. Les corrélations modérées (~ 0.5) soulignent la complexité des relations, influencées par de multiples facteurs autres que le bilan hydrique. La propagation vers l'insécurité alimentaire montre des corrélations plus fortes mais des patterns plus variables, suggérant des mécanismes complexes modulés par des facteurs socio-économiques locaux.

Ce mémoire met en lumière les défis méthodologiques de l'analyse du processus de propagation des sécheresses et souligne l'importance de facteurs externes. Il est ouvert à beaucoup de perspectives d'amélioration et peut servir de base à la compréhension des sécheresses dans le Grand Sud.

UNIVERSITÉ CATHOLIQUE DE LOUVAIN

Faculté des bioingénieurs

Croix du Sud, 2 bte L7.05.01, 1348 Louvain-la-Neuve, Belgique | www.uclouvain.be/agro