

PRÉVISION DE LA SÉCHERESSE MÉTÉOROLOGIQUE ET AGROMÉTÉOROLOGIQUE DANS UN CONTEXTE DE CHANGEMENTS CLIMATIQUES EN AFRIQUE DE L'OUEST : CAS DE LA CÔTE D'IVOIRE

Jean-Muller KOUAO^{1*}, Amani Michel KOUASSI²
et Kassi Alexis KOUAME³

¹ Institut National Polytechnique Félix Houphouët-Boigny (INP-HB), Ecole Doctorale Polytechnique (EDP), BP 1093 Yamoussoukro, Côte d'Ivoire

² Institut National Polytechnique Félix Houphouët-Boigny (INP-HB), Département des Sciences de la Terre et des Ressources Minières (STeRMi), UMRI Génie Civil, Géosciences et Sciences Géographiques, BP 1093 Yamoussoukro, Côte d'Ivoire

³ Université Félix Houphouët-Boigny Cocody-Abidjan, UFR Sciences de la Terre et des Ressources Minières (STRM), Département des Sciences et Techniques de l'Eau et du Génie de l'Environnement (DSTEGE), BP 582 Abidjan 22, Côte d'Ivoire

(reçu le 21 Septembre 2022; accepté le 31 Décembre 2022)

* Correspondance, e-mail : kmuller1979@hotmail.fr

RÉSUMÉ

L'objectif de cette étude est de développer des modèles mathématiques capables de prévoir la sécheresse à l'échéance saisonnière en Côte d'Ivoire dans un contexte de changements climatiques. Les données de pluies mensuelles utilisées couvrent la période 1961 - 2016 et concernent 47 stations pluviométriques. En utilisant l'indice de précipitation standardisé (SPI) comme indicateur de sécheresse, des modèles de prévision basés sur les régressions linéaires multiples (RLM) ont été développés pour la prévision des sécheresses météorologiques et agrométéorologiques sur des régions climatiques définies au niveau de la Côte d'Ivoire. Les différents modèles ont été évalués en calage (1971 - 2000) et en validation (2001 - 2016) à partir de critères numériques (coefficient de corrélation, erreur quadratique, critère de KGE) et graphiques. Les principaux résultats obtenus montrent que les modèles conçus peuvent efficacement prévoir la sécheresse météorologique jusqu'à un délai de prévision de 4 mois maximum alors que la sécheresse agrométéorologique peut être prévue jusqu'à un délai de 6 mois.

Mots-clés : *changements climatiques, sécheresse, prévision, régressions linéaires multiples, Côte d'Ivoire.*

ABSTRACT

Forecasting of meteorological and agrometeorological drought in a context of climate change in West Africa : Case of Ivory Coast

The objective of this study is to develop mathematical models capable of predicting seasonal drought in Ivory Coast in a context of climate change. The monthly rainfall data used covers the period 1961 - 2016 and concerns 47 rainfall stations. Using the Standardized Precipitation Index (SPI) as an indicator of drought, prediction models based on multiple linear regressions (RLM) have been developed for forecasting meteorological and agro-meteorological droughts over climatic regions defined in Ivory Coast. The different models were evaluated in calibration (1971 - 2000) and in validation (2001 - 2016) from numerical criteria (correlation coefficient, squared error, KGE criterion) and graphics. The main results obtained show that the models designed can efficiently predict meteorological drought up to a forecast period of up to 4 months while agrometeorological drought can be predicted up to a period of 6 months.

Keywords : *climate change, drought, forecasting, multiple linear regressions, Ivory Coast.*

I - INTRODUCTION

Le continent ouest-africain subit les effets néfastes du dérèglement climatique qui ont révélé une diminution des précipitations associée à un réchauffement [1]. De nombreuses études se sont penchées sur la question de la variabilité climatique en Afrique de l'Ouest [2 - 4]. De ces travaux, il ressort que l'Afrique de l'Ouest connaît des épisodes de sécheresses dont l'intensité et l'extension spatiale sont devenues exceptionnelles depuis 1970 [3]. En Côte d'Ivoire, de nombreuses études évoquent une baisse de la pluviométrie survenue depuis la fin des années 1960 et le début de la décennie 1970 [4, 5]. Ces études ont signalé une augmentation significative de la fréquence, de la durée et de la sévérité de la sécheresse dans ce pays. Certains scénarios des changements planétaires indiquent que l'occurrence et l'impact des sécheresses risquent d'augmenter dans les années à venir [6, 7]. Les sécheresses ont un impact négatif sur l'agriculture, l'élevage et les ressources naturelles [8] qui sont des secteurs sur lesquels reposent l'essentiel des économies nationales ouest-africaines. Les populations de ces régions ont toujours payé un très lourd tribut à la variabilité interannuelle des saisons des pluies en raison de la dépendance directe des modes de production agricole, des économies locales, et donc de la vie des gens, aux aléas climatiques. L'agriculture vivrière est souvent la plus

affectée par la péjoration climatique. A titre d'exemple, les sécheresses majeures (de 1970 et 1989), ont engendré de nombreuses pertes dans les récoltes de céréales (600 000 tonnes par an) et occasionné plus de 100 000 morts au Mali, au Niger et en Mauritanie, et plus de 750 000 personnes se sont retrouvées entièrement dépendantes de l'aide alimentaire pendant cette période [9]. L'économie ivoirienne repose essentiellement sur l'agriculture pluviale. En effet, plus de 60 % de la population active dépend de cette activité qui constitue en moyenne plus de 22 % du PIB depuis 2012 et constitue la principale source de revenu et d'emploi [10]. Afin d'atténuer les effets de la sécheresse, la connaissance au préalable (par anticipation) du comportement de la pluie est d'une importance capitale pour une meilleure gestion des activités socio-économiques et stratégiques. En effet, l'évaluation et la prévision de la sécheresse fournissent des renseignements précieux pour les planificateurs des ressources en eau et les décideurs politiques pour faire face aux conséquences de celle-ci [11]. La prévision est, ainsi, au service de la gestion des politiques d'adaptation. Les attentes sont particulièrement fortes en matière de prévision aux échelles saisonnières à décennales [12]. Le suivi et la gestion de la sécheresse reposent fréquemment sur des indicateurs ou indices statistiques pour décider quand commencer la mise en œuvre des mesures de conservation de l'eau ou d'atténuation [13].

Parmi tous les indices proposés par les chercheurs pour estimer l'effet de la sécheresse et définir ses paramètres tels que l'intensité, la durée, la sévérité et l'ampleur spatiale, l'indice standardisé des précipitations (SPI) est le plus puissant et le plus robuste dans l'analyse de la sécheresse météorologique [11, 14 - 17]. L'indice standardisé des précipitations, qui a la capacité de décrire à la fois à court terme et à long terme les impacts de la sécheresse à travers différentes échelles de temps, a été recommandé pour le suivi des sécheresses par l'Organisation Météorologique Mondiale, principalement pour sa souplesse d'utilisation (multiples échelles de temps de calcul), ce qui permet de détecter rapidement des situations d'humidité et d'en évaluer la gravité [13, 18]. Les modèles les plus sollicités dans la résolution des problèmes de prévision de la sécheresse en général et la sécheresse météorologique en particulier, sont les modèles linéaires de base qui englobent la régression linéaire simple (RL) et la régression linéaire multiple (RLM), les modèles linéaires généralisés qui englobent la régression logistique et la régression de Poisson, et enfin les modèles non linéaires qui englobent la régression non paramétrique, les GAM (Generalized Additive Models) et les réseaux de neurones artificiels (RNA) [19]. Dans la littérature, plusieurs travaux appliqués aux processus de prévision de la sécheresse météorologique basés sur les SPI et/ou les RLM ont été effectués [16, 17, 20]. Ces travaux ont montré la robustesse des RLM à la prévision de la sécheresse. Ainsi, il est indispensable

de prévoir les séquences des sécheresses en vue de proposer aux populations des mesures d'atténuation ou d'adaptation au cas échéant. En effet, les travaux menés à l'échelle internationale, notamment ceux du Groupe d'Experts Intergouvernemental sur l'Evolution du Climat [21], insistent aujourd'hui sur le fait que, même si tout est mis en œuvre pour éviter les dérèglements climatiques par la réduction des émissions de gaz à effet de serre, ces dérèglements sont inévitables, du fait de l'inertie du système climatique, et demandent de notre part une atténuation ou une adaptation. La sécheresse peut être considérée à différents types : météorologique, agricole et hydrologique. Ainsi cette étude se situe dans un contexte de modélisation de la sécheresse météorologique et agrométéorologique en Côte d'Ivoire ; ce qui soulève la question pertinente suivante : Le modèle statistique basé sur les régressions linéaires multiples (RLM) est-il capable, à partir uniquement de variables explicatives continentales, de prévoir la sécheresse sur toute l'étendue du territoire ivoirien ? Cette question sous-entend la conception de modèles basés sur les RLM capables de prévoir la sécheresse à partir de prédicteurs continentaux. Cette étude a ainsi pour but de développer des modèles mathématiques capables de prévoir la sécheresse à l'échéance saisonnière en analysant les délais de prévision de ceux-ci au niveau des différentes régions climatiques de la Côte d'Ivoire.

II - MATÉRIEL ET MÉTHODES

II-1. Zone d'étude

La Côte d'Ivoire est située en Afrique de l'Ouest, dans la zone intertropicale, entre les latitudes 4°30' et 10°30' Nord et les longitudes 8°30' et 2°30' Ouest (*Figure 1*). Elle couvre une superficie de 322 462 Km² (environ 1 % du continent africain) et fait frontière avec le Golfe de Guinée au Sud, le Ghana à l'Est, le Libéria et la Guinée à l'Ouest, le Mali et le Burkina-Faso au Nord. Trois grands types de climat se côtoient et subdivisent le territoire ivoirien en six zones climatiques (*Figure 1*) : le climat équatorial, le climat tropical et le climat de montagnes. Le climat équatorial dans le Sud est caractérisé par un fort taux d'humidité qui est de 82 % à Abidjan [22], des températures qui tournent autour de 26 °C (1961 - 2016), et des précipitations abondantes qui atteignent à Abidjan 1 675 mm et à Tabou 1962 mm (1961 - 2016). Ce climat est constitué de deux saisons sèches et deux saisons humides [1]. Le climat tropical concerne principalement la partie nord du pays. Les températures annuelles tournent également autour de 26 °C (1961-2016) avec des amplitudes thermiques quotidiennes relativement importantes que celles du Sud. Le taux d'humidité, inférieur à celui du Sud du pays, est de 63 % à Korhogo [22]. La zone considérée est caractérisée par la présence intermittente

entre les mois de décembre et février d'un vent frais et sec, l'harmattan. On y relève deux saisons : l'une sèche, et l'autre pluvieuse [1]. Les précipitations moyennes annuelles enregistrées sont généralement inférieures à 1300 mm et atteignent 1151 mm à Korhogo (1961-2016). Le climat de montagnes est localisé à l'Ouest du pays avec des hauteurs pluviométriques annuelles importantes qui atteignent 1984 à Danané (1961 - 2016). Ce climat se caractérise par deux saisons, une pluvieuse et une autre sèche [1]. Les températures annuelles tournent autour de 24°C (1961 - 2016). L'humidité relative est très forte tout au long de l'année avec une valeur de 98 % à Man [23].

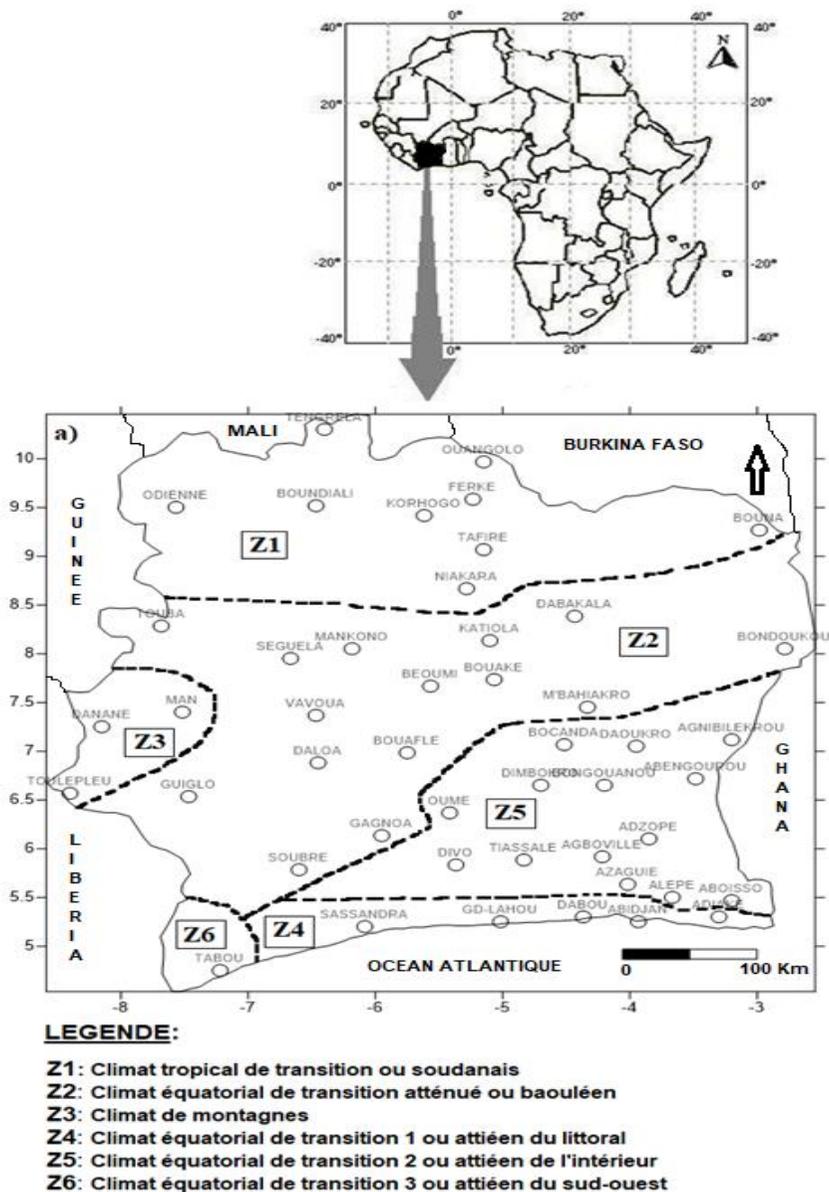


Figure 1 : Présentation de la zone d'étude [24]

II-2. Données de l'étude

Les données utilisées pour réaliser la présente étude sont issues du réseau national de mesures météorologiques de la Côte d'Ivoire. Les données de pluies mensuelles proviennent de quarante-sept (47) stations météorologiques répartis sur tout le pays (*Figure 2*). Elles couvrent la période 1961 - 2016 et ont été mises à notre disposition par la SODEXAM (Société de Développement

et d'Exploitation Aéronautique, Aéroportuaire et Météorologique). Le choix des stations a été guidé par la disponibilité et la qualité des données chronologiques. Des lacunes existent au sein des séries pluviométriques de certains postes. Elles ont été comblées en fonction des données pluviométriques des postes voisins à l'intérieur d'une même zone climatique à travers la méthode du vecteur régional. Les valeurs manquantes au sein des chroniques des stations de l'ex-zone CNO (**Figure 2**), proviennent de réanalyses mises à notre disposition également par la SODEXAM. En effet, du fait de la crise politico-militaire qu'a connu la Côte d'Ivoire, la période 2002 - 2012 a été sans observations dans les zones Centre, Nord et Ouest. La fiabilité et l'intérêt à utiliser des données de réanalyse ont fait l'objet de nombreuses études [25 - 27]. Un contrôle de la fiabilité des données après comblement a été effectué à partir d'une approche combinant la méthode des résidus [17] et le test statistique de Buishand [28, 29]. Des valeurs aberrantes, identifiées au sein de certaines séries climatiques, ont donc été reconstituées, permettant ainsi de disposer de chroniques de bonne qualité globalement sur la période 1961 - 2016.

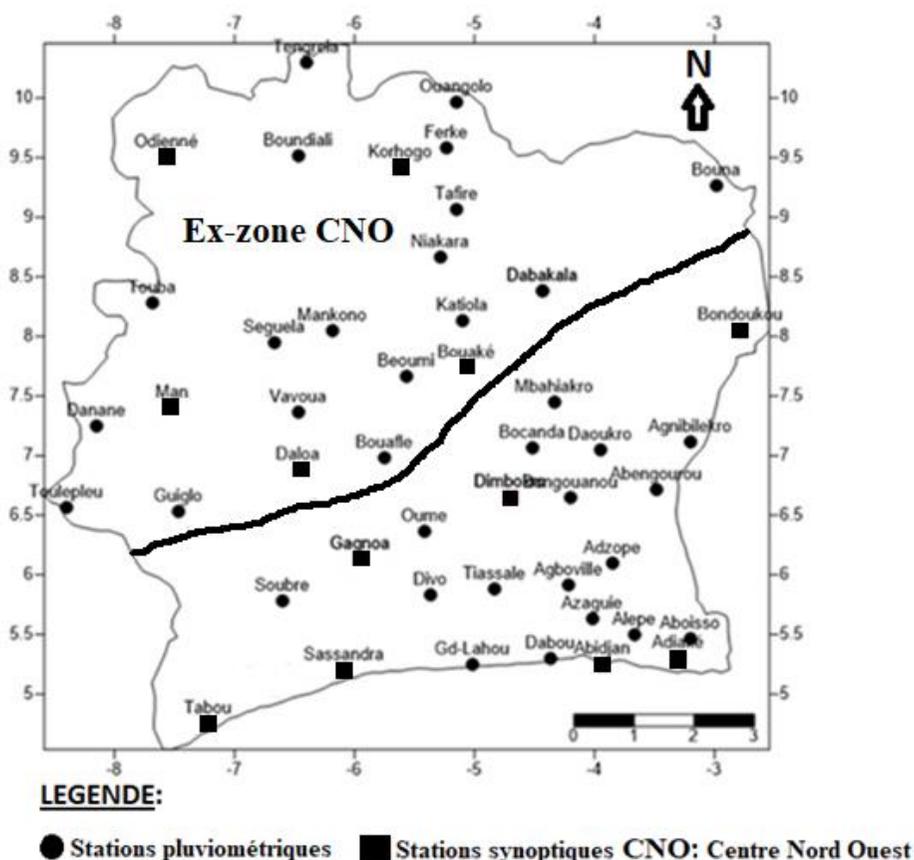


Figure 2 : Localisation des stations météorologiques retenues (1961 - 2016)

II-3. Méthodes utilisées

II-3-1. Description, calcul et interprétation du SPI

L'indice SPI est un indice à la fois puissant, souple d'utilisation et simple à calculer [7]. Les données sur les précipitations constituent en fait le seul paramètre requis [7]. Selon Merabti [30], cet indice est le plus performant pour tous types de climat et pour les différentes échelles de temps. L'indice SPI a été conçu pour quantifier le déficit de précipitations à de multiples échelles de temps, ce qui est un réel avantage, qui permet de l'appliquer aux différents types de sécheresses (météorologique, agricole, hydrologique). Le laps de temps pour lequel il est possible de calculer l'indice SPI varie de 1 à 72 mois [18]. Les échelles temporelles retenues pour une étude donnée sont fonction des types de sécheresse qui feront l'objet des analyses et applications envisagées. Les conditions météorologiques et l'humidité du sol (agriculture) réagissent relativement vite aux anomalies de précipitations, à une échelle pouvant aller jusqu'à 9 mois (sécheresse météorologique : SPI-1, SPI-3 ; sécheresse agricole : SPI-6, SPI-9), tandis que les eaux souterraines, le débit des cours d'eau et les volumes stockés dans les réservoirs sont sensibles aux anomalies de précipitations à plus long terme, c'est-à-dire à des échelles de temps de l'ordre de 6 à 24 mois voire plus (sécheresse hydrologique : SPI-12, SPI-24, SPI-36, SPI-48, etc.) [18].

L'indice SPI évalué sur « x » mois (SPI_x) établit la comparaison entre les précipitations sur la période de « x » mois examinée et les totaux des précipitations pour cette même période de « x » mois de toutes les années pour lesquelles on dispose de relevés. Par exemple, l'indice SPI-3 établit la comparaison entre les précipitations sur une période de 3 mois consécutifs et celles enregistrées sur la même série de 3 mois consécutifs de toutes les années étudiées [18]. Pour calculer l'indice SPI, il faut disposer idéalement de relevés mensuels s'étalant sur au moins 20 à 30 ans, mais de préférence sur 50 à 60 ans, voire plus, ce qui constitue la période optimale [18]. Les valeurs de l'indice SPI sont déterminées par une normalisation des précipitations pour une station donnée après ajustement d'une densité de probabilité [16]. L'ajustement se fait séparément pour les 12 mois de l'année afin de conserver la saisonnalité. Ensuite, chaque densité de probabilité cumulée est transformée en une distribution normale standardisée en appliquant la loi normale inverse de moyenne nulle et d'écart-type unitaire. La distribution qui représente le mieux l'évolution des séries de pluies est la distribution Gamma [16]. Le SPI pour un total de précipitations de x mm est le quantile gaussien (Q_σ) de la valeur de la fonction de répartition de la loi statistique (F) s'ajustant aux données, prise en x (*Équation 1*) :

$$SPI(x) = Q_\sigma[F(x)] \quad (1)$$

La fonction de probabilité cumulative de la distribution de gamma est modifiée comme suit [16] (*Équation 2*) :

$$F(x) = q + (1 - q) * G(x) \quad (2)$$

Avec q , la probabilité sur chaque station d'avoir une précipitation nulle sur toute la période considérée. $G(x)$ est la fonction de distribution cumulée des valeurs non nulles, q est le rapport du nombre de zéros et du nombre d'observations (probabilité sur chaque station d'avoir une précipitation nulle sur toute la période considérée). Puisque $G(x)$ est bornée par 0 et 1, $F(x)$ est borné par q et 1 ; les valeurs $x = 0$ ne sont pas ajustées spécifiquement. Il est donc impossible d'attribuer un SPI aux événements nuls. Par exemple, pour $q = 0,1$, le SPI est partiellement indéfini, sa valeur minimale atteignant -1,28. Plus la période de temps sur laquelle est calculée le SPI s'allonge, plus le pourcentage de zéros est faible, ce qui tend à réduire le nombre de valeurs indéfinies. La probabilité des précipitations observées est transformée en un indice. Cet indice est exprimé sous la forme suivante (*Équation 3*) :

$$SPI = \frac{P - P_m}{\sigma} \quad (3)$$

avec, P : précipitation totale d'une saison (mm) ; P_m : précipitation moyenne historique de la saison considérée (mm) ; σ : écart-type historique des pluies de la saison considérée (mm).

L'intensité des sécheresses est associée aux SPI de la manière suivante : modérée ($-1 \geq SPI > -1,5$), sévère ($-1,5 \geq SPI > -2$) et extrême ($-2 \geq SPI$). En pratique, une sécheresse est un événement pour lequel le SPI descend sous -1, qui débute lorsque le SPI passe sous zéro et se termine lorsque cette valeur remonte jusqu'à -1. Une valeur positive du SPI décrit une période humide. Par conséquent, on distingue pour chaque épisode de sécheresse une durée, avec un commencement et une fin, et une intensité pour chaque mois durant lequel l'épisode se poursuit. Pour obtenir ce que l'on peut appeler la « magnitude » de la sécheresse, il suffit d'ajouter toutes les valeurs de l'indice pour l'ensemble des mois sur lesquels porte l'épisode. L'intensité de la sécheresse est définie par le rapport magnitude/durée [31]. Le *Tableau 1* montre les différentes valeurs de l'indice SPI, leur magnitude et leur probabilité.

Tableau 1 : Magnitude de l'indice SPI

SPI	Classification	Probabilité (%)
2,0>	Extrêmement humide	2,3
1,50 à 1,99	Sévèrement humide	4,4
1,00 à 1,49	Modérément humide	9,2
0 à 0,99	Légèrement humide	34,1
0 à -0,99	Légèrement sec	34,1
-1,00 à -1,49	Modérément sec	9,2
-1,50 à -1,99	Sévèrement sec	4,4
-2,0 <	Extrêmement sec	2,3

Il faut remarquer que le SPI évolue entre 2 et -2. Les événements en dehors de cet intervalle ne sont pas retirés de la série chronologique. Ils sont plutôt désignés < -2 ou > 2 pour montrer que l'événement est extrême, mais qu'ils ne peuvent pas être quantifiés avec précision (Konaté, 2018). Dans cette étude, le SPI a été calculé sur la période 1961-2016, soit 56 années d'observation, pour respecter la condition de taille d'échantillon préconisée par l'OMM.

II-3-2. Description et conception du modèle statistique de prévision

Le modèle statistique utilisé dans le cadre de cette étude est la régression linéaire multiple qui peut être utilisée pour prévoir les valeurs d'une variable dépendante à partir de variables explicatives ou indépendantes. En effet, les régressions linéaires multiples sont utilisées pour déterminer la relation linéaire la plus satisfaisante pour prévoir la valeur dépendante qui produit l'erreur-type la plus faible [19]. Chaque variable indépendante est pondérée afin que la valeur des coefficients de régression maximise l'influence de celle-ci dans l'équation finale. Il est possible de manipuler plusieurs variables indépendantes à partir des régressions linéaires multiples, mais seulement une variable dépendante. Dans une régression linéaire multiple, l'équation est sous la forme suivante (*Équation 4*) [19] :

$$Y = C_1 X_1 + C_2 X_2 + \dots + C_n X_n + C_0 \quad (4)$$

avec, Y : variable expliquée ; X_i : variable explicative ; C_0 : constante ; C_i ($1 \leq i \leq N$) : coefficients de pondération de la variable explicative X_i .

En effet, Y est un vecteur de valeurs observées, X_i est une matrice de variables indépendantes ou explicatives, C_i est un coefficient de régression à estimer, et C_0 est un vecteur des résidus ou des perturbations aléatoires [19]. Dans une perspective opérationnelle, il a été opté le calcul des SPI sur les échelles temporelles de 3, 6 et 9 mois [11, 16, 17, 20]. En effet, dans un contexte

climatique de plus en plus perturbé par les activités anthropiques, il est indispensable d'analyser les épisodes secs à diverses échelles temporelles en vue de proposer aux populations des mesures d'atténuation ou d'adaptation en matière de gestion de l'eau [11]. Les sécheresses modélisées concernent donc les sécheresses météorologique (SPI-3) et agrométéorologique (SPI-6 et SPI-9). Ainsi, dans le cadre de cette étude, les délais de prévision vont d'un (1) à six (6) mois en fonction du type de SPI. Le choix des variables explicatives pertinentes en entrée du modèle s'est appuyé sur les travaux antérieurs [16, 20, 32]. Ces travaux ont en effet utilisé comme prédicteurs pertinents, en entrée des modèles développés, des variables continentales (pluie, indice SPI) et des variables océaniques [indice NAO (North Atlantic Oscillation), indice SOI (Southern Oscillation Index)] pour la prévision de l'indice SPI. Dans le cadre de cette étude, nous nous sommes intéressés uniquement qu'aux variables explicatives continentales : la précipitation et l'indice SPI, présageant la capacité de celles-ci, à elles seules, à prévoir l'indice SPI pour un délai d'un (1) mois et plus. Ainsi, la structure de modèle de régression linéaire multiple utilisée est rendue par la formule de *l'Équation 5*.

$$SPI_j(t + d) = f[SPI_j(t - 2), SPI_j(t - 1), SPI_j(t), P_j(t)] \quad (5)$$

avec, j : nombre de mois du SPI ; d : délai de prévision ; $SPI(t + d)$: indice SPI prévu ; $SPI(t-2)$: indice SPI à $t-2$; $SPI(t-1)$: indice SPI à $t-1$; $SPI(t)$: indice SPI à t ; $P(t)$: cumul des pluies à t sur le nombre de mois du SPI.

Dans le but d'avoir le même ordre de grandeur, toutes les variables d'entrée du modèle ont été normées [16, 17, 20] entre 0,05 et 0,95 à partir de la relation suivante (*Équation 6*) :

$$Fi = 0,05 + 0,95 \times \left(\frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \right) \quad (6)$$

avec, Fi : valeur normalisée ; X_i : valeur à normaliser ; X_{\min} : valeur minimale sur toute la période d'observation ; X_{\max} : valeur maximale sur toute la période d'observation.

II-3-3. Procédure de modélisation

II-3-3-1. Calage et validation du modèle

Le calage des modèles s'est fait sur la période de référence 1971 - 2000. Le calage a été réalisé de façon automatique avec le logiciel Excel 2016. L'estimation des coefficients de pondération des variables retenues a été réalisée par calage automatique avec le logiciel Excel 2016. Elle a consisté à ajuster les valeurs numériques attribuées aux paramètres des modèles pour

reproduire au mieux la réponse observée. La validation des modèles s'est appuyée sur le principe du « split-sample test » qui consiste à faire le calage sur les deux tiers (2/3) de l'échantillon des données disponibles et la validation sur le tiers (1/3) restant [19]. Ainsi, la validation des modèles a été effectuée sur la période 2001-2016. Elle a été réalisée de façon manuelle avec le logiciel Excel 2016 en utilisant les coefficients de régression obtenus lors du calage.

II-3-3-2. Critères d'évaluation du modèle

Les critères utilisés afin d'évaluer la performance du modèle, regroupent l'erreur quadratique, le coefficient de corrélation, le critère de KGE, le critère de robustesse et le critère graphique. En effet, plusieurs auteurs [19, 33 - 35] ont utilisé ces critères pour rendre compte de la performance des modèles. Le coefficient de corrélation (R) est utilisé pour mesurer la corrélation linéaire entre la variable réelle ou mesurée et la variable calculée [19]. Sa *Formule* est (*Équation 7*) :

$$R = \frac{\sum_i (SPI_i - \overline{SPI}) \times (SPI'_i - \overline{SPI}')}{\sqrt{\sum_i (SPI_i - \overline{SPI})^2 - \sum_i (SPI'_i - \overline{SPI}')^2}} \quad (7)$$

avec, SPI_i : indice de précipitations observé ; SPI'_i : indice de précipitations prévu ; \overline{SPI} : moyenne des indices de précipitations observées ; \overline{SPI}' : moyenne des indices de précipitations prévus. Le seuil de corrélation a été fixé à 0,6 ou 60 % [19].

La racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) est utilisée comme la mesure de la performance globale du modèle. Le modèle est bien optimisé si la valeur de RMSE est proche de zéro, ce qui tend vers une parfaite prévision [16, 17, 19, 20, 36 - 38]. Sa formulation mathématique est donnée par la relation suivante (*Équation 8*) :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (SPI_i - SPI'_i)^2}{n}} \quad (8)$$

avec, SPI_i : indice de précipitations observées au pas de temps i ; SPI'_i : indice de précipitations prévus pour le pas de temps i ; n : nombre de simulations.

Le KGE est un bon indicateur pour la performance d'un modèle hydrologique [39, 40]. Pour [36], le KGE est une mesure de qualité d'ajustement développée pour fournir une décomposition diagnostique intéressante de l'efficacité de Nash-Sutcliffe, ce qui facilite l'analyse dans le contexte de la modélisation hydrologique [34]. Le KGE permet une meilleure pondération du coefficient de corrélation, du biais et de la mesure de la variabilité relative [41]. Le KGE varie entre $-\infty$ et 100 %. Plus il est proche de 100 %, plus les valeurs simulées sont proches des valeurs observées. Sa *Formule* est (*Équation 9*) :

$$KGE = 100 \times \left[1 - \sqrt{(r - 1)^2 + (\alpha - 1)^2 + (\beta - 1)^2} \right] \quad (9)$$

avec, r : coefficient de corrélation de Pearson entre les valeurs observées et les valeurs prévues ; α : rapport entre l'écart-type des valeurs prévues et l'écart-type des valeurs observées ; β : rapport entre la moyenne des valeurs prévues et la moyenne des valeurs observées.

À partir des modifications du critère KGE effectuées selon l'étude de [36], les performances peuvent être classées comme suit [42, 43] :

- $KGE \geq 0,75$: très bonnes performances ;
- $75 \% > KGE \geq 50 \%$: bonnes performances ;
- $50 \% > KGE > 0 \%$: mauvaises performances (performances non satisfaisantes) ;
- $KGE \leq 0\%$: très mauvaises performances.

La performance d'un modèle peut aussi être évaluée qualitativement en comparant visuellement, sur la base d'une même représentation graphique, les valeurs observées et les valeurs prévues d'une variable donnée [19]. L'évaluation graphique d'un modèle permet de détecter certaines anomalies mal, voire non décelables par les critères numériques. Le tracé des diagrammes de dispersion des valeurs prévues en fonction des valeurs observées peut aussi permettre d'apprécier la qualité des simulations effectuées. En pratique, si la prévision était parfaite, c'est-à-dire, si chacune des valeurs prévues par le modèle était égale à la valeur observée, le nuage de points constitué serait aligné et confondu à la droite d'équation $y = x$. Cependant, comme la modélisation n'est pas parfaite, l'évaluation qualitative de la performance des différents modèles consiste à apprécier la dispersion du nuage de points autour de la première diagonale (droite d'équation $y = x$). Le critère de robustesse (R') du modèle a été évalué par la différence entre le KGE en validation ($KGE_{\text{validation}}$) et le KGE en calage (KGE_{calage}). Le modèle est dit robuste si le critère de robustesse, pris en valeur absolu, est inférieur ou égal à 10 % [19]. L'expression du critère de robustesse est (**Équation 10**) :

$$R' = KGE_{\text{validation}} - KGE_{\text{calage}} \quad (10)$$

Les régressions linéaires réalisées sur la période 1971 - 2016 ont permis d'établir des modèles de prévision, à l'échéance saisonnière (pour des délais allant de 1 à 7 mois), de l'indice SPI pour chacune des sécheresses météorologique (SPI-3) et agrométéorologique (SPI-6, SPI-9) considérées au niveau des différentes zones climatiques définies :

- zone 1 : le climat soudanais (climat tropical de transition) au Nord ;
- zone 2 : le climat baouléen (climat équatorial de transition atténué) au Centre ;

- zone 3 : le climat de Montagnes (Ouest) ;
- zone 4 : le climat attiéen du littoral (climat équatorial de transition 1) au Sud ;
- zone 5 : le climat attiéen de l'intérieur (climat équatorial de transition 2) au Centre-Sud ;
- zone 6 : le climat attiéen du Sud-Ouest (climat équatorial de transition 3) au Sud-Ouest.

L'accent a été mis sur les résultats de la phase de validation.

III - RÉSULTATS ET DISCUSSION

III-1. Prévision de la sécheresse météorologique

Les performances du modèle de prévision de la sécheresse météorologique obtenues lors de la validation, pour les délais de prévision 1, 2 et 3 mois, sont présentées dans le **Tableau 2**. Il est constaté que les opérations de validation effectuées aux différents délais de prévision sont dans l'ensemble insatisfaisants, sauf au niveau du climat attiéen de l'intérieur (zone 5) où les résultats sont satisfaisants pour 1, 2 et 3 mois de prévision avec un KGE > 50 % (**Figure 3**). Dans l'ensemble, les coefficients de corrélation sont moyens et fluctuent entre 2,60 [délai 2 mois, climat attiéen du littoral (zone 4)] et 88,20 % [délai 1 mois, climat attiéen de l'intérieur (zone 5)] avec une moyenne de 47,99 %. La RMSE présente globalement de faibles valeurs (de l'ordre de 10^{-1}) qui oscillent entre 0,39 (délai 1 mois, climat attiéen de l'intérieur) et 1,09 [délai 2 mois, climat soudanais (zone 1)] avec une moyenne de 0,72. Les valeurs du KGE restent dans l'ensemble inférieures à 50 % et sont parfois négatives. Elles varient entre -713,52 (délai 3 mois, climat soudanais) et 67,66 % (délai 2 mois, climat attiéen de l'intérieur) avec une moyenne de -89,22 %. Ces résultats traduisent que pour les délais 1, 2 et 3 mois de prévision de la sécheresse météorologique, la qualité de prévision du modèle est acceptable uniquement au niveau du climat attiéen de l'intérieur.

Tableau 2 : Performances du modèle de prévision de la sécheresse météorologique en validation

	Délai (mois)	CRITÈRES	Zone 1	Zone 2	Zone 3	Zone 4	Zone 5	Zone 6
SPI-3	1	RMSE	0,99	0,71	0,59	0,66	0,39	0,69
		R (%)	41,80	37,00	75,40	34,50	88,20	72,9
		KGE (%)	-547,86	18,27	42,94	17,22	65,20	41,37
	2	RMSE	1,09	0,80	0,65	0,73	0,41	0,63
		R (%)	32,30	11,20	65,10	2,60	86,80	74,50
		KGE (%)	-743,00	-6,14	34,60	-17,29	67,66	47,53
	3	RMSE	1,08	0,80	0,75	0,72	0,47	0,72
		R (%)	35,30	11,50	38,40	5,50	81,70	69,10
		KGE (%)	-713,52	-5,98	12,60	-16,66	60,26	36,87

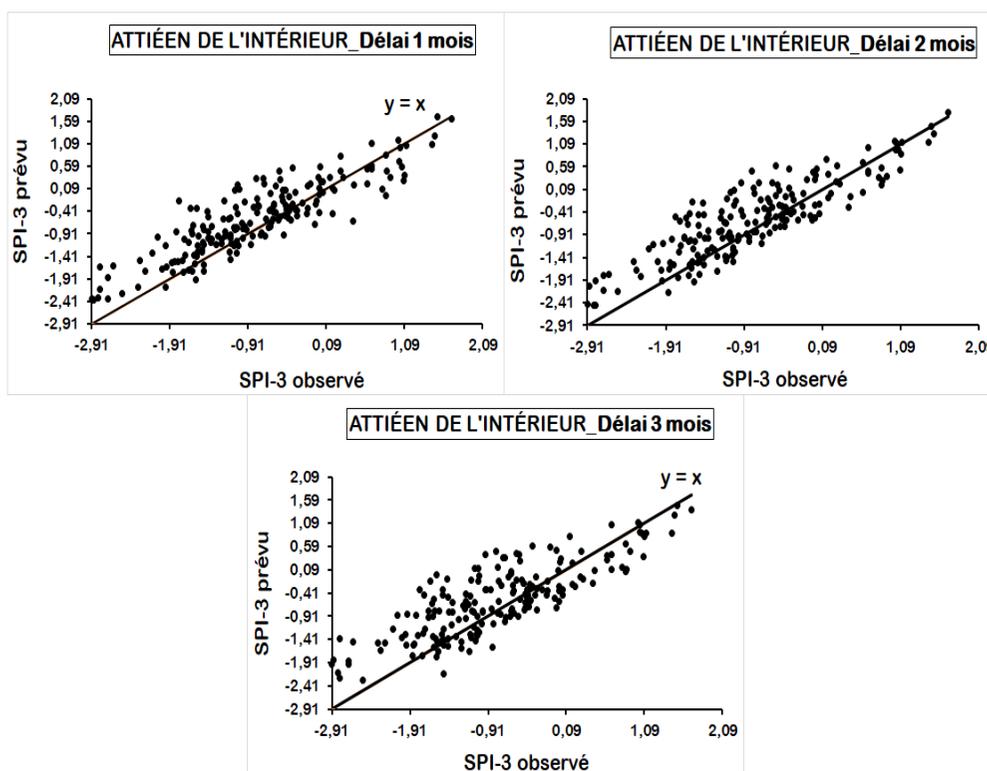


Figure 3 : Prédiction de la sécheresse météorologique (SPI-3) aux délais 1 mois, 2 mois et 3 mois en validation au niveau de l'attiéen de l'intérieur

III-2. Prédiction de la sécheresse agrométéorologique

Le **Tableau 3** présente les performances du modèle de prévision des SPI-6 et celui des SPI-9 obtenues lors de la validation aux délais de prévision 1, 2 et 3 mois. Il est observé que les performances enregistrées aux différents délais de prévision sont dans l'ensemble insatisfaisants, à l'exception du climat attiéen de l'intérieur (zone 5) au niveau des SPI-6 et SPI-9 (pour les délais 1, 2 et 3 mois de prévision) et des climats baouléen (zone 2), de montagnes (zone 3) et attiéen du Sud-Ouest (zone 6) au niveau du SPI-9 (pour les délais 1 et 2 mois de prévision) où les résultats sont satisfaisants avec un KGE > 50 % (**Figure 4**). Les coefficients de corrélation sont globalement forts et varient de 24,10 [SPI-6_délai 3 mois, climat attiéen du littoral (zone 4)] à 91,80 % (SPI-6_délai 1 mois, climat attiéen de l'intérieur) avec une moyenne de 62,20 %. La RMSE, quant à elle, présente globalement de faibles valeurs (de l'ordre de 10^{-1}) qui fluctuent entre 0,32 (SPI-6_délai 1 mois, climat attiéen de l'intérieur) et 1,09 [SPI-6_délai 3 mois, climat soudanais (zone 1)] avec une moyenne de 0,60. Les valeurs du KGE sont globalement inférieures à 50 % (66,67 % des valeurs)

et sont même par moment négatives. Elles varient de -254,73 (SPI-6_délai 3 mois, climat soudanais) à 76,24 % (SPI-6_délai 1 mois, climat attiéen de l'intérieur) avec une moyenne de 18,30 %. Ces résultats traduisent que la qualité de prévision du modèle est acceptable au niveau du climat attiéen de l'intérieur pour les délais 1, 2 et 3 mois de prévision de la sécheresse agrométéorologique (SPI-6, SPI-9). La qualité de prévision du modèle est aussi acceptable au niveau des climats baouléen, de montagnes et attiéen du Sud-Ouest pour un délai de prévision de 2 mois maximum de la sécheresse agrométéorologique (SPI-9).

Tableau 3 : Performances du modèle de prévision de la sécheresse agrométéorologique en validation

		CRITÈRES	Zone 1	Zone 2	Zone 3	Zone 4	Zone 5	Zone 6
Délai 1 mois	SPI-6	RMSE	0,96	0,55	0,65	0,49	0,32	0,59
		R (%)	57,70	62,00	46,80	53,90	91,80	65,20
		KGE (%)	-127,41	49,31	27,38	40,38	76,24	45,33
	SPI-9	RMSE	0,70	0,42	0,42	0,43	0,35	0,38
		R (%)	77,50	78,40	74,20	56,50	88,90	83,60
		KGE (%)	9,65	53,43	55,85	48,68	75,99	65,43
Délai 2 mois	SPI-6	RMSE	1,03	0,64	0,72	0,57	0,36	0,67
		R (%)	52,60	48,00	32,20	35,70	89,20	58,30
		KGE (%)	-210,19	35,72	14,01	20,79	73,34	33,23
	SPI-9	RMSE	0,81	0,42	0,46	0,48	0,41	0,46
		R (%)	69,60	69,70	68,00	43,90	84,70	81,10
		KGE (%)	-25,56	59,05	50,11	33,78	68,74	52,51
Délai 3 mois	SPI-6	RMSE	1,09	0,68	0,75	0,61	0,45	0,70
		R (%)	46,30	38,10	24,20	24,10	82,20	56,30
		KGE (%)	-254,73	24,40	5,24	7,22	62,71	25,14
	SPI-9	RMSE	0,86	0,57	0,49	0,48	0,45	0,50
		R (%)	66,10	63,70	65,00	42,40	82,20	80,40
		KGE (%)	-52,70	29,01	46,80	29,21	63,16	45,97

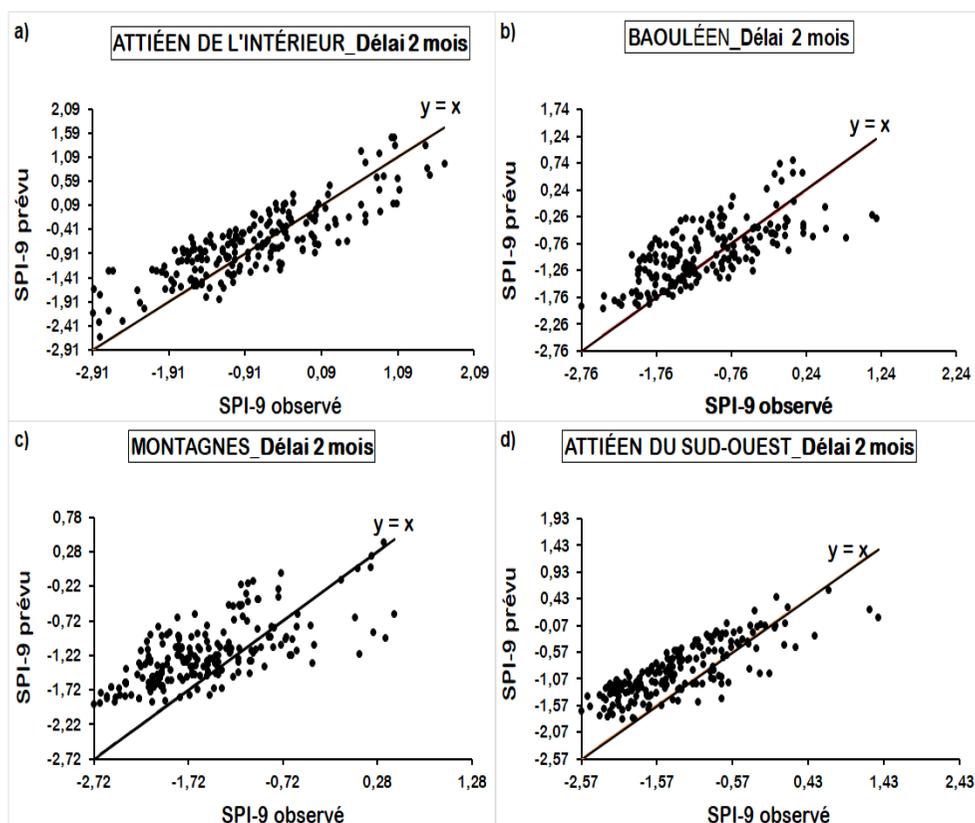


Figure 4 : Prédiction de la sécheresse agrométéorologique (SPI-9) au délai 2 mois en validation au niveau de l'attiéen de l'intérieur (a), du baouléen (b), des montagnes (c) et de l'attiéen du Sud-Ouest (d)

III-3. Robustesse des modèles de prévision des sécheresses

Les dégradations (ou augmentations) enregistrées par le critère de KGE en validation vis-à-vis du calage, et qui définissent le critère de robustesse du modèle de prévision des sécheresses météorologiques et agrométéorologiques sont, au niveau des délais 1, 2 et 3 mois, présentées dans le **Tableau 4**. Les valeurs du critère de robustesse pour le climat soudanais (zone 1) varient entre -716,66 (SPI-3, délai 2 mois) et -55,51 % (SPI-9, délai 1 mois) avec une moyenne de -316,99 %. Pour le climat baouléen (zone 2), le critère oscille entre -47,38 (SPI-3, délai 2 mois) et -13,49 % (SPI-9, délai 2 mois) avec une moyenne de -29,21 %. Au niveau du climat de montagnes (zone 3), les pertes enregistrées fluctuent entre -57,69 (SPI-6, délai 3 mois) et -22,20 % (SPI-9, délai 1 mois) avec une moyenne de -38,74 %. Le climat attiéen du littoral (zone 4) fait observer des dégradations qui vont de -46,61 (SPI-3, délai 2 mois) à -25,60 % (SPI-6, délai 1 mois) avec une moyenne de -35,76 %.

Concernant le climat attiéen de l'intérieur (zone 5), le critère de robustesse varie de -13,41 (SPI-3, délai 1 mois) à -2 % (SPI-9, délai 1 mois) avec une moyenne de -7,74 %. Le climat attiéen du Sud-Ouest (zone 6), quant à lui, enregistre un critère de robustesse qui fluctue entre -38,20 (SPI-6, délai 3 mois) et -13,65 % (SPI-9, délai 1 mois) avec une moyenne de -25,90 %. Le critère de robustesse a obtenu des valeurs inférieures à -10 % (supérieures à 10 % prises en valeurs absolues), sur l'ensemble des délais de prévision et des régions climatiques, à l'exception du climat attiéen de l'intérieur au niveau du SPI-6 et du SPI-9 quel que soit le délai considéré. Cependant, les écarts constatés par référence aux performances obtenues en validation sont négligeables pour le modèle de prévision au niveau du SPI-9 pour les délais 1 et 2 mois de prévision au niveau des climats baouléen, de montagnes et attiéen du sud-ouest. Ces écarts de performance sont aussi négligeables pour le modèle de prévision au niveau du SPI-3 pour les délais 1, 2 et 3 mois de prévision au niveau du climat attiéen de l'intérieur. Le modèle est donc robuste et possède de ce fait une précision suffisante pour la prévision des sécheresses météorologiques et agrométéorologiques pour un délai de prévision de 1, 2, et 3 mois au niveau du climat attiéen de l'intérieur, et pour un délai de prévision de 1 et 2 mois au niveau du SPI-9 uniquement concernant les climats baouléen, de montagnes et attiéen du Sud-Ouest.

Tableau 4 : Robustesse des modèles de prévision des sécheresses

	Délai (mois)	Zone 1	Zone 2	Zone 3	Zone 4	Zone 5	Zone 6
SPI-3	1	-559,04	-32,34	-31,84	-25,90	-13,41	-26,68
	2	-716,66	-47,38	-37,95	-46,61	-11,68	-25,99
	3	-687,57	-47,26	-52,32	-45,74	-11,65	-23,20
SPI-6	1	-169,27	-20,70	-40,45	-25,60	-7,26	-23,79
	2	-232,69	-29,53	-50,99	-36,08	-6,92	-32,14
	3	-259,52	-35,62	-57,69	-44,69	-6,40	-38,20
SPI-9	1	-55,51	-13,90	-22,20	-25,96	-2,00	-13,65
	2	-77,18	-13,49	-26,22	-34,41	-3,17	-22,36
	3	-95,48	-22,67	-29,01	-36,83	-7,19	-27,08
	Moyenne	-316,99	-29,21	-38,74	-35,76	-7,74	-25,90

III-4. Prévision des sécheresses météorologique et agrométéorologique au-delà de 3 mois

Cet aspect a été effectué uniquement au niveau du climat attiéen de l'intérieur qui présente encore de bonnes performances au délai de prévision 3 mois. Les performances du modèle de prévision des SPI-3, SPI-6 et SPI-9, obtenues lors des procédures de validation pour les délais allant de 4 à 7 mois au niveau du

climat attién de l'intérieur sont consignées dans le **Tableau 5**. Il est constaté, en phase de validation, que les performances du modèle se dégradent dans l'ensemble. Le KGE reste même inférieur à 50 % pour les délais 5 et 6 mois au niveau des SPI-3 et SPI-6 et pour le délai 7 mois au niveau du SPI-9. Les coefficients de corrélation sont forts et vont de 63,80 (SPI-6, délai 6 mois) à 80,30 % (SPI-9, délai 4 mois) avec une moyenne de 73,65 %. Les valeurs de la RMSE sont faibles (de l'ordre de 10^{-1}) et fluctuent entre 0,47 (SPI-9, délai 4 mois) et 0,66 (SPI-3, délai 6 mois) avec une moyenne de 0,55. Quant aux valeurs du KGE, elles varient de 19,73 (SPI-3, délai 6 mois) à 58,09 % (SPI-9, délai 4 mois) avec une moyenne de 43,45 %. Ces résultats montrent que la qualité de prévision du modèle est acceptable au niveau du climat attién de l'intérieur pour un délai de prévision de 4 mois maximum des SPI-3 et SPI-6, et pour un délai de prévision de 6 mois maximum des SPI-9 (**Figure 5**). Dans la zone climatique définie par le climat attién de l'intérieur, la sécheresse météorologique peut donc être efficacement prévue jusqu'à un délai de quatre (4) mois. Quant à la sécheresse agrométéorologique, elle peut être prévue jusqu'à un délai de six (6) mois.

Tableau 5 : Performances des modèles au-delà de 3 mois en climat attién de l'intérieur

Délai (mois)	CRITÈRES	Validation		
		SPI-3	SPI-6	SPI-9
4	RMSE	0,52	0,53	0,47
	R (%)	77,10	74,80	80,30
	KGE (%)	50,38	50,78	58,09
5	RMSE	0,64	0,57	0,49
	R (%)	68,60	69,00	78,60
	KGE (%)	22,30	41,63	53,66
6	RMSE	0,66	0,63	0,51
	R (%)	64,10	63,80	77,70
	KGE (%)	19,73	31,34	50,73
7	RMSE	-	-	0,53
	R (%)	-	-	76,60
	KGE (%)	-	-	47,57

Les valeurs du critère de robustesse, obtenues au niveau des SPI-3, SPI-6 et SPI-9 pour les délais de prévision 4, 5 6 et 7 mois en climat attién de l'intérieur, sont présentées dans le tableau 6. Ces valeurs sont comprises entre

-33,33 (SPI-3, délai 5 mois) et -9,06 % (SPI-6, délai 4 mois) avec une moyenne de -16,68 %. Les valeurs du critère de robustesse restent dans l'ensemble inférieures à -10 %, sauf au niveau du SPI-6 pour le délai 4 mois. Cependant, les pertes de performance inférieures à -10 % sont négligeables pour le modèle, par rapport aux performances obtenues en validation, au niveau des SPI-3 et SPI-9 (délai 4 mois) et au niveau du SPI-9 (délai 5 et 6 mois). Ces résultats montrent que le modèle est robuste et possède donc une précision suffisante pour la prévision des sécheresses météorologiques (SPI-3) et agrométéorologiques (SPI-6) pour un délai de prévision de 4 mois, et des sécheresses agrométéorologiques (SPI-9) pour des délais de prévision de 4, 5 et 6 mois en climat attiéen de l'intérieur.

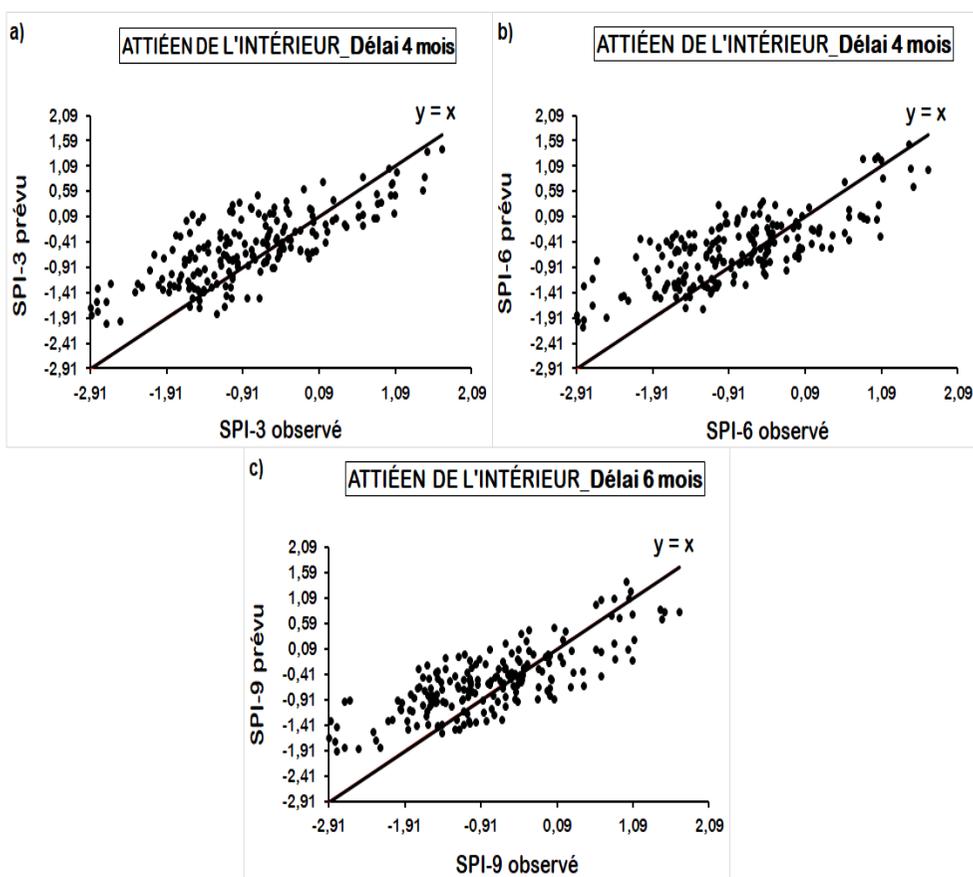


Figure 5 : Prédiction des sécheresses météorologique (SPI-3) et agrométéorologique (SPI-6) au délai 4 mois (a et b) et des sécheresses agrométéorologique (SPI-9) au délai 6 mois (c) en validation au niveau de l'attiéen de l'intérieur

Tableau 6 : Robustesse des modèles au-delà de 3 mois en climat attiéen de l'intérieur

Délai (mois)	SPI-3	SPI-6	SPI-9	Moyenne
4	-13,98	-9,06	-12,21	-11,75
5	-33,33	-14,43	-15,77	-21,18
6	-15,50	-16,74	-16,61	-16,28
7	-	-	-17,50	-17,50
			Moyenne	-16,68

IV - DISCUSSION

Les principaux résultats obtenus montrent que le modèle de régressions linéaires multiples (RLM) conçu, a donné des résultats de prévision des sécheresses météorologiques (SPI-3) et agrométéorologiques (SPI-6 et SPI-9) satisfaisants au niveau du climat attiéen de l'intérieur où le modèle ne peut être utilisé que pour un délai de prévision de 4 mois maximum avec les SPI-3 et SPI-6 et de 6 mois maximum avec les SPI-9. Au niveau des SPI-9, les résultats sont également satisfaisants pour un délai de prévision de 2 mois maximum au niveau des climats baouléen, de montagnes et attiéen du Sud-Ouest. En se basant sur les performances obtenues par le modèle, il est constaté que le climat attiéen de l'intérieur est la zone climatique où les performances sont meilleures quel que soit le type de sécheresse (SPI) analysé. Aussi, il est observé sur l'ensemble des régions climatiques que les performances du modèle décroissent des SPI-9 au SPI-3. Cette décroissance de performances des pas de temps les plus élevés aux pas de temps les plus faibles a également été constatée lors des travaux de [16, 20]. En effet, ce constat peut être expliqué par la manière dont les séries chronologique SPI ont été calculées. Contrairement à la série des précipitations, SPI suit la distribution normale standard. Cette conversion supprime les pics soudains laissant une courbe lisse lentement variable qui est plus difficile à prédire, en utilisant les modèles de prédiction, au fur et à mesure que le pas du SPI se réduit [16]. Aussi, cela peut être dû à la forte complexité, la non-linéarité et la non-stationnarité des séries du SPI [17]. Plusieurs auteurs ont utilisé les régressions linéaires multiples ou d'autres méthodes [les modèles stochastiques (ARIMA, SARIMA), les réseaux de neurones artificiels (RNA), les modèles hybrides ondelettes-RNA] pour la prévision des indices de sécheresse SPI. [16] ont effectué des travaux sur la prédiction au délai 1 mois des SPI-3, SPI-6 et SPI-12 dans le bassin d'Inaouène (Maroc) globalement sur la période 1971-2012. Pour cela, ils ont utilisé la régression linéaire multiple et les réseaux de neurones artificiels. Les

variables d'entrées des modèles développés comportent l'indice SPI calculé, les valeurs de précipitations mensuelles et l'indice NAO (North Atlantic Oscillation) pour estimer l'effet de l'Oscillation Nord Atlantique sur la sécheresse dans la région. Ils fondent leur analyse des performances des modèles sur le coefficient de corrélation (R), le coefficient de détermination (R^2), l'erreur moyenne absolue (MAE) et l'erreur quadratique moyenne (MSE). Selon les auteurs, le modèle utilisant en entrée la combinaison des trois variables (précipitations, indices SPI et indices NAO) est le plus apte à la prédiction de la sécheresse, avec les meilleures performances enregistrées, surtout au niveau des SPI-12. [20], ont pour leur part utilisé les réseaux de neurones artificiels pour la prévision au délai 1 mois des SPI-3, SPI-6, SPI-9, SPI-12 et SPI-24 dans les différentes régions climatiques de l'Iran sur la période 1965 - 2010. Les variables d'entrée des modèles développés sont constituées de paramètres continentaux (indices SPI et précipitations) et de paramètres océaniques [indices NAO et indices SOI (Southern Oscillation Index)]. Ces auteurs analysent la performance des modèles à partir des critères que sont le coefficient de détermination (R^2) et la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE). Selon eux, le modèle utilisant en entrée la combinaison des quatre variables (précipitations, indices SPI, indices NAO et indices SOI) est le plus performant pour la prévision de la sécheresse, avec les meilleures performances obtenues, surtout au niveau des SPI-12 et SPI-24.

[17], quant à lui, a effectué des travaux sur la prévision des SPI-3, SPI-6 et SPI-12 dans le bassin versant de l'Algérois (Algérie) pour des délais de prévision allant de 1 à 36 mois sur la période 1936-2008. Il s'est basé sur les modèles stochastiques ARIMA et SARIMA, les réseaux de neurones artificiel (RNA) et les modèles hybrides ondelettes-RNA. Les variables explicatives des modèles développés sont l'indice SPI. Il analyse la performance des modèles à partir du critère de Nash-Sutcliffe (NSE), de l'erreur moyenne absolue (MAE) et de la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE). Selon cet auteur, les modèles hybrides ondelettes-RNA sont les plus aptes à la prévision de la sécheresse, avec les meilleures performances enregistrées, surtout au niveau des SPI-12 pour un délai de prévision qui atteint 36 mois. En comparant les résultats obtenus dans cette étude avec ceux de ces auteurs, il est remarqué que les résultats obtenus ici avec le modèle développé au délai de prévision 1 mois sont dans l'ensemble forts satisfaisants (*Tableaux 7*). En considérant le même type de modèle utilisé (RLM), les coefficients de corrélation obtenus en validation avec le modèle développé, au délai de prévision 1 mois, varient de 34,5 à 88,2 % avec une moyenne de 58,18 % et un écart-type de 23,12 % et de 46,8 à 91,8 % avec une moyenne de 62,90 % et un écart-type 15,55 % respectivement au niveau SPI-3 et SPI-6 (*Tableau 7*). Ces résultats sont meilleurs dans l'ensemble (eu égard aux performances

maximales atteintes par le modèle dans la présente étude qui sont les plus fortes) comparés à ceux obtenus en validation pour la prévision des SPI-3 et SPI-6 au délai de prévision 1 mois, par [16] à partir des régressions linéaires multiples (RLM). En comparant les performances obtenues, en validation au délai de prévision 1 mois, avec le modèle développé dans la présente étude (RLM) à celles des meilleurs modèles développés par ces auteurs à partir d'autres méthodes [les réseaux de neurones artificiels (RNA) ou les modèles hybrides ondelettes-RNA], il est constaté, au niveau des SPI-3, SPI-6 et SPI-9, que les coefficients de corrélation (R) obtenus dans la présente étude sont globalement meilleurs comparés à ceux obtenus par ces auteurs avec les RNA (**Tableau 7**). Quant aux RMSE, elles sont dans l'ensemble meilleures que celles enregistrées par ces auteurs avec les RNA et relativement moins bonnes que celles enregistrées avec les modèles hybrides ondelettes-RNA (**Tableau 7**). En effet, au niveau de la prévision des SPI-3 et SPI-6, les coefficients de corrélation obtenus dans cette étude sont, au niveau des performances maximales atteintes, meilleurs comparés à ceux obtenus par [16] avec les RNA. Les RMSE enregistrées à ces échelles (SPI-3 et SPI-6) montrent que la présente étude a, avec les RLM, atteint des performances minimales inférieures (donc meilleures) à celles obtenues par [20] avec les RNA. Toujours au niveau des SPI-3 et SPI-6, la présente étude a atteint des performances minimales de la RMSE supérieures (donc moins bonnes) à celles atteintes par [17] avec les ondelettes-RNA. Concernant la prévision des SPI-9, les résultats enregistrés avec la RMSE montrent que la présente étude a atteint des valeurs minimales de la RMSE inférieures (donc meilleures) à celles atteintes par [20] avec les RNA (**Tableau 7**).

Tableau 7 : Comparaison des performances obtenues en validation à partir des RLM, des RNA ou des ondelettes-RNA, au délai de prévision 1 mois, par les travaux antérieurs avec celles obtenues par le modèle conçu pour la prévision des SPI-3, SPI-6 et SPI-9

			Boudad <i>et al.</i> [16]	Rezaeian-Zadeh et Tabari [20] (2012)	Boudad <i>et al.</i> [16]	Djerbouai [17]	Présente étude
SPI	Critères	Indicateurs d'analyse	RLM	RNA	RNA	Ondelettes-RNA	RLM
SPI-3	R (%)	Minimum	67,00	-	68,00	-	34,50
		Maximum	70,00	-	77,00	-	88,20
		Moyenne	68,50	-	72,50	-	58,18
		Ecart-type	2,12	-	6,36	-	23,12
	RMSE	Minimum	-	0,85	-	0,15	0,39
		Maximum	-	0,94	-	0,21	0,99
		Moyenne	-	0,90	-	0,17	0,67
		Ecart-type	-	0,03	-	$2,6 \cdot 10^{-2}$	0,19
SPI-6	R (%)	Minimum	79,00	-	80,00	-	46,80
		Maximum	81,00	-	83,00	-	91,80
		Moyenne	80,00	-	81,50	-	62,90
		Ecart-type	1,41	-	2,14	-	15,55
	RMSE	Minimum	-	0,75	-	0,05	0,32
		Maximum	-	0,82	-	0,08	0,96
		Moyenne	-	0,79	-	0,07	0,59
		Ecart-type	-	0,03	-	$9 \cdot 10^{-3}$	0,21
SPI-9	RMSE	Minimum	-	0,58	-	-	0,35
		Maximum	-	0,71	-	-	0,70
		Moyenne	-	0,65	-	-	0,45
		Ecart-type	-	0,05	-	-	0,13

Des différentes comparaisons, il ressort qu'avec seulement des variables explicatives continentales (SPI et Pluie), le modèle développé dans la présente étude est, dans l'ensemble, plus performant que ceux de certains auteurs ayant utilisé en plus des variables explicatives continentales (SPI et Pluie), des variables explicatives océaniques (NAO et SOI). Ce qui veut dire que les données continentales sont capables, à elles seules, de prévoir la sécheresse. Par ailleurs, les résultats des travaux de [17] qui a également utilisé des données continentales (SPI) montrent que les modèles hybrides ondelettes-réseaux de neurones sont légèrement plus performants que ceux développés dans la présente étude à partir des régressions linéaires multiples.

V - CONCLUSION

Il était question dans cette étude de développer des modèles mathématiques capables de prévoir la sécheresse à l'échéance saisonnière en Côte d'Ivoire. Des modèles basés sur les régressions linéaires multiples pour la prévision de la sécheresse, présentant différents types de variables explicatives (SPI et précipitations), ont été conçus pour chacune des régions climatiques préalablement définies de la Côte d'Ivoire. Dans l'ensemble, le modèle possède une robustesse suffisante et peut prévoir la sécheresse pour des délais allant de 1 à 6 mois. Le critère du KGE moyen en validation est, pour les délais de prévision satisfaisants, de 60,87 % au niveau des SPI-3 et de 65,77 et 58,89 % respectivement au niveau des SPI-6 et SPI-9. Le modèle de régressions linéaires multiples (RLM) conçu a donné des résultats de prévision des sécheresses météorologiques (SPI-3) et agrométéorologiques (SPI-6 et SPI-9) satisfaisants au niveau du climat attiéen de l'intérieur où le modèle ne peut être utilisé que pour un délai de prévision de 4 mois maximum avec les SPI-3 et SPI-6 et de 6 mois maximum avec les SPI-9. Au niveau des SPI-9, les résultats sont également satisfaisants pour un délai de prévision de 2 mois maximum au niveau des climats baouléen, de montagnes et attiéen du Sud-Ouest. Il est observé que le climat attiéen de l'intérieur est la zone climatique où les performances du modèle de prévision sont meilleures quel que soit le type de sécheresse (SPI) étudié. Aussi, il est constaté sur l'ensemble des régions climatiques que les performances du modèle de prévision décroissent des SPI-9 au SPI-3. Cela traduit en fait que pour la prévision de la sécheresse en Côte d'Ivoire à partir des SPI, les sécheresses météorologique et agrométéorologique seraient prévisibles jusqu'à des délais de prévision respectifs de 4 mois maximum et de 6 mois maximum.

REMERCIEMENTS

Les auteurs de cet article remercient les instructeurs dont les critiques et les suggestions ont permis d'améliorer le présent article. Ils remercient également la SODEXAM pour leur avoir fourni les données de pluie utilisées dans cette étude.

RÉFÉRENCES

- [1] - K. E. KOUAKOU, H. MOUSSA, A. M. KOUASSI, B. T. A. GOULA, I. SAVANE, « Redefinition of homogeneous climatic zones in Cote d'Ivoire in a context of climate change », *International Journal of Scientific & Engineering Research*, 8 (11) (2017) 453 - 462
- [2] - A. BODIAN, « Caractérisation de la variabilité temporelle récente des précipitations annuelles au Sénégal (Afrique de l'Ouest) », *Physio-Géo*, 8 (2014) 297 - 312
- [3] - L. DESCROIX, N. A. DIONGUE, G. PANTHOU, A. BODIAN, Y. SANE, H. DACOSTA, A. M. MALAM, J.-P. VANDERVAERE, G. QUANTIN, « Evolution récente de la pluviométrie en Afrique de l'Ouest à travers deux régions : La Sénégambie et le bassin du Niger Moyen », *Climatologie*, 12 (2015) 25 - 43
- [4] - A. M. KOUASSI, A. V. S. ASSOKE, K. B. DJE, K. E. KOUAKOU, K. F. KOUAME, J. BIEMI, « Analysis of the persistence of drought in West Africa : Characterization of the recent climate variability in Ivory Coast », *Environmental and Water Sciences, Public Health & Territorial Intelligence*, 1 (2) (2017) 47 - 59
- [5] - K. E. AHOUSSE, Y. B. KOFFI, A. M. KOUASSI, G. SORO, N. SORO, J. BIEMI, « Étude de la variabilité hydroclimatique et de ses conséquences sur les ressources en eau du Sud forestier et agricole de la Côte d'Ivoire : cas de la région d'Abidjan-Agboville », *International Journal of Pure & Applied Bioscience*, 1 (6) (2013) 30 - 50
- [6] - K. E. KOUAKOU, Z. A. KOUADIO, F. W. KOUASSI, B. T. A. GOULA, I. SAVANE, « Modélisation de la température et de la pluviométrie dans un contexte de changement climatique : cas de l'Afrique de l'Ouest », *Revue Afrique Science*, 10 (1) (2014) 145 - 160
- [7] - Y. DAKI, G. ZAHOUR, R. LACHGAR, H. EL HADI, « Caractérisation de la sécheresse climatique du bassin versant d'Oum Er Rbia (Maroc) par le biais de l'indice de précipitation standardisé (SPI) », *European Scientific Journal*, 12 (14) (2016) 198 - 209
- [8] - B. M. KARIMOU, K. AMBOUTA, B. SARR, B. TYCHON, « Analyse des phénomènes climatiques extrêmes dans le Sud-Est du Niger », XXVIII^e Colloque de l'Association Internationale de Climatologie, Liège, (2015) 537 - 542
- [9] - M. FANTA, « Développement et analyse des critères de vulnérabilité des populations sahéniennes face à la variabilité du climat : le cas de la ressource en eau dans la vallée de la sirba au Burkina Faso », Thèse de doctorat, Université du Québec à Montréal, (2010) 196 p.
- [10] - MINADER, « Synthèse des volumes du Recensement des Exploitants et Exploitations Agricoles (REEA) 2015/2016 », Rapport provisoire, 1 (2017) 52 p.

- [11] - G. E. SORO, D. G. L. ANOUMAN, B. T. A. GOULA, B. SROHOROU, I. SAVANE, « Caractérisation des séquences de sécheresse météorologique à diverses échelles de temps en climat de type soudanais : cas de l'extrême nord-ouest de la Côte d'Ivoire », *Larhyss Journal*, 18 (2014) 107 - 124
- [12] - M. B. SOARES, M. ALEXANDER, S. DESSAI, « Sectoral use of climate information in Europe : A synoptic overview », *Climate Services*, 9 (2018) 5 - 20
- [13] - OMM et GWP, « Manuel des indicateurs et indices de sécheresse », OMM et GWP, Genève, Suisse, 1173 (2016) 52 p.
- [14] - M. TIRANDAZ, A. ESLAMI, « Zoning droughts and wetness trends in north of Iran : A case study of Guilan province », *African Journal of Agricultural Research*, 7 (5) (2012) 2320 - 2327
- [15] - J. JACOBI, D. PERRONE, « A tool for calculating the Palmer drought indices », *Water Resources Research*, 49 (9) (2013) 6086 - 6089
- [16] - B. BOUDAD, H. SAHBI, I. MANSSOURI, T. MANSSOURI, B. BOUDEBBOUZ, « Prédiction de la sécheresse dans le bassin d'Inaouène en utilisant les réseaux de neurones et la régression linéaire multiple », *Journal of SAWIS*, 1 (2) (2015) 13 - 18
- [17] - S. DJERBOUAI, « Méthodes de l'intelligence artificielle pour la prévision des sécheresses », Thèse de Doctorat, Université des sciences et de la technologie Houari Boumediene, Algérie, (2026) 141 p.
- [18] - OMM, « Guide d'utilisation de l'indice de précipitations normalisé », N°1090, Genève, Suisse, (2012) 17 p.
- [19] - A. M. KOUASSI, K. S. A. N'ZAI, Y. B. KOFFI, J. BIEMI, « Application of multiple linear regression models for predicting drilling water flow in the hard rock aquifers: Example of N'zi-Comoé area (Central-East of Ivory Coast), a review », *The Journal of Water Sciences and Environment Technologies*, 2 (1) (2016) 130 - 141
- [20] - M. REZAEIAN-ZADEH, H. TABARI, « MLP-based drought forecasting in different climatic regions », *Theoretical and Applied Climatology*, 109 (3 - 4) (2012) 407 - 414
- [21] - GIEC, « Changements climatiques 2014 : Rapport de synthèse. Contribution des groupes de travail i, ii et iii au cinquième rapport d'évaluation du GIEC », Genève, Suisse, (2014) 161 p.
- [22] - N. R. YAO, A. F. OULÉ, K. D. N'GORAN, « Etude de vulnérabilité du secteur agricole face aux changements climatiques en Côte d'Ivoire », MEDD-PNUD, Rapport final, (2013) 92 p.
- [23] - K. F. KOUAMÉ, « Influence de la variabilité climatique et de la dégradation environnementale sur le fonctionnement de l'hydrosystème du N'zo dans la région guinéenne et semi-montagneuse de la Côte d'Ivoire. Contribution de la télédétection, des systèmes d'Informations Géographiques et du modèle hydrologique HYDROTEL ». Thèse de

- Doctorat d'Etat, Université Félix Houphouët-Boigny de Cocody-Abidjan, Côte d'Ivoire, (2011) 379 p.
- [24] - J. M. KOUAO, A. M. KOUASSI, S. C. DEKOULA, B. D. ASSEUFI, « Analyse de la régionalisation climatique de la Côte d'Ivoire dans un contexte de climat changeant », *Larhyss Journal*, 41 (2020) 233 - 259
- [25] - X. T. PHAM, « Etude climatique de la mousson vietnamienne et applications à la prévision saisonnière », Thèse de Doctorat, Université de Bourgogne, France, (2008) 163 p.
- [26] - L. BOUALI, « Prévisibilité des précipitations ouest africaines (échelles intrasaisonnières et saisonnières) au travers des simulations type DEMETER et des observations », Thèse de Doctorat, Université de Bourgogne, France, (2009) 156 p.
- [27] - L. KONATÉ, « Contribution des indices climatiques et des modèles de pluies à la surveillance et prévention des inondations pluviales en milieu urbain : cas du district d'Abidjan (sud de la Côte d'Ivoire) », Thèse de Doctorat, Université Félix Houphouët-Boigny de Cocody-Abidjan, Côte d'Ivoire, (2018) 199 p.
- [28] - R. M. N. FOSSOU, N. SORO, V. B. TRAORE, T. LASM, S. SAMBOU, T. SORO, K. R. OROU, M. T. CISSE, A. KANE, « Variabilité climatique et son incidence sur les ressources en eaux de surface : cas des stations de Bocanda et de Dimbokro, Centre-Est de la Côte d'Ivoire en Afrique de l'Ouest », *Revue Afrique Science*, 10 (4) (2014) 118 - 134
- [29] - S. ACHARKI, M. AMHARREF, E. H. RACHID, A. BERNOUSSI, « Évaluation par approche statistique de l'impact des changements climatiques sur les ressources en eau : application au périmètre du Gharb (Maroc) », *Revue des Sciences de l'Eau*, 32 (3) (2019) 291 - 315
- [30] - A. MERABTI, « Caractérisation, variabilité et prévision de la sécheresse dans le Nord-est Algérien », Thèse de Doctorat, Ecole nationale supérieure d'Hydraulique Abdellah Arbaoui, Algérie, (2018) 200 p.
- [31] - A. HACHEMI, C. D. BACHIR, « Etude de la variabilité spatiale de la sécheresse au Nord-Ouest de l'Algérie », Mémoire de fin d'étude en vue de l'obtention du diplôme de Master, Université Djilali Bounaama - Khemis Miliana, (2018) 76 p.
- [32] - M. REZAEIAN-ZADEH, A. STEIN, J. P. COX, « Drought Forecasting using Markov Chain Model and Artificial Neural Networks », *Water Resource Manage*, 30 (2016) 2245 - 2259
- [33] - A. M. KOUASSI, K. F. KOUAME, K. E. AHOUSI, S. OULARE, J. BIEMI, « Impacts conjugués des changements climatiques et des pressions anthropiques sur les modifications de la couverture végétale dans le bassin versant du N'zi-Bandama (côte d'ivoire) », *Revue Ivoirienne des Sciences et Technologies*, 20 (2012) 124 - 146

- [34] - D. J. KODJA, « Indicateurs des événements hydroclimatiques extrêmes dans le bassin versant de l'Ouémé à l'exutoire de Bonou en Afrique de l'Ouest », Thèse de Doctorat, Université de Montpellier, (2018) 288 p.
- [35] - M. G. ADJA, E. J. DJEMIN, O. F. A. N'DRI, P. TOHOURI, K. J. KOUAME, J. P. JOURDA, « Apport de l'Analyse Hydrologique et de la Modélisation de la Relation Pluie-Débit dans le Suivi Quantitatif des Ressources en Eau dans un Contexte de Variabilité Climatique : Cas du Sous-Bassin Versant du Kouto (Nord de la Côte d'Ivoire) », *European Journal of Scientific Research*, 154 (2) (2019) 192 - 212
- [36] - H. KLING, M. FUCHS, X. M. FUCHS, « Runoff conditions in the upper Danube basin under an ensemble of climate change scenarios », *Journal of Hydrology*, 424 (2012) 264 - 277
- [37] - L. HONG, B. STEIN, X. CHONG-YU, « Stability of model performance and parameter values on two catchments facing changes in climatic conditions », *Hydrological Sciences Journal*, 60 (7-8) (2015) 1317 - 1330
- [38] - E. S. J. SCARPARI, « Evaluation de la valeur ajoutée des données physiographiques à haute résolution dans la modélisation hydrologique distribuée : cas d'application de la plateforme physitel-hydrotel sur le bassin de la rivière St-charles, Québec, Canada », Institut National de la Recherche Scientifique, Centre Eau Terre Environnement, Université du Québec, (2019) 113 p.
- [39] - F. GARCIA, N. FOLTON, L. OUDIN, « Which objective function to calibrate rainfall-runoff models for low-flow index simulations », *Hydrological Sciences Journal*, 62 (7) (2017) 1149 - 1166
- [40] - J. Y. LEE, Y.-T. SHIH, C.-Y. LAN, T.-Y. LEE, T.-R. PENG, C.-T. LEE, J. C. HUANG, « Rainstorm Magnitude Likely Regulates Event Water Fraction and Its Transit Time in Mesoscale Mountainous Catchments : Implication for Modelling Parameterization », *Water*, 12 (1169) (2020) 1 - 18
- [41] - L. A. MELSEN, A. J. TEULING, P. J. J. F. TORFS, M. ZAPPA, N. P. A. MENDOZA MIZUKAMI, M. P. CLARK, R. UIJLENHOET, « Subjective modeling decisions can significantly impact the simulation of flood and drought events », *Journal of Hydrology*, 568 (2019) 1093 - 1104
- [42] - V. A. SIQUEIRA, R. C. D. PAIVA, A. S. FAN, F. M. FLEISCHMANN, A. L. RUHOFF, P. R. M. PONTES, A. PARIS, S. CALMANT, W. COLLISCHONN, « Toward continental hydrologic-hydrodynamic modeling in South America », *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 22 (2018) 4815 - 4842
- [43] - J. TOWNER, H. L. CLOKE, E. ZSOTER, Z. FLAMIG, J. M. HOCH, J. BAZO, E. D. P. COUGHLAN, E. M. STEPHENS, « Assessing the performance of global hydrological models for capturing peak river flows in the Amazon basin », *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 23 (2019) 3057 - 3080