



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE
ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET
DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE DE BOUIRA



FACULTE DES SCIENCES ET SCIENCES APPLIQUEES
DEPARTEMENT DE GENIE CIVIL

MEMOIRE PREPARE POUR L'OBTENTION DU DIPLOME
DE MASTER EN HYDRAULIQUE

OPTION

Génie-Hydraulique

THEME

*Prévision de la sécheresse par réseaux de neurones
artificiels et séries chronologiques d'indices de sécheresse*

Présenté par : Nemroudi R.

Encadré par : Mme EL Meddahi Y.
Mr Djafer khodja H .

Soutenu le 19/09/2017

Devant le jury:

Président : M Miridja

Examineurs : M Kara

Examineurs : M Dahmani

2016/2017

Dédicace

Je dédie ce travail :

À mes très chers parents

À mes très chers frères

À toute ma famille

À tous mes amis et mes collègues

Remerciement

Avant tout, je remercie le bon Dieu qui a illuminé mon chemin et qui m'a armé de courage et de bonne volonté pendant tout mon cursus universitaire.

*Je tiens à remercier en premier lieu ma promotrice de mémoire master **Mme EL Meddahi Yamina** d'avoir accepté l'encadrement de ce travail sa disponibilité et sa patience à été pour moi d'un grand soutien pour l'achèvement de ce travail .*

*Je tiens à remercier en deuxième lieu mon co-promoteur de mémoire master **Mr Djafer khodja Hakim**.*

Mes remerciements vont également à Mes enseignants et tout le personnel de la faculté des sciences et sciences appliquées Département de Génie Civil pour leurs contributions à ma formation Master en hydraulique.

Enfin, je me permets d'exprimer tout mon respect aux membres de jury qui me feront l'honneur d'apprécier notre travail.

Table des matières

Introduction générale	1
Chapitre I : Synthèse bibliographique	
Introduction	3
I.1-Généralités sur la sécheresse	3
I.1.1 Définition de la sécheresse	3
I.1.2 Types de sécheresses	3
I.1.2.1 La sécheresse agricole	3
I.1.2.2 La sécheresse hydrologique	3
I.1.2.3 La sécheresse socio-économique.....	4
I.1.2.4 La sécheresse météorologique.....	4
I.1.3 Conséquences de la sécheresse.....	6
I.1.4 La sécheresse en Algérie	6
I.2 Les indicateurs de la sécheresse.....	10
I.2.1. Indice de l'écart à la moyenne (Em)	10
I.2.2. Indice de pluviosité (Ip)	10
I.2.3. Rapport à la normale des précipitations (RN)	11
I.2.4. Indice de sévérité de la sécheresse de Palmer.....	11
I.2.5. Indice standardisé de précipitation	12
I.2.6. Méthodes des quintiles et des terciles.....	13
I.2.7. Indice d'humidité des cultures	14
I.2.8. Indice de l'approvisionnement en eau de surface	14
I.3. Les modèles utilisés pour la prévision de la sécheresse.....	23
I.3. 1. Modèles basés sur la Régression linéaire multiple (RLM)	15
I.3.2.les modèles stochastiques	15
I.3.3.Réseaux de neurones artificiels (RNA)	15
Conclusion	16
Chapitre II : Présentation de la zone d'étude et des données utilisées	
Introduction.....	17
II.1.PRESENTATION DE LA REGION D'ETUDE	17
II .1.1Situation géographique.....	17
II.1.2.Hydrographie et hydrologie du bassin versant de l'oued Isser	19
II.1.3 .Géologie	21
II.1.4. Topographie	23
II.1.5.Végétation	23
II.1.6. Climat	25

II.1.7. Caractéristiques du bassin.....	27
II.1.7.1.Géométrie du bassin versant	27
II.1.7.2.Rectangle équivalent	27
II.1.7.3 Paramètres du relief	27
II.1.7.4 Paramètres du réseau hydrographique.....	28
II.2. Présentation des données pluviométriques	29
II.3. Précipitation moyenne régionale du bassin versant	31
II.4. test statistique :(homogénéité)	32
II.5. Variabilité interannuelles des pluies.....	32
Conclusion.....	35

Chapitre III : Présentation et calcul de l'indice SPI

Introduction	36
III.1. Description de l'indice normalisé de précipitation	36
III.2.Quelques points essentiels.....	38
III.3.Avantages et inconvénients	39
III.4.Interprétation: Description de la souplesse d'utilisation du point de vue spatial et temporel	39
III.4.1.Valeurs de l'indice de précipitations normalisé pour une période plus ou moins longue	41
III.4.1.1 Indice SPI sur 1 mois.....	41
III.4.1.2 Indice SPI sur 3 mois.....	42
III.4.1.3 Indice SPI sur 6 mois.....	43
III.4.1.4 Indice SPI sur 9 mois	43
III.4.1.5 Indice SPI sur 12 mois et jusqu'à 24 mois	44
III.5. Procédure de calcul du SPI	44
III.6. Le choix de l'échelle temporelle du SPI	46
III.7. Calcul des séries temporelles du SPI	47
Conclusion	48

Chapitre IV : Prévision de la sécheresse par les réseaux de neurones artificiels (ANN)

Introduction	49
IV.1.Historique des réseaux de neurones artificiels	49
IV.2.Quelques domaines d'application des réseaux de neurones artificiels	51
IV.3.Réseau de neurone fondement biologique	51
IV.3.1.Le neurone	51
IV.3.2.Le corps cellulaire	53

IV.3.3. Les dendrites	53
IV.3.4. L'axone	53
II.4. Réseaux de neurones artificiels.....	53
II.4.1. Principe général.....	53
IV.4.2. Structure d'un neurone artificiel (formel)	54
IV.4.3. Fonctionnement mathématique du neurone artificiel	56
IV.4.3.1. Fonction de base (fonction discriminant)	56
IV.4.3.2. Fonction dynamique	56
IV.4.4. Classification des réseaux de neurones artificiels	57
IV.4.4. 1. Architecture générale des réseaux de neurones	57
IV.4.4. 1.1. Réseaux de neurones dynamiques	58
IV.4.4. 1.2. Réseaux de neurones non bouclés ou en couches (Perceptron)	59
IV.4.4.2. Apprentissage des réseaux de neurones	61
IV.4.4.2.1. Apprentissage non supervisé	62
IV.4.4.2.2. L'apprentissage semi-supervisé ou par renforcement	62
IV.4.4.2.3. Apprentissage supervisé des réseaux de neurones artificiels	62
IV.5. Avantages et inconvénients des réseaux de neurones artificiels	67
IV.5.1. Avantages des réseaux de neurones artificiels	67
IV.5.2. Inconvénients des réseaux de neurones artificiels	68
IV.6. Développement du modèle ANN de prévision de la sécheresse	69
IV.6.1. Sélection de la structure du modèle ANN	70
IV.6.1.1. L'approche RMSNN (Recursive Multi-Step Neural Network)	70
IV.6.1.2. L'approche DMSNN (Direct multi-step Neural network)	71
IV.6.1.3. L'approche proposée	71
IV.6.2. Sélection des variables d'entrée et prétraitement des données	72
IV.6.3. Apprentissage	72
IV.6.3.1. Problème de sur-apprentissage	73
IV.6.3.2. Algorithme d'apprentissage	73
IV. 6.5. Résultats de prévision de la sécheresse par des ANN	74
IV.6.5.1. Choix des meilleurs modèles	74
IV.6.5.2. Evaluation des performances des modèles ANN pour la prévision de la sécheresse.....	75
Conclusion	77
Conclusion générale	79
Références bibliographiques	80

Liste des tableaux

Tableau I.1: valeur de l'indice de palmer et types de sécheresses correspondants.....	12
Tableau I.2: Valeur de l'indice SPI et types de sécheresses correspondants.....	12
Tableau I.3 : classification de la sécheresse suivants les déciles	14
Tableau II.1. Répartition moyenne mensuelle de la température.....	25
Tableau II.2. Nombre de jours de Gelée aux stations de Tablat et Bir – Ghbalou	25
Tableau II.3. Nombre de jours de sirocco aux stations Beni Slimane et Bir Ghbalou.....	26
Tableau II.4. ETR au niveau du bassin Isser.	26
Tableau II.5.Caractéristiques du bassin.	28
Tableau II.7. Caractéristiques des stations pluviométriques utilisées	30
Tableau II.8. Surface d'influence de chaque station pluviométrique.....	32
Tableau II.9 : Le test d'homogénéités à l'échelle annuelle.....	32
Tableau III.1. Valeurs de l'indice SPI.....	49
Tableau IV.1: Analogie entre les neurones biologiques et artificiels.....	57
Tableau IV. 2 : Répartition de la base de données utilisée pour la construction des modèles ANN	73
Tableau IV.3 : Résultats de prévision par les modèles ANN.....	75

Liste des figures

Figure I.1 : Relations entre les différents types de sécheresse (météorologique, agricole, hydrologique et socioéconomique). (Basé sur l'illustration du Centre national de lutte contre la sécheresse, Université du Nebraska Lincoln, USA).	5
Figure I.2 : représentation de la méthode des quintiles et des terciles	13
Figure I. 3 : Architecture générale d'un RNA de type PMC.....	16
Figure II.1 : Situation géographique du bassin versant ISSER	19
Figure II.2: Le réseau hydrographique du bassin versant ISSER.....	21
Figure II.3: La Carte lithologique du bassin versant ISSER.....	23
Figure II.5 : Implantation des stations pluviométriques utilisées	31
Figure II.6: Variation interannuelle des précipitations (SOUK EL KHEMIS, SOUAGUI, BENI SLIMANE, BSIBSA, LAKHDARIA)	34
Figure III.1 Ajustement à la loi gamma.....	47
Figure III.2 Séries temporelles du SPI pour différentes échelles (3,6 et12 mois).....	48
Figure IV.1 : Neurone biologique.....	52
Figure IV.2 : modèle neuronal.	54
Figure IV. 3 : Mise en correspondance neurone Biologique /Artificiel.	55
Figure IV. 4 : Neurone formel.	56
Figure IV. 5 : Différents types de fonctions de transfert.	57
Figure IV. 6 : Réseau de neurones artificiel.	55
Figure IV. 7 : Réseau de neurones artificiel bouclé.	58
Figure IV. 8 : Réseau de neurone a une seul couche.	59
Figure IV. 9 : Réseaux "FeedForward" multicouches.	60
Figure IV. 10 : Rétropropagation des gradients	64
Figure IV.11 : Approche RMSNN	70
Figure IV.12 : Approche DMSNN	71
Figure IV.13 : L'approche Feed-forward proposée.	71
Figure IV.14 : Prévisions de l'SPI-6.....	75
Figure IV.15 : Prévisions de l'SPI-12.....	76

Introduction générale

Introduction générale

L'eau a toujours été un facteur essentiel pour le développement socio-économique et elle est devenue un enjeu stratégique. Dans la plus grande partie de l'Afrique, la sécheresse est la calamité climatique la plus fréquente. L'Algérie, et surtout l'Ouest du pays, a souffert plusieurs périodes de sécheresses durant la fin de ce dernier siècle, pendant les années 40 et les années 70 jusqu'à nos jours, La plus récente a été caractérisée par son ampleur spatiale et son intensité qui a entraîné une diminution significative des niveaux d'eau dans les réservoirs de barrages et les nappes. Cette diminution des ressources en eau a conduit à sa surexploitation pour satisfaire les différents besoins.

Dans ce contexte, la prévision nécessaire pour une meilleure gestion des ressources en eau, s'affirme comme un outil incontournable pour la recherche de solutions générales optimales aux problèmes qui résultent du rapport entre les besoins en eau et les disponibilités offertes par la nature.

L'Algérie se situe parmi les pays les plus pauvres en matière de potentialités hydrique. Elles sont en dessous des normes fixées par la Banque Mondiale, à savoir 1000 m³ par habitant et par an.

La sécheresse est un fléau insidieux qui découle d'une baisse des précipitations par rapport à des niveaux considérés comme normaux. Quand le phénomène se prolonge toute une saison, ou au cours d'une période plus longue encore, les précipitations sont insuffisantes pour répondre aux besoins de l'environnement et des activités humaines. La sécheresse doit être considérée comme un état plus relatif qu'absolu.

La sécheresse est un phénomène d'échelle régionale et chaque région possède ses propres caractéristiques climatiques. Les sécheresses que subissent les grandes plaines d'Amérique du Nord diffèrent de celles qui sévissent dans le nord-est du Brésil, en Afrique australe, en Europe occidentale, en Australie orientale ou dans la plaine de la Chine septentrionale. La quantité, le cycle saisonnier et la nature des précipitations varient grandement d'une de ces régions à l'autre.

La température, le vent et l'humidité relative sont aussi des facteurs déterminants pour caractériser la sécheresse. Le suivi de la sécheresse doit en outre tenir compte de l'application envisagée, étant donné que les incidences d'une sécheresse varient d'un secteur à l'autre. La notion même de sécheresse varie d'un utilisateur à l'autre suivant qu'il s'agit d'un responsable de la gestion de l'eau, d'un exploitant agricole, d'un opérateur de centrale hydro-électrique ou d'un biologiste spécialiste de la faune et de la flore sauvages. Au sein d'un seul

et même secteur, la sécheresse peut aussi être perçue en fonction de divers points de vue, puisque ses effets peuvent présenter des différences bien marquées.

L'objectif de ce mémoire est de développer un modèle mathématique de prévision de la sécheresse (modèle à base de réseaux de neurones artificiels) dans le bassin versant d'Isser. En utilisant l'indice de précipitation standardisé pour quantifier la sécheresse.

Pour une meilleure compréhension, ce manuscrit s'articule, après une introduction générale, en quatre chapitres :

- Le premier chapitre, présente les généralités sur les sécheresses, les indicateurs de sécheresses et les modèles de prévision de la sécheresse
- Deuxièmement, la zone d'étude et des données utilisées sont présentées;
- Troisièmement, la présentation et le calcul de l'indice SPI ;
- Le quatrième chapitre traite la prévision de la sécheresse par les réseaux de neurones artificiels (leurs principes, les différentes architectures, ainsi que leur application pour la prévision de la sécheresse et en fin les résultats et leurs interprétations) ;

Une conclusion générale synthétisera les principaux résultats acquis et mettra en évidence les principaux enseignements de cette étude.

Chapitre I :

Synthèse bibliographique

Introduction :

A travers ce chapitre, nous allons présenter quelques définitions en relation avec la sécheresse ainsi que les indicateurs et les modèles de prévision de la sécheresse.

I.1. Généralité sur la sécheresse:**I.1.1. Définition de la sécheresse:**

La sécheresse est une caractéristique normale et fréquente du climat. Elle touche l'ensemble des zones climatiques. Mais ses caractéristiques varient significativement d'une région à l'autre. La sécheresse ne doit pas être confondue avec l'aridité. La sécheresse se manifeste dans le temps, tandis que l'aridité est un phénomène spatial (elle est limitée dans les régions à faible précipitation).

La sécheresse n'a pas une définition universelle, il y a autant de définitions de la sécheresse qu'il y a d'utilisation de l'eau. Mais, on peut dire que la sécheresse est un déficit des disponibilités en eau par rapport à une situation considérée comme normale pour une période donnée et une région déterminée

I.1.2. Types de sécheresse :

Il existe plusieurs types de sécheresse, la sécheresse météorologique, hydrologique, agricole et socio-économique .

I.1.2.1. La sécheresse agricole :

Elle fait un rapport entre les sécheresses météorologiques ou hydrologiques et les impacts sur le milieu agricole. Elles portent sur l'insuffisance des précipitations, la différence entre l'évapotranspiration réelle et potentielle, et le déficit d'eau des sols et des réserves hydriques. Ces sécheresses dépendent grandement des conditions climatiques, des caractéristiques biologiques des cultures ainsi que des propriétés physiques et biologiques des sols.

Une bonne définition de la sécheresse agricole devrait être en mesure de rendre compte de la sensibilité variable de cultures au cours des différentes étapes du développement de la culture, de la levée à la maturité. L'insuffisance de l'humidité de la couche arable peut entraver la germination, menant à des populations de plantes faibles à l'hectare et une réduction du rendement final.

I.1.2.2. La sécheresse hydrologique :

La sécheresse hydrologique est associée à des effets de périodes de pénurie de précipitations sur les eaux superficielles et souterraines. La fréquence et la sévérité de la sécheresse hydrologique sont souvent définies sur une échelle du bassin versant. Bien que toutes les sécheresses proviennent d'une carence de précipitations, les hydrologues sont plus préoccupés par la façon dont cette carence joue dans le système hydrologique. Les sécheresses

hydrologiques sont généralement en phase avec l'apparition de sécheresses météorologiques et agricoles. Il faut plus de temps pour les insuffisances de précipitations à se manifester dans les composants du système hydrologique telles que les niveaux d'humidité du sol, l'écoulement fluvial et souterrain et les réservoirs. En conséquence, ces impacts sont en opposition de phase avec des effets dans d'autres secteurs économiques. Par exemple, un déficit de précipitations peut entraîner un épuisement rapide de l'humidité du sol qui est presque immédiatement perceptible pour les agriculteurs, mais l'impact de cette carence sur le niveau des réservoirs ne peut pas affecter la production d'énergie hydroélectrique pendant de nombreux mois. En outre, l'eau dans les systèmes de stockage hydrologiques (les réservoirs, rivières) est souvent utilisée pour de multiples et concurrentes fins (par exemple, le contrôle des inondations, l'irrigation, les loisirs, la navigation, l'hydroélectricité, l'habitat de la faune), ce qui complique encore la séquence et la quantification des impacts. La concurrence pour l'eau dans ces systèmes de stockage dégénère en période de sécheresse et les conflits entre usagers de l'eau augmentent de manière significative.

I.1.2.3. La sécheresse socio-économique :

Elle associe l'offre et la demande d'un bien économique avec des éléments de la sécheresse météorologique, hydrologique et agricole. Elle se distingue des types de sécheresse susmentionnés parce que sa présence dépend des procédés de temps et d'espace de l'offre et de la demande pour identifier ou classer les sécheresses. La fourniture de nombreux biens économiques, tels que l'eau, le fourrage, céréales, poissons, et l'énergie hydroélectrique, dépend de la météo. En raison de la variabilité naturelle du climat, l'approvisionnement en eau est suffisant dans quelques années, mais incapable de satisfaire les besoins humains et environnementaux dans d'autres années. La sécheresse socio-économique se produit lorsque la demande pour un bien économique est supérieure à l'offre en raison d'un manque à gagner lié à la météo dans l'approvisionnement en eau. Par exemple, en Uruguay, en 1988-1989, la sécheresse a réduit considérablement la production d'énergie hydroélectrique, car les centrales étaient dépendantes du débit plutôt que du stockage pour la production d'électricité.

I.1.2.4. La sécheresse météorologique :

La définition de la sécheresse météorologique est basée sur le degré d'aridité d'une période sèche par rapport à la normale (médiane ou moyenne) et sur la durée de cette période sèche. Ces définitions doivent être considérées spécifiques à une région ; puisque les conditions météorologiques normales changent grandement d'une région à l'autre. Par exemple, certaines définitions de la sécheresse météorologique identifient les périodes de sécheresse, sur la base du nombre de jours de précipitations inférieur à un certain seuil spécifié. Cette

mesure est seulement appropriée pour les régions caractérisées par un régime de précipitations toute l'année, comme une forêt tropicale humide, le climat subtropical ou le climat humide aux latitudes moyennes. Egalement pour d'autres régimes climatiques caractérisés par une pluviométrie saisonnière, comme le centre des États-Unis, le nord-est du Brésil, l'Afrique de l'Ouest et le Nord de l'Australie. Les longues périodes sans précipitations sont fréquentes à Omaha, Nebraska (États-Unis); Fortaleza (Brésil), et Darwin, Territoire du Nord-Ouest (Australie). D'autres définitions peuvent concerner des départs de précipitations réelles que les montants moyens des échelles mensuelles, saisonnières ou annuelles temps. (Wilhite, DA; et MH Glantz. 1985) Vue les relations qui existent entre les différents types de sécheresse, dans la présente étude on est intéressé à étudier la sécheresse météorologique du faite que ce type de sécheresse est le déclencheur des autres types.

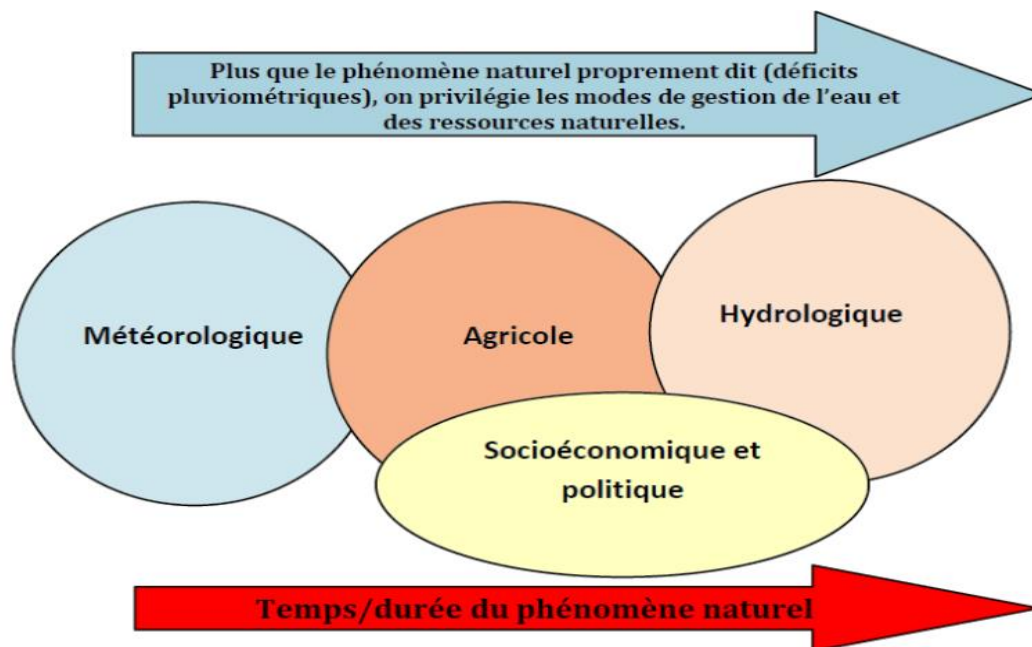


Figure I.1 : Relations entre les différents types de sécheresse (météorologique, agricole, hydrologique et socioéconomique). (Basé sur l'illustration du Centre national de lutte contre la sécheresse, Université du Nebraska–Lincoln, USA).

I.1.3. Conséquences de la sécheresse :

La sécheresse joue un rôle perturbateur et pour conséquences:

- Le manque d'eau pour les cultures vivrières, la diminution du rendement des cultures et des prairies;
- L'augmentation des disettes et des famines et surcroît des épidémies en raison de la malnutrition;
- Les troubles sociaux et les conflits pour les ressources naturelles (eau et nourriture);
- Migration de la population, l'augmentation des réfugiés climatiques;
- Des problèmes avec certains espaces comme des invasions;
- Réduction de la production d'électricité;
- La pénurie d'eau pour les industries;
- La modification, les perturbations voire la destruction des écosystèmes en particulier des Zones humides.

I.1.4. La sécheresse en Algérie :

Plusieurs travaux sur la pluviométrie en Algérie ont été menés depuis le dernier siècle, mais la plupart d'entre eux en font une analyse superficielle sur quelques stations en se basant sur le calcul de la moyenne. Ce n'est qu'en 1946 grâce aux travaux de Seltzer sur le climat de l'Algérie qu'une analyse détaillée sur la pluviométrie est établie.

En Algérie, en considérant les stations du nord Demmak et al, (1994) par une méthode comparative des moyennes (1974-1992 par rapport à celle de Chaumont 1913-1963) et à la moyenne de longue durée (1922-1992), ont constaté que :

- L'ampleur du déficit pluviométrique de la dernière période 1974-1992 s'intensifie d'Est en Ouest ;
- Ils mettent en évidence la tendance à la sécheresse des vingt dernières années et font apparaître des sécheresses analogues durant les années 1913 et 1940.

Farmer et Wigly, selon Kadi (1995), donnent l'évolution d'un indice de sévérité de la sécheresse sur la même région et relèvent l'occurrence de sécheresse sévères et généralisées durant des années très isolées : 1937, 1961, 1970.

En étudiant aussi les données de 120 postes pluviométriques du Nord de l'Algérie, Laborde (1993) a mis en évidence par une analyse en composante principale une succession de quatre phases pluviométriques :

- Une longue phase où la pluviométrie est supérieure à la moyenne de 6 %, de 1922 à 1938.
- Une courte phase sèche débutant en 1939 et s'arrêtant en 1946 à l'ouest et au centre du pays avec un déficit de l'ordre de 11 %.

- Une phase pluvieuse qui dure jusqu'en 1972 environ.
- Une longue phase sèche qui s'affirme dès la fin de 1973.

Matari et al, (1999) appliquent une analyse en composantes principales avec rotation Vari max sur deux réseaux et sur deux périodes différentes ; ils ont abouti à une division régionale de l'ouest Algérien pour une analyse spatio-temporelle de la pluviométrie. Les auteurs ont remarqué que :

- La sécheresse des années 40 est principalement due à une baisse de pluie de printemps et que celles des années 80 à une baisse de pluie d'hiver.

Khaldi en 2005 a étudié la sécheresse sur les stations pluviométriques du nord-ouest algérien. Il aboutit aux résultats suivants :

- A partir des variables centrées réduites des totaux annuels, l'analyse a mis en évidence la succession de deux phases, un long épisode globalement pluvieux qui s'est étendu entre le début des années 50 et la fin des années 70, une période globalement déficitaire, qui aurait commencé au début des années 80 et qui persiste jusqu'à son étude ;
- Les pluies d'hiver durant la décennie 1990-2000 ont connu généralement une baisse pour les stations d'étude ;
- Les résultats obtenus par l'étude de la sévérité de la sécheresse, en utilisant différentes méthodes comme celles des quintiles et des Terciles, confirment la persistance et l'abondance des années déficitaires durant les deux décennies 1980-1990-2000 pour la région d'étude ;
- Il montre aussi, que le modèle Markovien a juste bien les séquences pluvieuses, par contre l'ajustement des séquences sèches par ce modèle montre qu'il existe une grande différence entre les fréquences calculées et les fréquences théoriques sur tout lorsque nous allons vers des seuils plus grands ;
- L'analyse de l'étude de la relation entre l'ONA et la pluviométrie à partir de la corrélation montre qu'il y a un lien entre cette oscillation et la pluviométrie dans cette région d'étude.

Meddi et Hubert (2003) et Khettab (2001) mettent, par des études de la sécheresse aux stations du nord de l'Algérie, en évidence une diminution pluviométrique au cours des dernières décennies. Ce déficit génère un grave problème d'ordre économique et social, compte tenu de la pression croissante qui exerce sur la ressource en eau (alimentation en eau potable, irrigation....).

Mebarkie (2010) signale par une étude sur les apports des cours d'eau de l'est algérien que 1987-1988 est l'année la plus marquée par la sécheresse hydrologique (faible hydraulité) suivie par les années 1993-1994 et 2001-2002.

Khouldia et Djebbar, (2008, 2010, 2011,2012, 2013, 2014) mettent en évidence par des études de la sécheresse aux stations du nord-est de l'Algérie (région de la Medjerda) les uivant :

- Diminution pluviométrique au cours des dernières décennies (1970-1980-1990-2000) ;
- Diminution des débits de la rivière de la Medjerda durant ces mêmes décennies ;
- Augmentation de la température et de l'évapotranspiration durant ces mêmes décennies ;
- Fortes intensités de pluies ;
- Diminution des apports liquides au niveau du barrage d'Ain Dalia, et les années 1988-1989, 1993-1994 et 2001-2002 ont connu une baisse jamais atteinte depuis sa mise en service. D'autres études menées par Khettab et al., (2002) sur la sécheresse en Algérie montrent que, durant l'année 1988-1989 les barrages de l'Ouest et du Centre se sont asséchés. Ceci est moins ressenti à l'Est de l'Algérie. C'est ainsi que, la situation de l'approvisionnement en eau potable est devenue de plus en plus difficile à gérer. L'année 1988-1989 a été classée comme année sèche pour l'Algérie.

Récemment, Meddi et al. (2009) ont montrés que, suite à une étude des chaînes de Markov appliquée sur les stations pluviométriques de l'Algérie du Nord,

- pour avoir une année non sèche après une année sèche, la probabilité est plus importante au centre du pays qu'elle est à l'ouest.
- pour avoir deux années sèches successives, la probabilité est plus importante à l'ouest qu'au centre.

Ces résultats des différentes approches méthodologiques des principaux indices de la sécheresse aident à une description d'état de préparation de gestion de la sécheresse en Algérie. Par ailleurs, plusieurs efforts pour le développement de nouvelles méthodologies d'estimation et de quantification des différents aspects liés à la sécheresse ont été déployés, telque les différences spatiales de la sécheresse (Beersma et Buishand, 2004), la prédiction des sécheresses par les indices de la circulation atmosphérique (Lloyd et Saunders, 2002), et la mitigation des effets de la sécheresse (WMO, 2000). Cependant, plus d'efforts ont été fournis pour développer des indices de la sécheresse, permettant une identification précoce de son intensité et son ampleur. Ces indices sont primordiaux pour l'analyse et la planification continue des sécheresses dans le temps et dans l'espace (Svoboda et al. 2002).

Depuis 1994, prenant conscience des dégâts provoqués par les événements de sécheresse répétés dans l'État du Chihuahua au Mexique, les décideurs, les politiques, les scientifiques et les universitaires se sont concertés et leurs efforts ont abouti à la création du Centre de recherche sur la Sécheresse (Robles et al, 2006). Le but du centre NDMC (National drought

mitigation center) développé aux Etats-Unis d'Amérique est de rassembler, mesurer, et cartographier les impacts de la sécheresse et fournir aux rapporteurs un accès aux résultats à travers des outils de recherche faciles et interactifs. Les utilisateurs peuvent soumettre leurs propres rapports des impacts de la sécheresse. Dans le même contexte, d'autres pays tels que le Canada, l'Italie, l'Espagne,...., ont développés des centres de mitigation et de planning semblables pour une meilleure compréhension et analyse du phénomène.

Récemment, le programme « MEDROPLAN » Mediterranean Drought Preparedness and Mitigation Planning a été développé par l'Europe AidCo-operation Office avec la collaboration de scientifiques et d'acteurs de l'eau de Chypre, Espagne, Grèce, Italie, Maroc et Tunisie, comme initiative pour la préparation de directives de gestion et de mitigation des sécheresses dans les pays méditerranéens. Le guide permet de fournir une approche efficace et systématique pour mettre au point des plans de gestion de la sécheresse alliant science et politique.

Donc préparer un guide pratique de gestion de la sécheresse, en adaptant une méthodologie basée essentiellement sur l'expérience Algérienne, et celle des autres pays, tout en prenant en considération les connaissances scientifiques, techniques et socio-économiques acquises dans ce domaine est nécessaire. Or, la sécheresse fait partie du climat (Jarraud, 2006), et les statistiques communément disponibles pour analyser les variables qui sont à l'origine des sécheresses, telles que, les précipitations ou les séries de débits, sont basées sur l'étude fréquentielle des étiages, l'étude des séries temporelles, la genèse de données synthétiques, la théorie des séquences, la régression multiple, etc. Cependant, on trouve dans la littérature toute une pléthore d'ouvrages sur le sujet. Si depuis des décennies, les lois statistiques classiques ont fait le bonheur des hydrologues statisticiens, aménageurs, concepteurs et autres, aujourd'hui, un constat amer se pose : toutes ces lois classiques, souvent utilisées abusivement, trouvent des limites dans l'étude des événements d'occurrence rare. Des études récentes (Hubert et Bendjoudi, 1998) ont montré que la loi de Laplace-Gauss qui est la plus utilisée pour la modélisation statistique des pluies annuelles, mais aussi toutes les autres lois à décroissance exponentielle, ne permettent pas d'ajuster d'une façon satisfaisante les queues de distribution des séries longues. Donc, il est important de modéliser les précipitations maximales probables afin de les utiliser dans la prévision des crues extrêmes telle que dans la gestion des inondations.

I.2. Les indicateurs de sécheresse :

La difficulté de définir la sécheresse pousse les chercheurs à définir des indicateurs de ce phénomène. Ces indicateurs permettent de déterminer d'une façon scientifique le seuil indiquant la sécheresse à différentes échelles de temps et de définir des classes d'appartenance à cet événement en fonction de sa sévérité et de sa position. Ils assurent également le suivi de la sécheresse et la détection à différents. Nous présentons dans les paragraphes qui suivent quelques indicateurs de sécheresse.

I.2.1. Indice de l'écart à la moyenne (Em) :

C'est l'indice le plus utilisé pour estimer le déficit pluviométrique à l'échelle de l'année. L'écart à la médiane est le plus utilisé par les agrométéorologues. Bien évidemment, quand l'échantillon de données est dissymétrique, la différence entre la moyenne et la médiane est grande. L'écart à la moyenne est la différence entre la hauteur de précipitation annuelle (Pi) et la hauteur moyenne annuelle de précipitation (Pm).

$$Em = Pi - Pm \dots\dots\dots (I.1)$$

L'écart est positif pour les années humides et négatives pour les années sèches. On parle d'année déficitaire quand la pluie est inférieure à la moyenne et d'année excédentaire quand la moyenne est dépassée.

I.2.2. Indice de pluviosité (Ip) :

C'est le rapport de la hauteur de précipitation annuelle à la hauteur moyenne annuelle de précipitation.

$$Ip = Pi/Pm \dots\dots\dots (I.2)$$

Une année est qualifiée d'humide si ce rapport est supérieur à 1 et de sèche s'il est inférieur à 1. Pour situer une pluviométrie dans une longue série de relevés pluviométriques, on utilise l'écart proportionnel à la moyenne (Ipm) qui diffère de l'indice de pluviosité en sous trayant 1 de cet indice.

$$Ipm = Ip - 1 \dots\dots\dots (I.3)$$

Le cumul des indices d'années successives permet de dégager les grandes tendances en faisant abstraction des faibles fluctuations d'une année à l'autre. Quand la somme des indices croît, il s'agit d'une tendance humide. La tendance est de type « sèche », dans le cas contraire.

Lorsque la hauteur moyenne annuelle présentée est calculée sur une période assez longue, et que la distribution n'est très loin de la loi normale on peut utiliser le rapport à la normale au lieu de la moyenne.

I.2.3. Rapport à la normale des précipitations (RN) :

Cet indice, qui est exprimé en pourcentage, peut être obtenu en divisant la précipitation annuelle par la précipitation normale et en multipliant le résultat par 100 %. Il est exprimé mathématiquement comme suit :

$$RN (\%) = (P_i/P_n) * 100 \dots\dots\dots(I.4)$$

Où : RN : rapport à la normale des précipitations en pourcentage.

P_i : précipitation annuelle (en mm) ; P_n : précipitation normale (en mm).

Le rapport à la normale en pourcentage permet d'estimer la variation ponctuelle des précipitations par rapport à la normale.

I.2.4. Indice de sévérité de la sécheresse de Palmer :

Palmer a développé l'indice PDSI (Palmer DroughtSeverity Index) afin d'évaluer le début, l'intensité et la fin des sécheresses passées et actuelles et d'effectuer la classification des sécheresses (Tableau I.1). Cet indice est en fonction de l'état du sol, des précipitations et de l'évapotranspiration. McKee et al [1995] pensent que l'indice de sévérité de Palmer est conçu pour l'agriculture et ne représente pas exactement les effets hydrologiques résultant des sécheresses de longue période.

Tableau I.1: valeur de l'indice de palmer et types de sécheresses correspondants

Valeur de l'indice de Palmer	Type de sécheresse
4.0 ou plus	Extrêmement humide
3.0 à 3.99	Très humide
2.0 à 2.99	Modérément humide
1.0 à 1.99	Légèrement humide
de 0.5 à 0.99	Humide naissante
0.49 à -0.49	Près de la normale
-0.5 à -0.99	Sécheresse naissante
-1.0 à -1.99	La sécheresse légère
-2.0 à -2.99	Sécheresse modérée
-3.0 à -3.99	Grave sécheresse
-4.0 ou moins	Sécheresse extrême

I.2.5. Indice standardisé de précipitation :

L'indice SPI (Mckee et al., 1993) est un indice à la fois puissant, souple d'utilisation et simple à calculer. Les données sur les précipitations constituent en fait le seul paramètre requis. En outre, l'indice SPI se révèle tout aussi efficace pour analyser les périodes ou cycles humides que les périodes ou cycles secs (Tableau I.2). 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 (Guttman, 1994). Cet indice est exprimé mathématiquement comme suit :

$$ISP = (P_i - P_m) / \sigma \dots\dots\dots(I.5)$$

Tableau I.2: Valeur de l'indice SPI et types de sécheresses correspondants

Valeur de l'indice SPI	Type de sécheresse
2.0 et plus	Extrêmement humide
de 1.5 à 1.99	Très humide
de 1.0 à 1.49	Modérément humide
de -0.99 à 0.99	Proche de la normale
de -1.0 à -1.49	Modérément sec
de -1.5 à -1.99	Très sec
-2 et moins	Extrêmement sec

I.2.6. Méthodes des quintiles et des terciles :

Ces deux méthodes sont basées sur l'ajustement des observations à une loi normale qui permet d'estimer plus correctement les différents quantiles et calculer leurs durées de retour. pour les quintiles, le seuil d'années sèches est observée en moyenne tous les 2.5 ans et les très sèches tous les 5 ans ; par contre la méthode des terciles suppose qu'une année sèche a une durée de retour est égale à 3 ans.

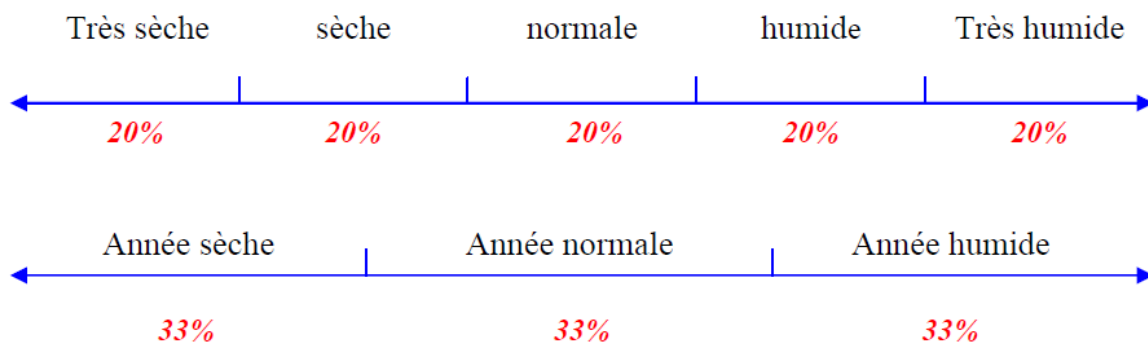


Figure I.2 : représentation de la méthode des quintiles et des terciles (Khaldi, 2005)

❖ Distribution selon les déciles :

Arranger les données des précipitations dans des déciles est une autre façon d'identifier la sécheresse. En effet, les déciles sont utilisés comme indicateurs de sécheresse. La méthode des déciles partage la distribution des événements de précipitations enregistrées à long terme en sections chacune contient de la distribution.

Pour une variable statistique donnée (exemple pluviométrie annuelle ou mensuelle), la série climatologique correspondante est ordonnée dans le sens des valeurs croissantes ; les 10% des valeurs les plus basses sont classées dans l'intervalle du décile 1, les 10% des valeurs suivantes dans l'intervalle du décile 2, et ainsi de suite jusqu'au décile 10 qui correspond au 10% des valeurs les plus élevées (extrêmement humide. tableau (01))

La méthode des déciles est sélectionnée comme une mesure météorologique de la sécheresse dans le système mis en place en Australie dans le cadre de l'Australien Drought Watch System. Il est relativement plus simple de calculer les déciles que d'estimer l'indice de Palmer relatif à la sévérité de la sécheresse (Palmer DroughtSeverity Index - PDSI) [Smith DI et al; 1993]. Le calcul des déciles nécessite tout de même une série de données pluviométriques relativement longue.

Tableau I.3 : classification de la sécheresse suivant les déciles

Décile	Distribution	Classification
Décile 1-2	Très inférieure à 20 %	Très inférieur à normale
Décile 3-4	Inférieur à 20 %	En dessous de la normale
Décile 5-6	Proche de 20%	Proche de la normale
Décile 7-8	Supérieure à 20%	Au-dessus de la normale
Décile 9-10	Très supérieure à 20%	Très supérieure à la normale

I.2.7. Indice d'humidité des cultures :

L'indice des cultures d'humidité (CMI) utilise une approche météorologique pour surveiller les conditions de culture de semaine en semaine. Il a été développé par Palmer (1968) de procédures dans le calcul de l'ISSP. Considérant que l'ISSP contrôle des périodes météorologiques humides et sèches à long terme, la CMI a été conçu pour évaluer les conditions d'humidité à court terme dans les grandes régions de cultures productrices. Il est basé sur la température moyenne et les précipitations totales pour chaque semaine dans une division climatique, ainsi que la valeur CMI de la semaine précédente. Le CMI répond rapidement aux conditions changeantes. Il est pondéré selon le lieu et l'heure ainsi que les cartes, qui affichent généralement la CMI hebdomadaire à travers les États-Unis, peuvent être utilisés pour comparer les conditions d'humidité à différents endroits. Parce qu'il est conçu pour surveiller les conditions d'humidité à court terme affectant un développement des cultures, la CMI n'est pas un bon outil à long terme de suivi de la sécheresse.

I.2.8. Indice de l'approvisionnement en eau de surface :

L'indice d'approvisionnement en eau de Surface (SWSI) a été développé par Shafer et Dezman (1982) pour compléter l'indice Palmer des conditions d'humidité dans l'État du Colorado. L'indice Palmer est essentiellement un algorithme d'humidité du sol calibré pour les régions relativement homogènes, mais il n'est pas conçu pour les grandes variations topographiques dans une région et il ne tient pas compte de l'accumulation de neige et l'écoulement ultérieur. L'objectif de la SWSI était d'intégrer les caractéristiques hydrologiques et climatologiques en une valeur d'indice unique ressemblant à l'indice Palmer pour chaque grand bassin de la rivière dans l'état du Colorado (Shafer et Dezman 1982). Ces valeurs seraient normalisées pour permettre des comparaisons entre les bassins. Plusieurs caractéristiques de la SWSI limitent son application. Leur calcul est unique pour chaque bassin et pour chaque région, il est difficile de comparer les valeurs SWSI entre les bassins ou régions (Doesken et al. 1991).

I.3. Les modèles utilisées pour la prévision de la sécheresse :

I.3. 1. Régression linéaire multiple (RLM) : L'objectif général de régression multiple est d'en apprendre d'avantage sur la relation entre plusieurs variables indépendantes ou explicatives et une variable dépendante. Le problème de calcul qui doit être résolu dans une analyse de régression multiple est d'adapter une ligne droite (plan ou dans un espace à n dimensions, où n est le nombre de variables indépendantes) à un certain nombre de points. Dans le cas le plus simple - une dépendante et une variable indépendante - on peut visualiser cela dans un diagramme de dispersion. Ainsi, les procédures de régression multiple vont estimer une équation linéaire de la forme : $Y = a + b_1 * X_1 + b_2 * X_2 + \dots + b_p * X_p + \varepsilon$

correspond à la variable dépendante X_1, X_2, \dots, X_p correspondent aux variables explicatives ε correspond à l'erreur d'estimation du modèle a, b_1, \dots, b_p correspondent aux coefficients qui permettent de réduire l'erreur ε

I.3.2.les modèles stochastiques :

Un processus stochastiques une collection de variables aléatoires, où le paramètre t est défini sur un espace paramétrique, T. Le paramètre t représente généralement le temps; il est défini sur l'échelle des réels non négatif .Les modèles stochastiques ont été largement utilisés dans la prévision hydrologique. Les modèles ARIMA et ARMA sont les plus utilisés pour la prévision de la sécheresse à court et à moyen terme (Mishra et Desai, 2005, Mishra et Desai,2006; Mishra et al., 2007; Cancelliere et al., 2007; Han et al., 2010).

I.3.3. Réseaux de neurones artificiels (RNA) :

Dans la littérature, on trouve plusieurs travaux appliqués aux processus de prédiction basés sur les RNA dont on cite à titre d'exemple celle du Rezaeian-Zadeh et Tabari (2012) qui élaborent quatre modèles basés sur les RNA de type PMC (Multi layer Perceptron) pour la prédiction de l'indice SPI pour un délai de 1 mois dans cinq stations synoptiques en Iran en utilisant l'algorithme de formation de Levenberg-Marquardt et avec une fonction d'activation sigmoïde tangente. Les variables explicatives étaient SPI, précipitation, l'indice NAO (North Atlantic Oscillation) et l'indice SOI (Southern Oscillation Index).

Un réseau de neurones artificiel est une méthode de modélisation mathématique dont l'inspiration originale était le fonctionnement des réseaux de neurones biologique. Le principal point fort des RNA est leur capacité d'identifier des relations complexes et non linéaires entre les entrées et les sorties des ensembles de données sans la nécessité de comprendre la nature du phénomène (Adamowski et Sun 2010). Le type Perceptron multicouche (PMC) est le réseau de neurones le plus simple et le plus couramment utilisé. Sa structure est formée d'une couche d'entrée, d'une couche de sortie et d'une ou plusieurs couches cachées. Dans ces types de réseaux, chaque neurone n'est relié qu'aux neurones des couches directement précédentes et suivantes (figure I.3).

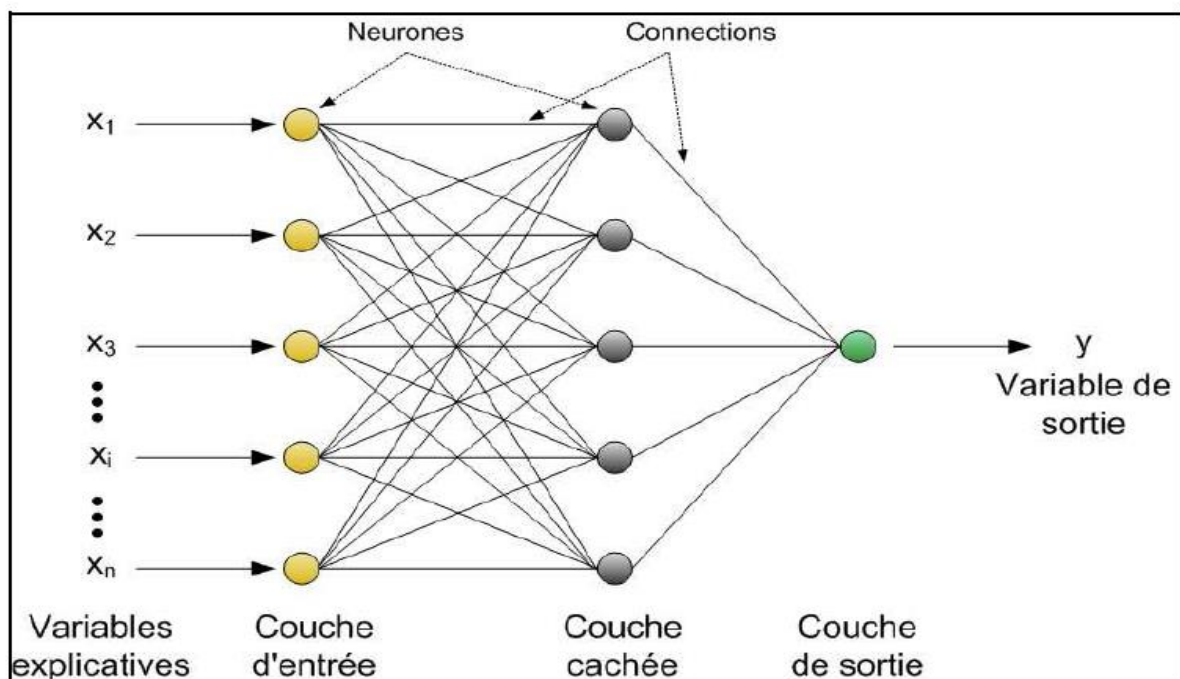


Figure I. 3 : Architecture générale d'un RNA de type PMC (Benkaci,2006).

La configuration du meilleur modèle PMC et sa mise en place revient à choisir les fonctions de transfert, à déterminer les entrées pertinentes, le nombre de neurones dans la couche cachée, choisir l'algorithme d'apprentissage puis optimiser et tester le réseau.

Conclusion :

Dans ce chapitre, on a entamé le coté théorique de notre sujet, Lors de ce mémoire nous allons utiliser comme méthode de prévision les réseaux neurones artificiels, L'avantage de cette dernière réside dans le fait qu'elle permet de modéliser des problèmes complexes dans lesquels une relation mathématique explicite entre les variables en question n'est pas évidente. En plus, lorsqu'on travaille avec les RNA, aucune hypothèse a priori sur les variables n'est nécessaire. Cette méthode a été appliquée dans le but de développer un modèle de prédiction de l'indice de sécheresse SPI dans le bassin versant ISSER.

Chapitre II :

Présentation de la zone d'étude

Introduction :

Dans ce chapitre nous allons présenter notre zone d'étude et les données utilisées ainsi leurs traitement.

II.1.Présentation de la zone d'étude :**II .1.1Situation géographique:**

Le bassin de l'Isser est situé au Centre - Nord de l'Algérie, avec une superficie totale de 4149 Km², ce qui vaut à 8.72% de la superficie totale du bassin Algérois - Hodna -Soummam avec une population totale estimée en 2030 à 812 291 habitants.

Il est limité comme suit:

- A l'Est par le bassin de la Soummam;
- Au Sud par le bassin du Hodna;
- A l'Ouest et au Nord par le bassin du Côtier-Algérois.

Le bassin versant de l'oued Isser au droit du barrage de Beni Amrane draine une superficie de 4126 km².

Le bassin versant Isser est situé environ à 70 Km au Sud Est d'Alger. Il présente sensiblement la forme d'un quadrilatère d'orientation Sud –Ouest /Nord-Est.

Le cadre géographique dans lequel se développe le bassin versant est constitué de l'atlas tellien algérois au Nord qui culmine à 1130 m au Djebel Tamesguida et de la chaîne des Bibans au Sud qui culmine à 1810 m au Djebel Dira. Ces deux chaînes sont séparées par la plaine des Aribes d'altitude 550 m.

Le bassin versant de l'Oued Isser dont les lignes de crête se situent entre 90 et 1810 m a une altitude moyenne de 710 m

Le cours d'eau principal parcourt une distance de 98,2 km.

En relation avec le contexte géologique et structural, on distingue le Haut et Moyen Isser d'une part, et le Bas Isser d'autre part.

Bas Isser: il est situé à 60 Km à l'Est d'Alger et limité comme suit:

- Au Nord par la mer Méditerranée;
- Au Sud par le contrefort de la dorsale Kabyle et Djebel Ahmed;
- Au Nord-Est par le Massif de Cap Djinet;
- A l'Est par les Massifs Raicha et Chender;
- A l'Ouest par les Massifs de Thénia .

Haut et Moyen Isser: la plaine du Haut et Moyen Isser est limitée comme suit:

- Au Nord par le Massif de Beni Amrane;
- A l'Est par l'oligocène de Drâa El Mizane;
- A l'Ouest par les formations oligocènes du Djebel Bou Zegza.

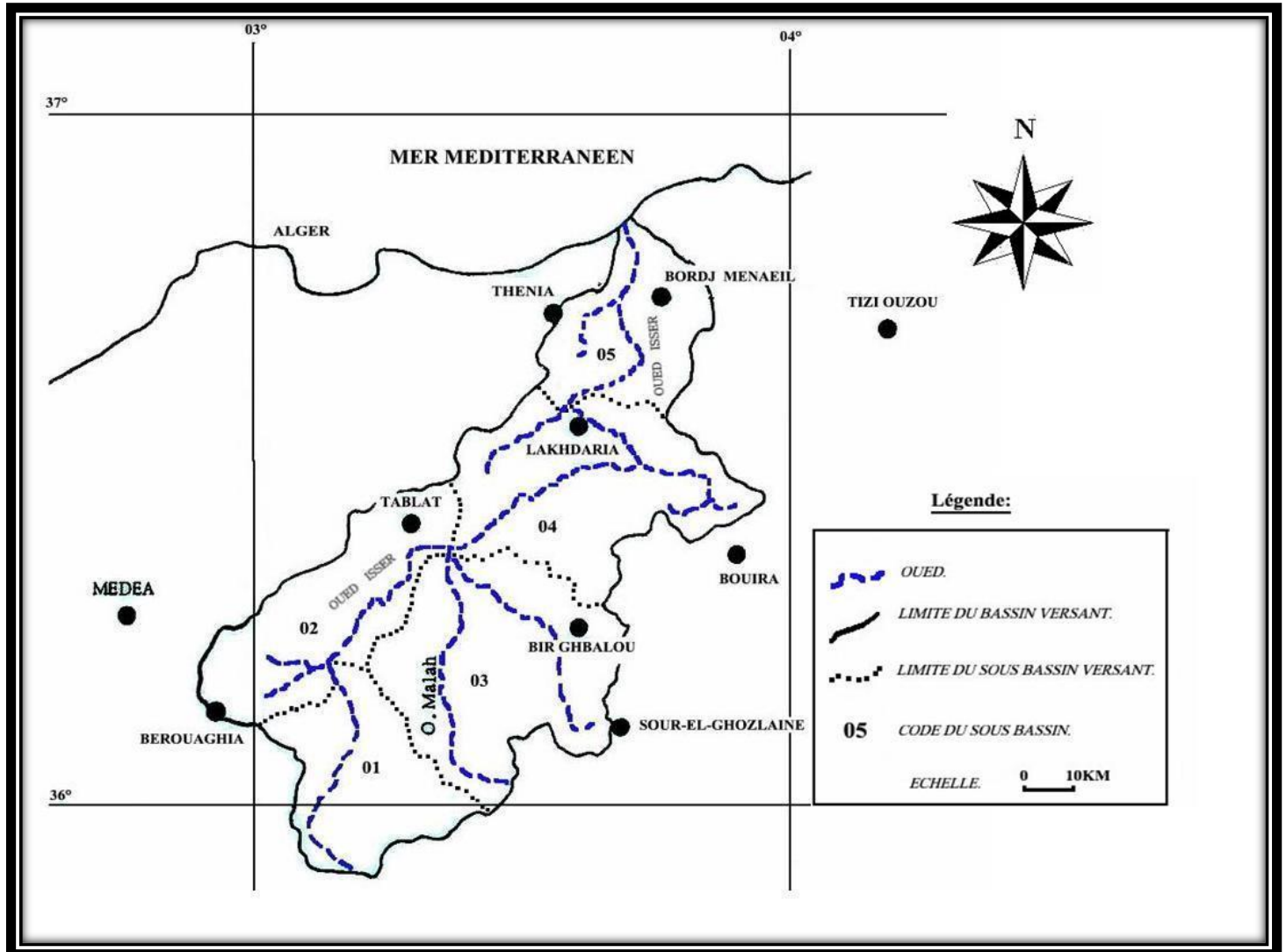


Figure II.1 : Situation géographique du bassin versant ISSER (Source : ANRH)

II.1.2. Hydrographie et hydrologie du bassin versant de l'oued Isser :

Le réseau hydrographique se définit comme l'ensemble des cours d'eau naturels ou artificiels, permanents ou temporaires, qui participent à l'écoulement. Le réseau hydrographique est l'une des plus importantes caractéristiques d'un bassin versant.

Le réseau hydrographique peut prendre une multitude de formes. La différenciation du réseau hydrographique d'un bassin est due à quatre facteurs principaux, que sont :

- **La géologie** : qui de par sa plus ou moins grande sensibilité à l'érosion, la nature du substratum influence la forme du réseau hydrographique. La structure de la roche, sa forme, ses failles, ses plissements, forcent le courant à changer de direction.
- **Le climat** : le réseau hydrographique est dense dans les régions montagneuses très humides et tend à disparaître dans les régions désertiques.
- **La pente du terrain**: elle détermine si les cours d'eau sont en phase érosive ou sédimentaire. Dans les zones plus élevées, les cours d'eau participent souvent à l'érosion de la roche sur laquelle ils s'écoulent. Au contraire, en plaine, les cours d'eau s'écoulent sur un lit où la sédimentation prédomine.
- **La présence humaine** : le drainage des terres agricoles, la construction de barrages, l'endiguement, la protection des berges et la correction des cours d'eau modifient continuellement le tracé originel du réseau hydrographique.

❖ Haut Isser

On y trouve deux principaux cours, l'Oued MELLAH et l'Oued ISSER. L'Oued ISSER est formé par la réunion de l'Oued EL HAMMAM issu de calcaires marneuses de crétacé inférieur de BERROUGHIA et de l'Oued MELLAH qui draine 1/3 de la superficie du ce bassin.

❖ Moyen Isser Il est drainé par les Oueds:

- ✓ DJEMAA à l'Est.
- ✓ BOU-HAMMOUD à l'Ouest.
- ✓ ISSER au milieu.

❖ Bas Isser

Le bas ISSER est traversé par l'oued ISSER et quelques affluents à l'Est et à l'Ouest de celui-ci. Le réseau hydrographique est présenté sur la figure II.2

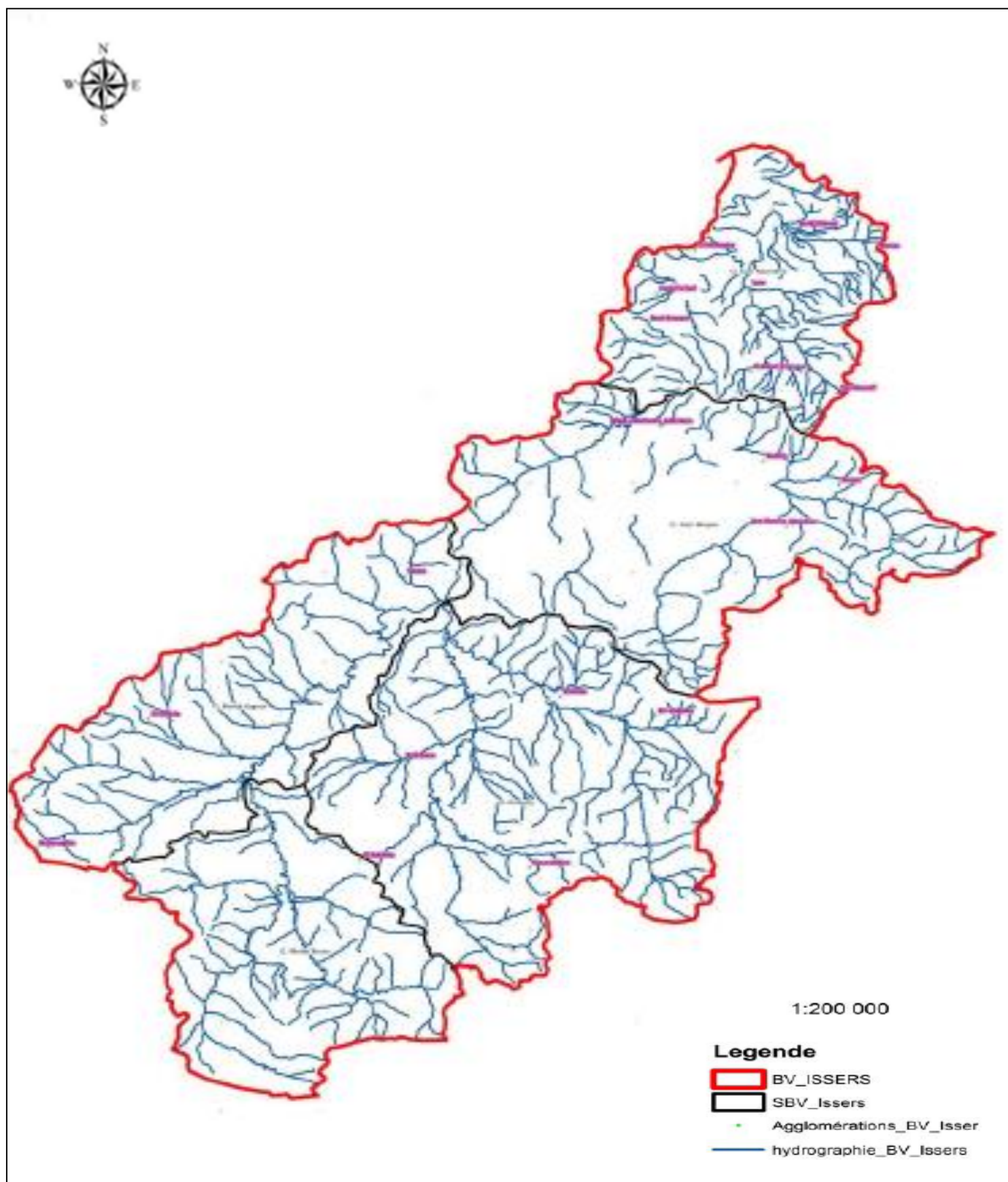


Figure II.2: Réseau hydrographique du bassin versant ISSER. (Source ANRH).

II.1.3.Géologie :

Lithologie

Pour l'étude géologique, on se limitera à une description lithologique du bassin versant afin de connaître le degré d'érodabilité et de dégradation.

❖ Haut Isser :

Le haut ISSER est constitué à 60% de formation marneuse et marno- calcaire appartenant au crétacé inférieur, moyen et supérieur.

Les argiles et sable rouge de l'aquitainien continental occupent 13 % du bassin.

On y trouve également des alluvions en terrasses du quaternaire continental. Ces formations occupent 12% de la surface du bassin. Des pointements triasiques dans le crétacé supérieur ont provoqué la salure des eaux de l'oued Mellah.

Ces marnes qui constituent 69 % de la superficie totale, se fissurent et craquellent par déshydratation pendant la saison sèche. Elles s'altèrent sur plusieurs centimètres en formant un tapis des gravillons mêlé de poussière argilo- calcaire qui partent en débâcle aux premières averses orageuses de la saison de pluie. Ces formations sont assez facilement érodables. (Figure II.3).

❖ Moyen Isser :

La description lithologique du bas ISSER et moyen ISSER est extraite de la carte de géologie.

Les schistes argileux, les marnes grises et schisteuses avec des couches de grés occupent 70 % du moyen ISSER. Ces formations appartiennent au crétacé inférieur, moyen de supérieur.

On rencontre l'oligocène marin dont les formations sont présentées par des conglomérats, grés et marnes constituent 13.41% de la superficie totale de bassin.

Le miocène inférieur est représenté par des grés et marnes ; ces formations constituent 4 % du bassin.

Les alluvions du quaternaire continentales occupent 6,90% de la superficie totale.

On note la présence des traces de trias marin ou lagunaire formant 0,6 % du bassin.

Le moyen ISSER présente en général des formations meubles, facilement érodables. (Figure II.3).

❖ Bas Isser :

Le bas ISSER est constitué de 43.15% des formations marneuses des grés et des conglomérats, appartenant à l'oligocène marin. Le miocène inférieur marin dont les formations sont des grés et des marnes constituant 14,91% du bas ISSER.

Les schistes cristallins et micacés sont respectivement des schistes à chlorite et à séricine et quartz à biotite, formant 19,84% de la superficie totale.

Le crétacé inférieur occupe 2,11 % du bassin. Ces formations sont représentées par des schistes argileux, des marnes grises et des grès ; Les alluvions de quaternaire continentales occupent 18.6 % du bas ISSER.

On y trouve des granites formant 1.93 % de la superficie totale. Ces formations dures 'conglomérats et granites' donnent au bas ISSER, la caractéristique du moins érodable en comparaison avec le haut ISSER. (Figure II.3).

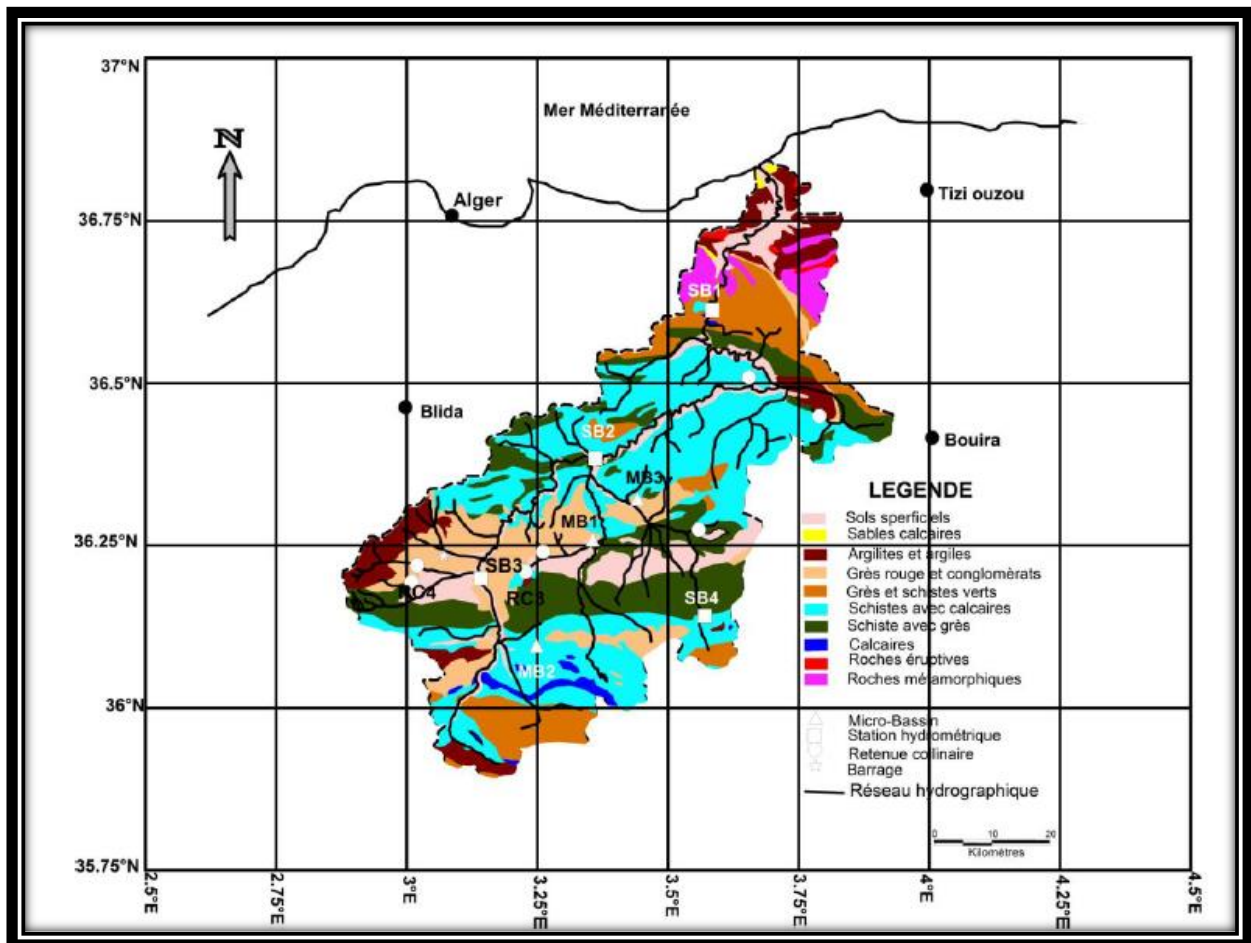


Figure II.3: Carte lithologique du bassin versant ISSER. (source ANRH).

II.1.4. Topographie :

❖ Haut Isser :

Le haut ISSER dont les lignes de crête se situent entre 1200-1800 m à une altitude moyennes 843 m, 50% de la surface est comprise entre les altitudes 700- 1100 m.

Il Nord- Ouest est moins élevée, son altitude passe de 1240 m au KEF-R'MEL à 1971 au Bou mali.

L'arrête présente deux arrêtes principales orientées, Sud – Ouest et Nord –Est. L'arrête Sud – Ouest est plus élevée et passe de 1460m à KEF LAKHDAR CHERGUI à la cote 1810 au BJEBLE DIRA, point culminant du bassin.

❖ Moyen Isser

Le relief est plus au moins accentué. Il se situe entre l'altitude 900 à la station LAKHDARIA à 1265m au BJEBLE FOU DA.

❖ Bas Isser :

Les altitudes du bas ISSER sont comprises entre 0-1031 m sur la bordure du massif occidental du DJURDJURA. Il présente une topographie accentuée.

II.1.5.Végétation :

❖ Haut Isser :

La caractéristique la plus apparente en étudiant le bassin est l'absence d'une couverture végétale arbustive dense, ce qui favorise le phénomène de l'érosion et provoque des dégâts tels que, les pertes des terres cultivables et l'envasement des ouvrages hydrauliques existants au niveau de ce bassin.

Les collines marneuses de haut ISSER sont couvertes des cultures céréalières, maraîchères et fourragères. On y trouve aussi, mais en faible quantité l'arboriculture fruitière. Les versants abrupts sont dénudés ou couverts de broussailles clairsemées, on y trouve surtout du Pin d'Alep et le chêne vert.

❖ Moyen Isser :

Les cultures annuelles occupent la quasi-totalité des terres agricoles de moyen ISSER, Les plaines, tout en long d'oued ISSER sont couvertes des cultures maraîchères et d'arboricultures fruitières. Les collines sont occupées par la céréaliculture et l'arboriculture.

On note que le moyen ISSER manque d'un couvert végétal forestier dense, seuls subsistes les forêts au sud du bassin, mais souvent dégradées.

❖ **Bas Isser :**

On rencontre le même problème de végétation arbustive dans le bas ISSER.

Les cultures annuelles dominent la majeure partie basse du bassin à savoir l'arboriculture fruitière, fourragère et aussi céréalicultures qui occupent les plaines.

Les collines sont couvertes d'une grande partie de céréaliculture et fourragère. Quant aux montagnes et les piémonts, on y trouve de l'olivier et autres espèces forestières.

II.1.6. Climat :

La région de l'oued Isser est soumise au climat de l'atlas tellien, présentant des degrés de continentalité qui croit très rapidement en s'éloignant de la mer.

La température moyenne annuelle décroît de 17 à 10°C par effet orographique. L'amplitude moyenne mensuelle passe de 16 à 20°C du Nord au Sud de cette région du fait principalement des minima observés en hiver.

On peut observer des gelées blanches, pendant 1 à 50 jours par an de novembre en mars et la neige persiste plus de 20 jours par an sur les cimes au-dessus de 100 m d'altitude

Et il y a environ 15 à 30 jours de siroco par an.

A-Température

Le bassin est soumis à un climat méditerranéen intermédiaire. Entre le climat Tellien de montagne pluvieux et à l'amplitude thermique faible, avec des chutes de neige et le climat Tellien de plaine plus sec relativement chaud et présentant de forts écarts de température, le bassin versant de l'oued ISSER est caractérisé par une température relativement humide d'octobre à avril et sèche de mai à septembre.

La température moyenne annuelle à BENI SLIMANE altitude (600m) est de l'ordre de 14 ° c.

Tableau II.1. Répartition moyenne mensuelle de la température

Mois	J	F	M	A	M	J	J	A	S	O	N	D
Minimale	1	1	3	6.5	9.5	16	16	17	14	10	5	3
Maximale	8	12	15	20	22	28	30	32	26	24	15	10
Moyenne	4.5	6.5	9	13	16	22	23	24.5	20	17	10	6.5

ANRH, (1996)

B-Gelée :

La gelée est enregistrée du mois de novembre au mois de mai, le nombre moyen de jour par mois enregistré aux stations aux stations de Tablat et BirGhbalou est donné par le tableau ci – dessus.

Tableau II.2. Nombre de jours de Gelée aux stations de Tablat et Bir – Ghbalou

station	Altitude	Sept	Oct	Nov	Janv	Fév	Mars	Avr	Mai	Juin	Juillet	Aout	Total
Tablat	450	0	0	1	5	6	3	3	1	0	0	0	19
Bir ghbalou	624	0	0	3	11	11	8	5	4	1	0	0	13

ANRH, (2002)

C-Vent : Les vents chargés d'humidité sont de direction Nord –Sud à Nord -Ouest sud- Est alorsque les vents desséchant sont de direction Sud –Nord. Le sirocco souffle sur tout le bassin, lenombre moyen de jour de sirocco par an enregistré su la station de Beni Slimane et BirGhbalou est donnée par le tableau II.3 :

Tableau II.3. Nombre de jours de sirocco aux stations Beni Slimane et BirGhbalou

Station	Sept	Oct	Nov	Janv	Fév	Mars	Avr	Mai	Juin	Juillet	Aout	Total
Beni selimane	3	0	0	0	0	0	1	2	5	6	8	25
Bir ghbalou	3	1	1	0	0	0	1	1	2	5	4	18

ANRH, (2002)

II.1.7.Caractéristiques du bassin.**II.1.7.1.Géométrie du bassin versant :**

Les caractéristiques géomorphologiques du bassin versant de l'oued Isser au droit de la station de Lakhdaria sont :

➤ **Superficie du bassin versant :**

Elle est obtenue directement sur la carte topographique

$$S = 3615 \text{ Km}^2$$

➤ **Périmètre du bassin versant :**

Il est déterminé à l'aide d'un curvimètre $P = 270 \text{ Km}$

II.1.7.2.Rectangle équivalent :

Défini par sa longueur "L" et sa largeur "l" et par la même surface du bassin versant "S"

Les dimensions de ce rectangle sont données par les formules suivantes :

➤ La longueur : $L = \frac{Kc \cdot \sqrt{S}}{1,12} \left[1 + \sqrt{1 - \left(\frac{1,12}{Kc} \right)^2} \right]$ II.2

➤ La largeur : $l = \frac{Kc \cdot \sqrt{S}}{1,12} \left[1 - \sqrt{1 - \left(\frac{1,12}{Kc} \right)^2} \right]$ II.3

II.1.7.3 Paramètres du relief :

➤ **Indice de compacité ou de Gravélius :**

Défini par la relation $Kc = 0,28 \frac{P}{\sqrt{S}}$ II.4

Où: $Kc < 1$: bassin ramassé

$Kc > 1$: bassin allongé

➤ **Indice de pente globale :** Pour la classification du bassin versant cet indice est déterminé par la formule:

$Ig = \frac{Dd}{L}$ II.5

Dd : Densité de drainage. (Km/Km²)

L : Longueur du rectangle équivalent. (Km)

II.1.7.4 Paramètres du réseau hydrographique :

➤ **Densité de drainage :** C'est le rapport de la longueur totale des talwegs sur la surface

du bassin versant. $Dd = \frac{\sum_{i=1}^n l}{S}$ II.6

Où $\sum_{i=1}^n l$: Longueur totale cumulée des talwegs de l'ordre de km / km²

S : Surface du bassin versant (Km²)

➤ **Temps de concentration :** C'est le temps que met une goutte de pluie du point le plus éloignée pour arriver à l'exutoire. Il peut être calculé par la formule de Giandotti.

$t_c = \frac{4\sqrt{S} + 1,5L}{0,8\sqrt{H_{moy} - H_{min}}}$ II.7

Avec :

L : longueur du talweg principal qu'est égale à 98,2 Km

Le tableau ci- dessous récapitule toutes les caractéristiques hydromorphométrique

Tableau II.5.Synthèse de caractéristiques du bassin d'ISSER.

Paramètres	Symboles	unités	Valeurs
Géométriques			
- Surface	S	Km ²	3615
- Périmètre	P	Km	270
- Longueur de talweg	$\sum_{i=1}^n l_i$	Km	200
Rectangle équivalent			
- Longueur	L	Km	98.20
- Largeur	l	Km	36.60
Paramètres du relief			
- Altitude maximale	Hmax	M	1810
- Altitude moyenne	Hmoy	M	750
- Altitude minimale	Hmin	M	90
- Pente globale	Ig	/	0.11
- Indice de compacité	Kc	/	1.25
Réseau hydrographique			
- Densité de drainage	Dd	Km/ Km ²	3.6
- Coefficient de torrentialité	Ct	/	29.5
- Temps de concentration	ts	heurs	19

II.2. Présentation des données pluviométriques :

Le réseau pluviométrique du bassin versant d'oued ISSER comporte 21 stations pluviométriques, seules 5 stations sont prises en considération, leurs caractéristiques sont données dans le tableau suivant :

Tableau II.7. Caractéristiques des stations pluviométriques utilisées

Code	Station	coordonnées			N(ans)	Moyenne	Ecart type	Médiane	Coefficient de variation (Cv)	Coefficient d'asymétrie (Cs)	Coefficient d'aplatissement (Ck)
		X (Km)	Y (Km)	Z (Km)							
90 402	SOUK EL KHEMIS	584	343.4	782	39	510	156	497	0.306	0.324	2.55
90 104	SOUAGUI	548.95	312.4	810	39	336.90	83.289	327.00	0.24722	0.38034	2.6648
90 302	BENI SLIMANE	557.2	322.65	600	39	367.64	86.322	376.00	0.23480	-0.026607	2.2574
90 419	BSIBSA	570.25	354.5	820	39	701.79	165.69	692.00	0.23609	-0.20187	2.9762
90 502	LAKHDARIA	579,3	370	50	39	701.74	194.77	673.00	0.27755	0.28516	2.7408

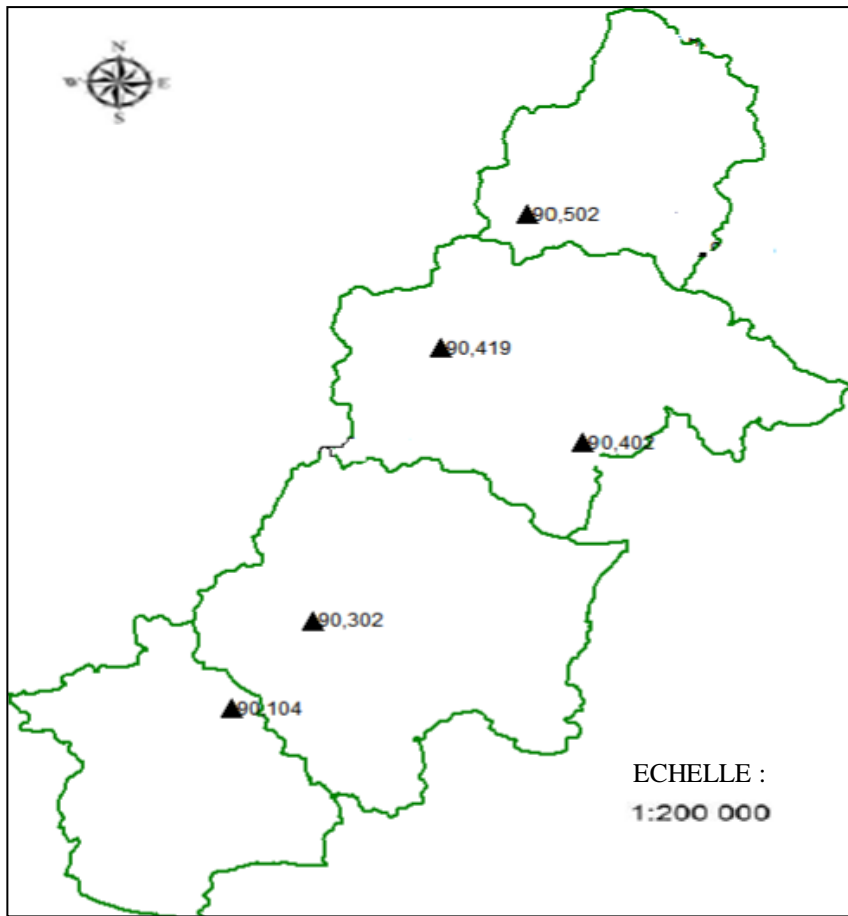


Figure II.4 : Implantation des stations pluviométriques utilisées

II.3. Précipitation moyenne régionale du bassin versant :

La méthode de polygone Thiessen a permis de déterminer la précipitation moyenne sur l'ensemble du bassin versant de l'Oued l'ISSER. Elle consiste à déterminer les surfaces d'influence de chaque station pluviométrique.

La précipitation moyenne sur l'ensemble du bassin est déterminée par l'expression II.1 :

Avec :

$$P_{moy} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i \cdot P_i}{A} \dots\dots\dots \mathbf{II.8}$$

- P_{moy} : lame d'eau moyenne sur le bassin. (mm)
- P_i : la lame d'eau enregistrée à la station i (mm).
- A_i : la surface d'influence de la station i (Km²).
- A : la surface totale du bassin versant (Km²).

Tableau II.8. Surface d'influence de chaque station pluviométrique

station	90402 SOUK EL KHEMIS	90419 BSIBSA	90502 LAKHDARIA	90302 BENI SELIMANE	90104 SOUAGUI
surface d'influence Ai en Km2	968,456	385,99	693,167	723,896	1378,09

II.4. test statistique :(homogénéité)

Le teste d'homogénéité de la série de pluie moyenne régionale annuelle par l'utilisation du test de Wilcoxon est le plus efficace afin de pouvoir détecter et corriger les anomalies ou les valeurs erronées. Le procédé est les suivant:

Nous divisons la série de pluies d'origine en deux sous- séries x et y telles que N1 et N2 représentent les tailles de ces deux sous- séries, généralement N2est supérieur à N1.

Nous constituons la série x U y après avoir classé la série d'origine par ordre croissant, Nous attribuons à chaque valeur son rang en précisant à quelle sous- série elle appartient.

Le test de Wilcoxon est effectué à l'aide de logiciel « Hyfran ».

Tableau II.9 : Le test d'homogénéités à l'échelle annuelle

Test	Hypothèses	Résultats	Conclusion
Test de Wilcoxon.	H0 :les moyennes des deux sous échantillons sont égales. H1 :les moyennes des deux sous échantillons sont différentes .	Valeur de la statistique $ W = 0.74655$ p-value $p = 0.45534$	Nous pouvons accepter H0 au niveau de signification de 5% On ne peut pas conclure que les moyennes des deux sous-échantillons sont différentes.

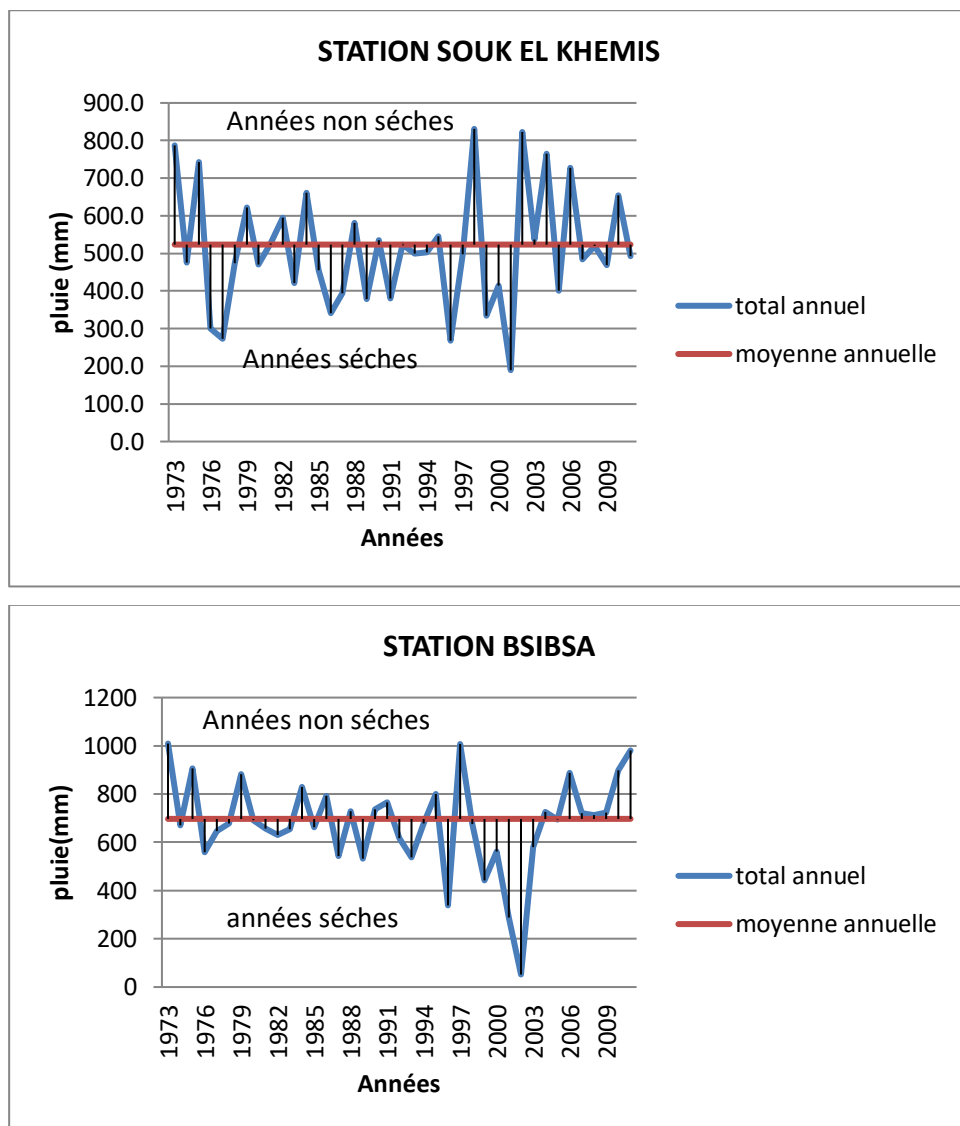
II.5. Variabilité interannuelles des pluies

L'une des caractéristiques principales de la pluviométrie, dans notre région, est sa grande Variabilité interannuelle. En effet, d'une année à l'autre le total annuel peut varier fortement. Ceci nous a conduits à une étude détaillée de la variabilité interannuelle des précipitations. Dans cette partie, nous avons axé notre travail sur cinq stations (SOUK EL KHEMIS, SOUAGUI, BENI SLIMANE, BSIBSA, LAKHDARIA).

Le tableau II.7 caractérise bien cette variabilité interannuelle. Le coefficient de variation représente bien cette variabilité relative et qui a dépassé les 20 %. Ce même tableau montre

que les moyennes des trois stations sont assez proches des médianes et montre que la loi de distribution est symétrique.

Pour une analyse plus détaillée, nous allons caractériser la variabilité interannuelle par les variables des totaux annuels. La figure II.5 représente cette variabilité interannuelle des précipitations à SOUK EL KHEMIS, SOUAGUI, BENI SLIMANE, BSIBSA, LAKHDARIA pour la période 1973/1974-2010/2011.



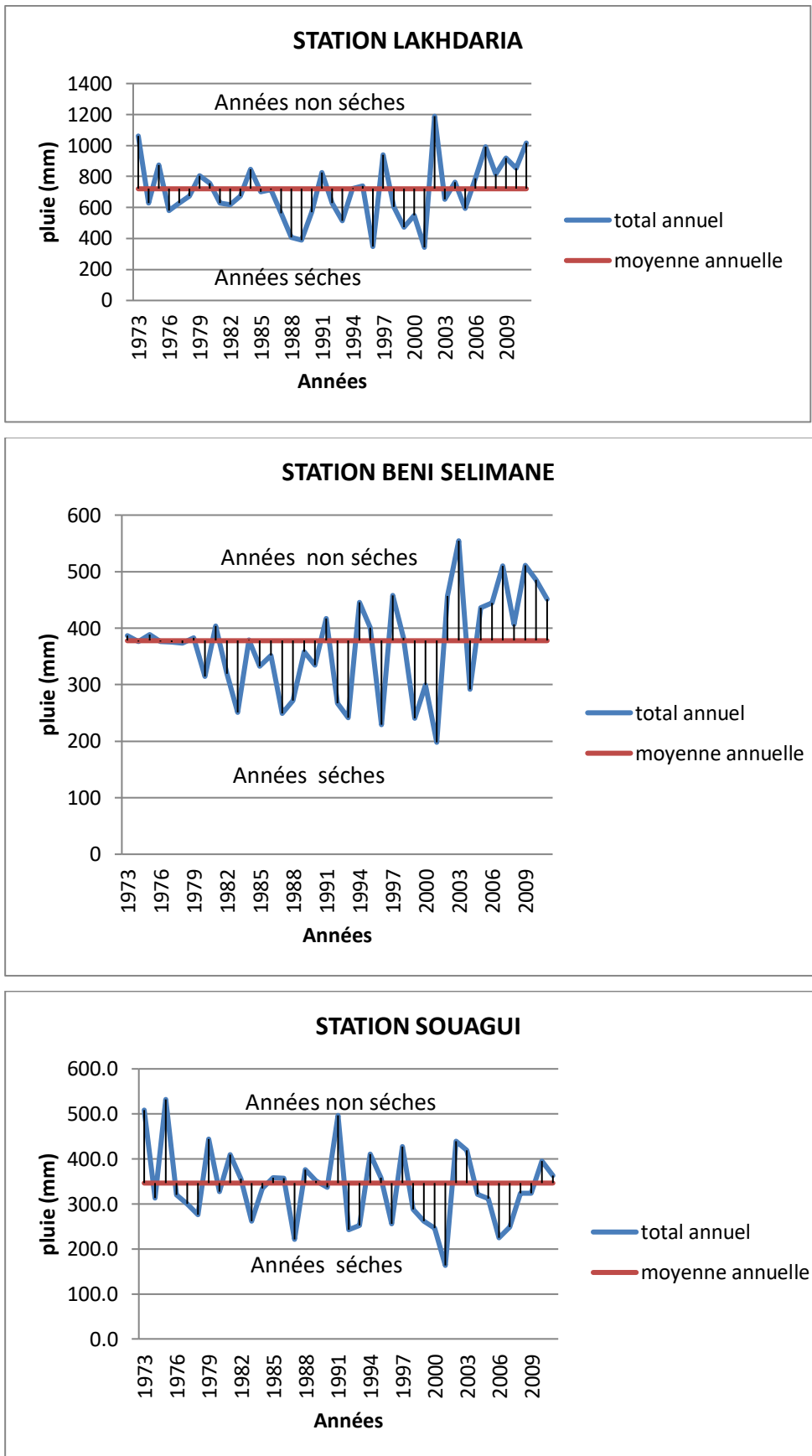


Figure II.5: Variation interannuelle des précipitations (SOUK EL KHEMIS, SOUAGUI, BENI SLIMANE, BSIBSA, LAKHDARIA)

Conclusion

La zone d'étude est caractérisée par l'hétérogénéité des grandes unités naturelles. Le réseau hydrographique de la zone d'étude est constitué par un chevelu dense représenté en majorité de cours d'eaux temporaires.

Globalement, la disposition du réseau hydrographique est liée en grande partie à l'évolution des phénomènes structuraux qui ont affecté la région au cours des temps géologiques. Le chevelu hydrographique suit pratiquement les accidents importants qui ont affecté les terrains et se modifie avec l'évolution de la tectonique.

L'étude géomorphologique révèle une forme peu allongée du bassin versant, exprimée par un indice de compacité de l'ordre de 1.2

Chapitre III :

Présentation et calcul du SPI

Introduction :

Au fil des ans, les météorologues et les climatologues ont mis au point et utilisé partout dans le monde de nombreux indices de sécheresse, allant des plus simples, notamment le pourcentage de la normale des précipitations ou les centiles de précipitations, aux plus complexes, tel l'indice de sécheresse de Palmer. Aux États-Unis d'Amérique, des spécialistes de la question ont pris conscience du fait qu'un indice devait être simple, facile à calculer et statistiquement adapté et significatif. De plus, la compréhension des différents effets que peuvent avoir des déficits de précipitations sur les eaux souterraines, sur le volume stocké dans les réservoirs, sur l'humidité du sol, sur le manteau neigeux et sur l'écoulement des cours d'eau a conduit les scientifiques américains McKee, Doesken et Kleist à mettre au point, en 1993, l'indice de précipitations normalisé (indice SPI).

L'indice SPI (McKee et al, 1993, 1995) est un indice à la fois puissant, souple d'utilisation et simple à calculer. Les données sur les précipitations constituent en fait le seul paramètre requis. En outre, l'indice SPI se révèle tout aussi efficace pour analyser les périodes ou cycles humides que les périodes ou cycles secs.

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 (Guttman, 1994). dans notre cas on a une série de 30ans.

III.1. Description de l'indice normalisé de précipitation :

- **Aperçu:** L'indice SPI est fondé sur la probabilité de précipitations sur un laps de temps donné. La probabilité des précipitations observées est transformée en un indice qui sert aussi bien à l'expérimentation qu'à l'exploitation dans plus de 70 pays.

- **Destinataires:** Les responsables de la planification en matière de sécheresse sont nombreux à apprécier la souplesse d'utilisation de l'indice SPI. L'indice est utilisé aussi dans divers instituts de recherche, des universités et des Services météorologiques et hydrologiques nationaux du monde entier, dans le cadre d'activités de suivi de la sécheresse et d'alerte précoce dans le domaine.

- **Avantages:** Les précipitations représentent le seul paramètre dont il faut disposer. Il est possible de calculer l'indice pour diverses échelles de temps, celui-ci permettant de détecter rapidement les situations de sécheresse et d'en évaluer la gravité. Il est moins complexe que bien d'autres indices et notamment que l'indice de sécheresse de Palmer.

- **Inconvénients:** Il ne permet de quantifier que le déficit de précipitations; les valeurs basées sur des données préliminaires peuvent changer et les valeurs varient si la durée de la période des relevés s'allonge.

- **Concepteurs:** T.B. McKee, N.J. Doesken et J. Kleist, de l'Université de l'État du Colorado en 1993.

L'indice SPI a été conçu pour quantifier le déficit de précipitations à de multiples échelles de temps. Ces échelles de temps traduisent les incidences de la sécheresse sur la disponibilité des différents types de ressources en eau. L'humidité du sol réagit relativement vite aux anomalies de précipitations, 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 pourquoi McKee et al. (1993) ont initialement calculé l'indice SPI pour des laps de temps de 3, 6, 12, 24 et 48 mois.

Le calcul de l'indice SPI en un lieu, quel qu'il soit, est basé sur un historique de précipitations sur une longue durée correspondant au laps de temps étudié. On ajuste une distribution de probabilité à cette longue série de relevés, puis on la transforme en une distribution normale pour que l'indice SPI moyen, du lieu considéré et pour le laps de temps étudié, soit égal à zéro (Edwards et McKee, 1997). Les valeurs positives de l'indice SPI indiquent des précipitations supérieures à la médiane et les valeurs négatives, des précipitations inférieures à la médiane. Étant donné que l'indice est normalisé, il est possible de représenter de la même manière les climats humides et les climats arides; ainsi est-il possible aussi, grâce à l'indice SPI, d'assurer une surveillance des périodes humides.

McKee et al. (1993) ont utilisé le système de classification présenté dans le tableau des valeurs de l'indice SPI figurant ci-après (Tableau III.1) pour définir l'intensité des épisodes de sécheresse en fonction de la valeur de l'indice. Ils ont aussi défini les critères d'un épisode de sécheresse pour une échelle de temps quelle qu'elle soit. Une sécheresse sévit quand l'indice présente de façon continue une valeur négative de -1,0 ou moins et se termine lorsque l'indice devient positif. 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.

Tableau III.1. Valeurs de l'indice SPI

2,0 et plus	extrêmement humide
1,5 à 1,99	très humide
1,0 à 1,49	Modérément humide
_0,99 à 0,99	Proche de la normale
_1,0 à _1,49	Modérément sec
_1,5 à _1,99	Très sec
_2 et moins	Extrêmement sec

III.2. Quelques points essentiels:

- Étant donné que l'indice est normalisé, il est possible de représenter de la même manière les climats humides et les climats arides; l'indice SPI permet donc d'assurer aussi une surveillance des périodes humides. Il faut souligner toutefois que l'on ne peut se servir de l'indice SPI dans l'analyse des changements climatiques, puisque la température n'est pas un paramètre pris en compte.
- L'indice SPI a été conçu pour quantifier le déficit de précipitations à différentes échelles de temps.
- Ces échelles de temps traduisent les incidences de la sécheresse sur la disponibilité des différents types de ressources en eau, ce qui était l'intention première des scientifiques qui ont conçu l'indice.
- La variation de l'humidité du sol en réponse aux anomalies de précipitations est relativement rapide, 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. La période sur laquelle porte l'indice SPI variera donc en fonction du type de sécheresse faisant l'objet des analyses et applications envisagées: on prendra par exemple l'indice SPI sur 1 à 2 mois pour une sécheresse météorologique, sur 1 à 6 mois pour une sécheresse agricole et sur 6 à 24 mois, voire plus pour une sécheresse hydrologique.

III.3. Avantages et inconvénients :

Il est possible de résumer les avantages et les inconvénients que présente l'indice SPI comme suit:

➤ **Avantage :**

- L'indice SPI offre une bonne souplesse d'utilisation: il est possible de le calculer pour de multiples échelles de temps.
- Quand il porte sur un laps de temps relativement court, entre 1 et 3 mois par exemple, l'indice SPI permet de détecter rapidement les situations de sécheresse et d'en évaluer la gravité.
- L'indice SPI présente une bonne cohérence spatiale, ce qui permet d'établir des comparaisons entre des zones différentes soumises à des climats différents.
- Sa nature probabiliste le place dans un contexte historique, ce qui convient bien à la prise de décision.

➤ **Inconvénients :**

- L'indice SPI ne repose que sur les relevés de précipitations
- Le bilan hydrique du sol n'étant pas pris en compte, l'indice ne permet pas le calcul du rapport évapotranspiration/évapotranspiration potentielle (ET/ETP).
- Grâce à une variante de l'indice qu'ils ont mis au point, Vicente-Serrano et al. (2010) tentent de régler le problème mentionné ci-dessus en prenant en compte la température dans les calculs du nouvel indice qu'ils nomment indice de précipitations et d'évapotranspiration normalisé (SPEI). Les paramètres dont il faut disposer pour exécuter le programme sont les précipitations, la température moyenne et la latitude de la station.

III.4. Description de la souplesse d'utilisation du point de vue spatial et temporel :

Il est possible de donner à la sécheresse bien des définitions (Wilhite et Glantz, 1985). On peut en effet distinguer différents types de sécheresses que l'on regroupe en général en quatre catégories: les sécheresses météorologiques, agricoles, hydrologiques et socio-économiques. La sécheresse est un aléa qu'il est complexe de définir et de détecter. Ce fléau affecte de nombreux secteurs et couvre des échelles de temps multiples. Tout comme il est impossible de donner une définition unique de la sécheresse, il n'existe pas d'indice unique de la sécheresse pouvant répondre à toutes les exigences de l'ensemble des applications possibles. Cela étant dit, l'indice SPI peut être calculé pour de nombreuses échelles de temps, ce qui est un réel avantage, qui permet de l'appliquer à bon nombre des différents types de sécheresses dont il vient d'être question. La possibilité de calculer l'indice SPI sur des échelles de temps

multiples offre une souplesse temporelle dans l'évaluation des conditions de précipitations par rapport à l'approvisionnement en eau.

Comme cela a déjà été précisé, l'indice SPI a été conçu pour quantifier le déficit de précipitations à de multiples échelles de temps, soit un calcul de moyenne sur une fenêtre glissante. Ces échelles de temps traduisent les incidences de la sécheresse sur les différents types de ressources en eau et répondent aux besoins de différents décideurs. Les conditions météorologiques et l'humidité du sol (agriculture) réagissent relativement vite aux anomalies de précipitations, à une échelle temporelle de 1 à 6 mois par exemple, 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. La période sur laquelle porte l'indice SPI variera donc en fonction du type de sécheresse faisant l'objet des analyses et applications envisagées: on prendra par exemple l'indice SPI sur 1 à 2 mois pour une sécheresse météorologique, sur 1 à 6 mois pour une sécheresse agricole et sur 6 à 24 mois, voire plus, pour une sécheresse hydrologique.

Le laps de temps pour lequel il est possible de calculer l'indice SPI varie de 1 à 72 mois. D'un point de vue statistique, une période allant de 1 à 24 mois représente le champ d'application présentant la meilleure utilité pratique (Guttman, 1994, 1999). Le seuil de 24 mois est basé sur la recommandation formulée par Guttman quant à la nécessité de disposer d'une série de données couvrant 50 à 60 ans environ. À moins d'avoir à sa disposition des données s'étalant sur 80 à 100ans, la taille de l'échantillon est trop petite et le degré de confiance statistique à accorder aux estimations de probabilités correspondant aux traînes des distributions (extrêmes humides et secs) devient faible au-delà de 24 mois. En outre, le fait de ne disposer que d'une série de données sur

30 ans, soit la durée minimale (ou moins), diminue la taille de l'échantillon et affaiblit le degré de confiance. Il est techniquement possible de calculer l'indice SPI à partir de données portant sur moins de 30 ans, à condition toutefois de garder à l'esprit les limites statistiques et l'affaiblissement de la confiance dont on vient de parler.

III.4.1. Valeurs de l'indice de précipitations normalisé pour une période plus ou moins longue :

III.4.1.1 *Indice SPI sur 1 mois*

Une carte de l'indice SPI calculé sur 1 mois ressemble beaucoup à une carte représentant le pourcentage de la normale des précipitations pour une période de 30 jours. L'indice dérivé offre en fait une représentation plus exacte des précipitations mensuelles, car la distribution est normalisée. À titre d'exemple, l'indice SPI sur 1 mois se terminant fin novembre établit la comparaison entre le total mensuel des précipitations pour novembre de l'année examinée et les totaux mensuels des précipitations en novembre de toutes les années pour lesquelles on dispose de relevés. Comme l'indice SPI sur 1 mois représente des conditions à courte échéance, ses applications sont en rapport étroit avec les sécheresses de type météorologique ainsi qu'avec l'humidité du sol à court terme et le stress hydrique subi par les cultures, en particulier au cours de la période végétative. L'indice SPI sur 1 mois peut fournir une approximation des conditions représentées par l'indice d'humidité des cultures, qui fait partie de la série d'indices que regroupe l'indice de sécheresse de Palmer.

Il est possible de mal interpréter l'indice SPI sur 1 mois si l'on ne tient pas compte des caractéristiques climatiques du lieu. Dans les régions où il est normal que les pluies soient faibles au cours d'un mois donné, il est possible d'obtenir des valeurs négatives ou positives importantes alors que l'écart par rapport à la moyenne est relativement faible. L'indice SPI sur 1 mois peut aussi induire en erreur lorsque les valeurs des précipitations sont inférieures à la normale dans des régions où, pour le mois considéré, le total normal des précipitations est faible. Tout comme les cartes du pourcentage de la normale des précipitations, celles de l'indice SPI sur 1 mois fournissent des informations utiles, mais il faut faire preuve de prudence quand on les analyse.

En théorie, il est possible de calculer l'indice SPI pour une période d'une durée inférieure à un mois, mais cela n'est pas conseillé dans la pratique. Il est vivement recommandé à l'utilisateur d'établir la moyenne sur une période minimale de quatre semaines. Certes, il serait possible de calculer l'indice sur une semaine, mais, dans la réalité, cela se traduirait probablement par la présence d'un grand nombre de jours secs (hauteur de pluie égale à 0,00, même sous des climats qui ne sont pas arides), et donc par un comportement erratique de l'indice (Wu et al., 2006).

C'est pourquoi cette méthode est déconseillée. Cependant, il n'existe aucune objection à une mise à jour quotidienne ou hebdomadaire de l'indice SPI établi pour un laps de temps allant d'un mois à 24 mois. Cette méthode de la «fenêtre glissante» ne réduit en rien l'efficacité du

programme, puisque la valeur continue d'être calculée pour une période minimale de quatre semaines qui se décale à chaque jour écoulé.

III.4.1.2 Indice SPI sur 3 mois

L'indice SPI sur 3 mois établit la comparaison entre le total des précipitations sur la période de trois mois examinée et les totaux des précipitations pour cette même période de trois mois de toutes les années pour lesquelles on dispose de relevés. En d'autres termes, l'indice SPI sur 3 mois se terminant fin février permet de comparer le cumul des précipitations des mois de décembre, janvier et février de l'année examinée aux cumuls de précipitations de décembre à février de toutes les années figurant dans l'historique des observations exécutées à la station étudiée.

Chaque nouvelle année, les données d'observation viennent s'ajouter à la série des relevés dont la durée gagne ainsi une année et les valeurs de toutes les années sont une nouvelle fois prises en compte. Les valeurs peuvent alors évoluer, ce qui sera le cas quand on comparera, d'un point de vue historique et statistique, l'année en cours avec toutes les années précédentes composant la série chronologique des observations.

L'indice SPI sur 3 mois fournit une indication sur les conditions d'humidité à courte et moyenne échéances et une estimation des précipitations sur une saison. Dans les régions essentiellement agricoles, l'indice SPI sur 3 mois peut se révéler plus performant que l'indice Palmer à réponse lente ou que d'autres indices hydrologiques actuels pour mettre en évidence la nature des conditions d'humidité en cours. Dans la zone de culture du maïs aux États-Unis, l'analyse de l'indice SPI sur 3 mois se terminant fin août peut permettre de détecter les tendances des précipitations au cours des stades importants de la reproduction et du début du remplissage des grains à la fois du maïs et du soja. Quant à l'indice SPI sur 3 mois se terminant fin mai, il fournit une indication sur les conditions d'humidité du sol au début de la phase végétative. Il importe de comparer l'indice SPI sur 3 mois à des laps de temps plus longs. Il est possible que des conditions relativement normales voire humides se produisent durant trois mois au milieu d'une sécheresse s'étalant sur une durée plus longue, ce qu'on ne pourrait mettre en évidence qu'en examinant une période relativement longue. En analysant des laps de temps relativement longs, on évite de confondre la présence temporaire d'une période humide avec la fin d'une sécheresse. Il est donc essentiel d'assurer un suivi constant pour déterminer à quels moments un épisode de sécheresse débute et prend fin et pour se garder ainsi d'annoncer à tort le début et la fin d'une sécheresse. Pour veiller à cela, on peut mettre en place une série de «déclencheurs» de mesures fixées selon un programme de lutte contre la sécheresse.

Tout comme l'indice SPI sur 1 mois, l'indice SPI sur 3 mois peut prêter à confusion dans le cas de régions au climat normalement sec durant la période de 3 mois examinée. Des valeurs négatives ou positives importantes de l'indice SPI peuvent être associées à des cumuls de précipitations ne s'écartant que peu de la moyenne. Cette mise en garde peut s'expliquer dans le cas du climat méditerranéen de la Californie, de l'Afrique du Nord et du sud de l'Europe, à savoir des régions qui ne reçoivent que très peu de pluie durant certaines périodes de l'année et où on s'attend à ce qu'il en soit ainsi. Ces périodes se caractérisant par de faibles pluies, les cumuls historiques correspondants seront faibles, si bien que des écarts relativement petits, dans un sens ou dans l'autre par rapport à la moyenne, peuvent donner des valeurs négatives ou positives importantes de l'indice SPI. En revanche, cette période de trois mois peut constituer un indicateur bien adapté à certaines régions soumises au régime de la mousson.

III.4.1.3 Indice SPI sur 6 mois

L'indice SPI sur 6 mois établit la comparaison entre les précipitations sur la période de six mois examinée et les totaux des précipitations pour cette même période de six mois de toutes les années pour lesquelles on dispose de relevés. À titre d'exemple, un indice SPI sur 6 mois se terminant fin septembre permet de comparer le cumul des précipitations d'avril à septembre de l'année examinée aux cumuls de précipitations de cette même période pour toutes les années écoulées.

L'indice SPI sur 6 mois fournit une indication sur les tendances des précipitations sur une saison et moyenne échéance; on considère que pour cette échelle de temps, il présente encore davantage de sensibilité aux conditions que l'indice Palmer. Un indice SPI sur 6 mois peut se révéler très performant pour mettre en évidence les précipitations sur des saisons bien précises. À titre d'exemple, un indice SPI sur 6 mois se terminant fin mars fournirait une très bonne indication des quantités de précipitations observées au cours de la saison humide allant d'octobre à mars, qui revêt une grande importance pour certaines zones méditerranéennes. À partir de 6 mois, on peut aussi commencer à associer l'information que fournit un indice SPI avec les anomalies du débit des cours d'eau et des niveaux des réservoirs, selon la région et la période de l'année considérées.

III.4.1.4 Indice SPI sur 9 mois :

L'indice SPI sur 9 mois fournit une indication sur les régimes de précipitations inter saisonniers, à moyenne échéance. Il faut en général au moins une saison pour que des conditions de sécheresse s'installent. Un indice SPI établi sur 9 mois et présentant des valeurs inférieures à -1,5 est habituellement un bon indicateur de conditions sèches aux conséquences importantes pour l'agriculture et pouvant affecter d'autres secteurs également. Pour certaines

régions, on s'apercevra que la représentation cartographique de l'indice Palmer correspond assez bien à celle de l'indice SPI sur 9 mois. Pour d'autres régions, le rapprochement se fera davantage entre l'indice Palmer et l'indice SPI sur 12 mois. C'est à partir de 9 mois qu'on commence à établir le lien entre une sécheresse saisonnière de courte durée et une sécheresse à plus long terme pouvant se transformer en sécheresse hydrologique ou en sécheresse s'étalant sur plusieurs années.

III.4.1.5 Indice SPI sur 12 mois et jusqu'à 24 mois :

À ces échelles de temps, l'indice SPI fournit une représentation des régimes de précipitations à longue échéance. L'indice SPI sur 12 mois établit la comparaison entre les précipitations sur une période de 12 mois consécutifs et celles enregistrées sur la même série de 12 mois consécutifs de toutes les années pour lesquelles on dispose de relevés. Étant donné que ces échelles de temps constituent le cumul de périodes plus courtes pouvant se situer au-dessus ou au-dessous de la normale, les valeurs des indices SPI établis pour une période relativement longue tendent à graviter autour de zéro, à moins qu'une tendance humide ou sèche bien distincte ne se soit installée. Les indices SPI pour ces échelles de temps sont en général associés au débit des cours d'eau, au niveau des réservoirs et au niveau des eaux souterraines à relativement long terme. Pour certaines stations, l'indice SPI sur 12 mois présente une bonne corrélation avec l'indice Palmer et les deux indices peuvent mettre en évidence des conditions analogues.

III.5. Procédure de calcul du SPI :

Le calcul du SPI pour une région donnée, est basé sur la série temporelle des précipitations observées dans cette région (idéalement sur une période d'au moins 30 années (McKee et al., 1993)) cumulée sur une échelle de temps choisie. Cette série cumulée est ajustée à une loi de probabilité appropriée, transformée par la suite à la distribution normale de moyenne nulle et de nulle et d'écart-type unitaire, également appelée Z-distribution, où Z est le SPI. (Edwards and McKee, 1997). Les valeurs du SPI sont positives (ou négatives) pour des précipitations supérieures (ou inférieures) à la médiane.

Thom (1966) a trouvé que loi gamma s'adapte bien avec les précipitations. La distribution gamma est définie par sa fonction de densité de probabilité (Edwards and McKee, 1997) :

$$g(x) = \int_0^x g(x) dx = \frac{1}{\hat{\beta}^{\hat{\alpha}} \Gamma(\hat{\alpha})} \int_0^x x^{\hat{\alpha}-1} e^{-x/\hat{\beta}} dx \quad \text{Pour } x > 0 \quad \dots\dots\dots \text{III.1}$$

α est le paramètre de forme,
 β est le paramètre d'échelle, et x est la quantité de précipitations.
 $\Gamma(\alpha)$ est la fonction gamma, qui se définit comme :

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^{\infty} y^{\alpha-1} e^{-y} dy \quad \dots\dots\dots\text{III.2}$$

L'ajustement de la distribution gamma aux données requiert donc de déterminer α et β .
 Ils peuvent être estimés de la sorte (Thom, 1966) :

$$\hat{\alpha} = \frac{1}{4A} \left(1 + \sqrt{1 + \frac{4A}{3}} \right) \quad \dots\dots\dots\text{III.3}$$

$$\hat{\beta} = \frac{\bar{x}}{\hat{\alpha}} \quad \dots\dots\dots\text{III.4}$$

$$A = \ln(\bar{x}) - \frac{\sum \ln(x)}{n} \quad \dots\dots\dots\text{III.5}$$

Avec
 \bar{x} est la moyenne de précipitations, et n est le nombre d'observations
 En intégrant la fonction densité de probabilité sur x , en injectant les valeurs de α et β estimées respectivement dans les équations (3) et (4), on obtient une expression de la probabilité cumulée $G(x)$ qui détermine la probabilité d'observer telle quantité de précipitations ou une quantité inférieure pour un mois et une échelle temporelle donnés :

$$G(x) = \int_0^x g(x) dx = \frac{1}{\beta^{\hat{\alpha}} \Gamma(\hat{\alpha})} \int_0^x x^{\hat{\alpha}-1} e^{-x/\beta} dx \quad \text{Pour } x > 0 \quad \dots\dots\dots\text{III.6}$$

La distribution gamma n'étant pas définie pour $x = 0$, et le cas où le total des précipitations est nul sur l'échelle temporelle définie pouvant se produire, la probabilité cumulée devient :

$$H(x) = q + (1 - q)G(x) \quad \dots\dots\dots\text{III.7}$$

Où :

$q=P(x=0) >0$ est la probabilité d'obtenir des précipitations nulles. $H(x)$ est ensuite transformé en une distribution normale standardisée qui correspond à la valeur du SPI. Cette conversion peut être approximée en utilisant la formule suivante élaborée par Abramowitz (1965) :

$$Z = SPI = - \left(t - \frac{c_0 + c_1 t + c_2 t^2}{1 + d_1 t + d_2 t^2 + d_3 t^3} \right) \quad \text{for } 0 < H(x) \leq 0.5 \quad \dots\dots\dots\text{III.8}$$

$$Z = SPI = + \left(t - \frac{c_0 + c_1 t + c_2 t^2}{1 + d_1 t + d_2 t^2 + d_3 t^3} \right) \quad \text{for } 0.5 < H(x) \leq 1.0 \quad \dots\dots\dots \text{III.9}$$

Ou :

$$t = \sqrt{\ln \left[\frac{1}{(H(x))^2} \right]} \quad \text{for } 0 < H(x) \leq 0.5 \quad \dots\dots\dots \text{III.10}$$

$$t = \sqrt{\ln \left[\frac{1}{(1.0 - H(x))^2} \right]} \quad \text{for } 0.5 < H(x) \leq 1.0 \quad \dots\dots\dots \text{III.11}$$

$c_0=2.515517$ $c_1=0.802853$ $c_2=0.010328$ $d_1=1.432788$ $d_2=0.189269$ $d_3=0.001308$.

III.6. Le choix de l'échelle temporelle du SPI :

Le choix de l'échelle temporelle est directement en relation avec le type d'application que l'on souhaite réaliser. Par exemple, il apparaît évident que l'on choisira volontiers des échelles temporelles courtes afin de décrire la sécheresse agricole, alors que les échelles de temps plus longues sont préférées dans le cadre d'applications liées à l'hydrologie. Lloyd-Hughes et Saunders (2002) ont ainsi rassemblé les résultats de plusieurs études et ont conclu que le SPI peut être utilisé de manière efficace pour la plupart des types de sécheresse.

La sécheresse affectant le ruissellement est décrite en utilisant des échelles temporelles de 2 à 6 mois, tandis que pour l'eau souterraine, de bonnes relations ont été décelées à des échelles de 5 à 24 mois. On trouve même, dans la littérature, des applications du SPI dans l'analyse de crues comme en témoigne l'étude menée par Seiler et ses collaborateurs (2002). La sécheresse agricole (intimement liée à l'eau dans le sol), quant à elle, est la mieux décrite à des échelles temporelles de 2-3 mois.

Cependant, les performances du SPI pour le suivi de la sécheresse agricole sont assez limitées (Quiring et Papakryiakou, 2003) sans doute parce qu'il ne prend pas en compte d'autres facteurs importants, comme le rôle joué par l'évapotranspiration par exemple qui dépend fortement de la température.

Dans cette étude, pour prendre en charge les incidences de la sécheresse sur les différents types de ressources en eau nous avons choisi trois échelles temporelles pour le calcul du SPI : 3,6 et 12 Mois .

III.7. Calcul des séries temporelles du SPI :

Une fois que les données sont traitées, la moyenne régionale des précipitations est déterminée par la méthode des Polygones de Thiessen en utilisant les données pluviométriques mensuelles enregistrées dans les cinq(05) stations pluviométriques précédemment présentées.

Comme il a été précédemment indiqué dans la procédure de calcul du SPI, on doit d'abord vérifier l'ajustement des données à la loi gamma.

Pour l'ajustement des données à la loi gamma nous avons utilisé le logiciel HYFRAN.

La figure III.1 Présente le graphe d'ajustement de la série des précipitations mensuelles moyennes régionale à la loi gamma.

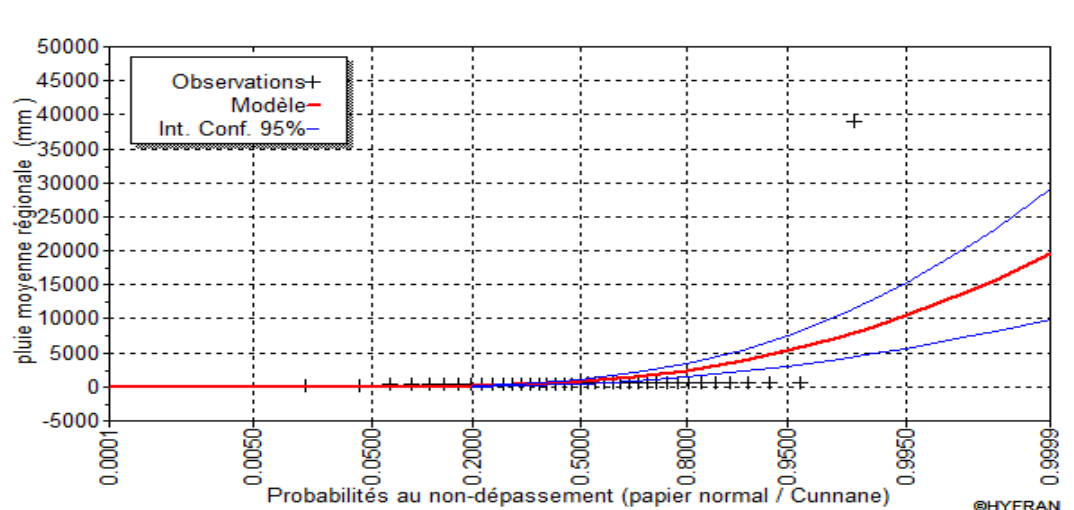


Figure III.1 Ajustement à la loi gamma

Le calcul des séries du SPI a été effectué en utilisant le programme SPI (SPI_SL_6.exe) développé par le centre NDMC (National Drought Mitigation Centre) Université de Nebraska-Lincoln.

Les séries temporelles du SPI (SPI-3, SPI-6 et SPI-12), sont présentées par la figure III.2.

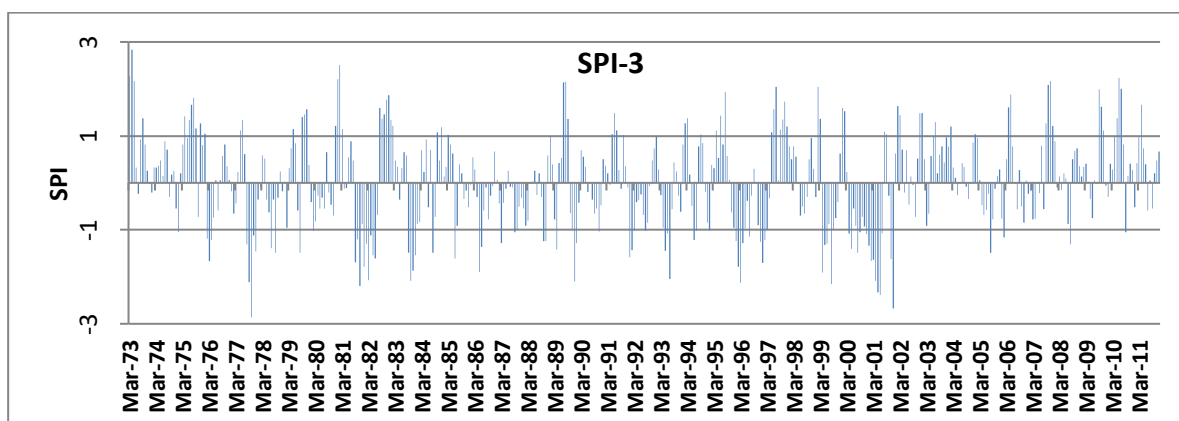


Figure III.2 Séries temporelles du SPI pour une échelle de 3 mois.

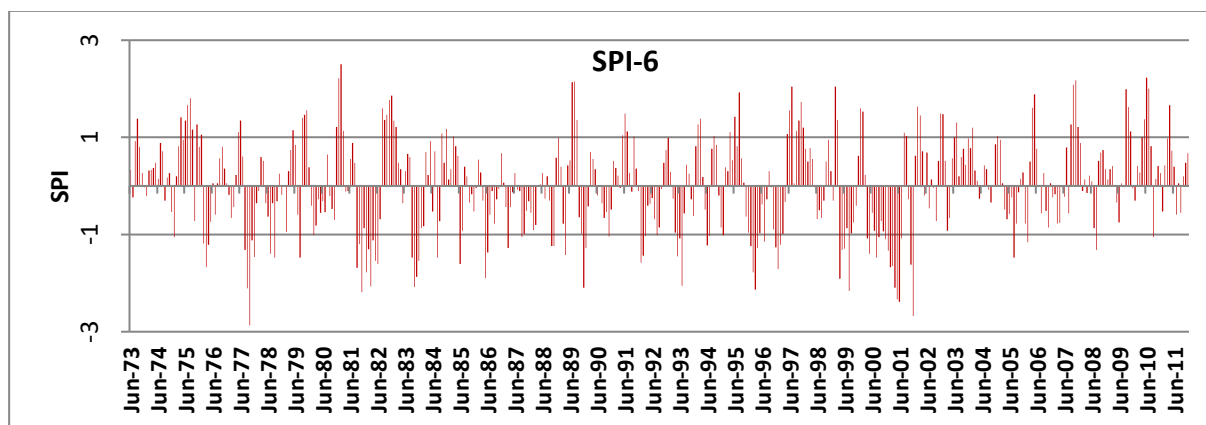


Figure III.3 Séries temporelles du SPI pour une échelle de 6 mois.

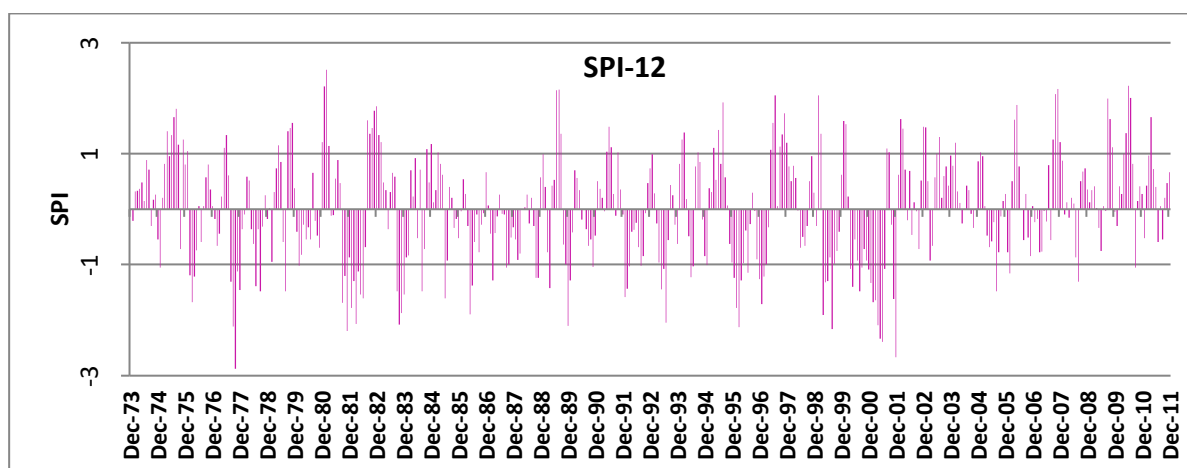


Figure III.2 Séries temporelles du SPI pour une échelle de 12 mois.

Comme le traduit la figure III.2, les résultats de trois SPI montrent un caractère excédentaire des pluies jusqu'à la fin des années 76 et le début des années 2002. La persistance de la sécheresse devient plus marquée et répétée, on distingue des épisodes modérément à sévèrement sec entre les années 1977 à 1982 et 1996 à 2001. À partir des années 2002 à nos jours, les événements des classes proches de la normale à humides sont prédominants.

Conclusion

Le SPI a été calculé sur trois échelles temporelles (3 mois pour la sécheresse météorologique, 6 mois pour la sécheresse agricole et 12- mois pour la sécheresse hydrologique). Les résultats de trois SPI montrent un caractère excédentaire des pluies jusqu'à la fin des années 76 et le début des années 2002. La persistance de la sécheresse devient plus marquée et répétée, on distingue des épisodes modérément à sévèrement sec entre les années 1977 à 1982 et 1996 à 2001. À partir des années 2002 à nos jours, les événements des classes proches de la normale à humides sont prédominants.

Chapitre IV :

Prévision de la sécheresse par Réseaux de neurones artificiels (ANN)

Introduction :

L'homme n'a rien inventé mais il a essayé depuis l'Antiquité de mimer la nature pour améliorer ses conditions de vie. La fabrication de l'avion en imitant les oiseaux, ensuite la modification de la séquence d'ADN des plantes après avoir découvert les processus biotechnologique chez l'Agrobacterium tumefaciens, l'invention de système d'irrigation par aspersion en simulant les pluies, dernièrement, il a essayé de reproduire la réflexion humaine en créant par analogie du système nerveux biologique ce que l'on appelle les réseaux de neurones artificiels (RNA) qui servent à résoudre diverses fonctions ou problèmes non linéaires, récemment, il a inventé les algorithmes génétiques (AG) par analogie du processus génétiques qui se déroulent chez les êtres vivants.

Les réseaux de neurones artificiels sont des modèles inspirés de la neurobiologie qui imitent le fonctionnement du cerveau. Ils sont basés sur la fonction neuronale, parce que les neurones sont identifiés comme éléments cellulaires responsables du traitement de l'information dans le cerveau. Les réseaux de neurones artificiels se sont donc basés sur l'hypothèse disant que le raisonnement intelligent des êtres humains a pour origine la structure de système nerveux et donc on peut l'inculquer à un ordinateur en lui implémentant un réseau de neurones artificiels pour le rendre « intelligent », tout en sauvegardant sa puissance et sa rapidité d'exécution.

L'approche neuronale s'est développée avec l'expansion de l'utilisation des outils informatiques qui facilitent l'analyse numérique de l'information et la mise en œuvre de cette méthode.

IV.1.Historique des réseaux de neurones artificiels :

Un bref historique des travaux menés sur le réseau de neurones est énuméré ci-dessous dans l'ordre chronologique.

Rashevsky (1938) lance des études sur la neurodynamique, également connues sous le nom de théorie neurale de champ, représentant l'activation et la propagation dans les réseaux neurologiques sous forme d'équations différentielles.

McCulloch et Pitts (1943) montrent que le réseau de neurones artificiels peut, en principe, calculer n'importe quelle fonction arithmétique et logique, ces travaux sont souvent considérés comme l'origine des réseaux de neurones artificiels (Martin T et HarganHaward B., 1996).

Landahl, McCulloch, et Pitts (1943) ont montré que beaucoup d'opérations arithmétiques et logiques peuvent être mises en application en utilisant des méthodes basant sur les modèles neuronaux de McCulloch et de Pitts.

Wiener (1948) présente une approche mathématique en neurodynamique, prolongeant le travail lancé par Rashevsky.

En 1949, dans "The Organization of Behavior", un livre influent, Hebb suit les suggestions de Lashley et de Cajal, et il présente sa règle célèbre d'apprentissage : l'activation répétée d'un neurone par les autres, à travers une synapse particulière, augmente sa conductibilité.

Cragg et Temperly (1954) reformulent le réseau de McCulloch et de Pitts sous forme de modèle "spin glass" bien connu chez les physiciens.

Taylor (1956) présente un réseau de mémoire associative en utilisant la règle de Hebb.

Beurle (1956) analyse le déclenchement et la propagation de l'activité de cerveau à grande échelle.

Von Neumann (1956) montre comment présenter la redondance et la tolérance de fautes dans les réseaux de neurones, et il montre comment l'activation synchrone de beaucoup de neurones peut être employée pour représenter chaque bit de données.

Uttley (1956) démontre que les réseaux de neurones avec les connections modifiables pourraient apprendre à classer des modèles avec les poids synaptiques représentant des probabilités conditionnelles, il développe un séparateur linéaire dans lequel des poids sont ajustés en utilisant la mesure de l'entropie de Shannon.

Rosenblatt (1958) invente la "perceptron" présentant une méthode d'étude pour le modèle neuronal de McCulloch et de Pitts.

Widrow et Hoff (1960) présentent "l'Adaline", un réseau simple qualifié par une règle de descente de gradient pour réduire au minimum l'erreur carrée moyenne.

Rosenblatt (1961) propose la Back propagation pour l'apprentissage des réseaux multicouches; cette tentative était non réussie parce qu'il a employé des fonctions nondifférentiables. (Kishan et al., 1996).

Hubel et Wiesel (1962) ont entrepris des études biologiques importantes sur les propriétés des neurones dans le cortex visuel des chats, stimulant le développement des modèles neuronaux artificiels à organisation automatique qui ont simulé ces propriétés. (Kishan et al., 1996).

Minsky et Papert (1969) publient le livre Perceptrons dans lequel ils utilisent une solide argumentation mathématique pour démontrer les limitations des réseaux de neurones à une seule couche. Ce livre a une influence telle que la plupart des chercheurs quittent le champ de recherche sur les réseaux de neurones, et c'était un grand tournant dans la modélisation par les réseaux de neurones, entre 1969 à 1985, la recherche s'est complètement arrêté, et que les grandes sociétés n'ont pas daigné financer la recherche dans ce domaine.

Rumelhart, Hinton et Williams (1986) publient l'algorithme de la rétro propagation de l'erreur qui permet d'optimiser les paramètres d'un réseau de neurones à plusieurs couches, c'est elle qui a permis de donner un nouvel élan aux réseaux de neurones artificiels.

À partir de ce moment, la recherche sur les réseaux de neurones connaît un essor fulgurant et les applications commerciales de ce succès académique suivent au cours des années 90.

Aujourd'hui, les réseaux de neurones artificiels possèdent un fondement théorique solide, constituent un ensemble d'opérateurs linéaires et non linéaires permettant grâce à leurs caractéristiques fonctionnelles une large utilisation dans différentes disciplines scientifiques.

En hydrologie, vu la non linéarité du processus de l'évapotranspiration et du déficit hydrique, plusieurs auteurs ont utilisé les réseaux de neurones artificiels pour modéliser ces phénomènes à différents pas de temps (Landras et al., 2008, Ozgur., 2006, Ali Khoob.,2008, Sungwon et al., 2008, Souag., 2007).

IV.2.Quelques domaines d'application des réseaux de neurones artificiels :

On utilise les réseaux de neurones artificiels dans différents domaines (informatique, électronique, science cognitive, hydrologie, neurobiologie), l'étude des réseaux de neurones est une voie prometteuse de l'Intelligence Artificielle, qui a des applications dans de nombreux domaines:

- **Industrie** : contrôle qualité, diagnostic de panne, corrélations entre les données fournies par différents capteurs, analyse de signature ou d'écriture manuscrite.
- **Finance** : prévision et modélisation du marché (cours de monnaies...), sélection d'investissements, attribution de crédits.
- **Télécommunications et informatique** : analyse du signal, reconnaissance de formes (bruits, images, paroles), compression de données.
- **Environnement** : évaluation des risques, analyse chimique, prévisions et modélisation météorologiques et hydrologiques, gestion des ressources.

IV.3.Réseau de neurone fondement biologique :

Les modèles neuronaux ont été développés par analogie avec les neurones biologiques, il est donc important de rappeler au préalable son fonctionnement.

IV.3.1.Le neurone :

Les cellules nerveuses, appelées neurones, constituent les éléments structuraux et fonctionnels du système nerveux central, l'Organisme humain possède environ cent milliards de neurones. Celles-ci sont des cellules somatiques et ont plusieurs points en commun dans leurs organisations avec les autres cellules, cependant elles sont extrêmement spécialisées, puisqu'elles assurent plusieurs fonctions :

- Recevoir des signaux en provenance de neurones voisins ;
- Intégrer ces signaux ;
- Engendrer un flux nerveux ;
- Conduire le flux nerveux et le transmettre à un autre neurone capable de le recevoir.

Du point de vue anatomique, le neurone est une cellule composée d'un corps cellulaire et d'un noyau, d'un axone, le corps cellulaire se ramifie pour former les dendrites. C'est par les dendrites que les informations sont acheminées de l'extérieur vers le soma, qui présente le corps du neurone. Figure IV.1

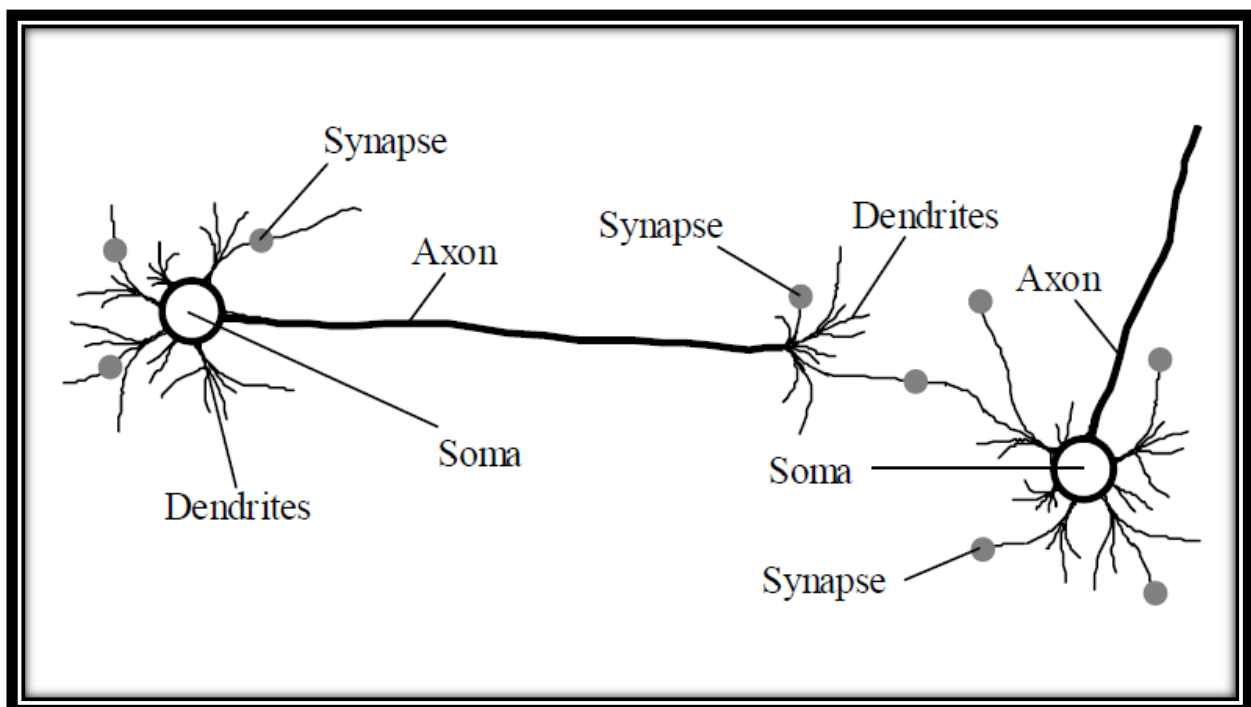


Figure IV.1 : Neurone biologique

IV.3.2. Le corps cellulaire :

Il contient le noyau du neurone et effectue les transformations biochimiques nécessaires à la synthèse des enzymes et des autres molécules qui assurent la vie du neurone. Sa forme est pyramidale ou sphérique dans la plupart des cas, elle dépend souvent de sa position dans le cerveau.

IV.3.3. Les dendrites :

Chaque neurone possède une « chevelure » de dendrites, celles-ci sont de fines extensions tubulaires, elles se ramifient, ce qui les amènent à former une espèce d'arborescence autour du corps cellulaire, elles sont les récepteurs principaux du neurone pour capter les signaux qui leur parviennent.

IV.3.4. L'axone :

L'axone, qui est la fibre nerveuse, sert de moyen de transport pour les signaux émis par le neurone. Il se distingue des dendrites par sa forme et par les propriétés de sa membrane externe. En effet, il est généralement plus long que les dendrites, et se ramifie à l'extrémité, là où il communique avec d'autres neurones, alors que les ramifications des dendrites se produisent plutôt près du corps cellulaire.

Pour former le système nerveux, les neurones sont connectés les uns aux autres suivant des répartitions spatiales complexes, les connexions entre deux neurones se font en des endroits appelés synapses où ils sont séparés par des espaces synaptiques.

La communication entre les neurones à travers l'espace synaptique se fait par des substances chimiques appelées « neurotransmetteurs ».

II.4. Réseaux de neurones artificiels

II.4.1. Principe général

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont des modèles mathématiques non linéaires, de type « boîte noire », capables de déterminer des relations entre données par la présentation (l'analyse) répétée d'exemples (à savoir des couples constitués par des informations d'entrée et une valeur de sortie que l'on voudrait approcher par le modèle).

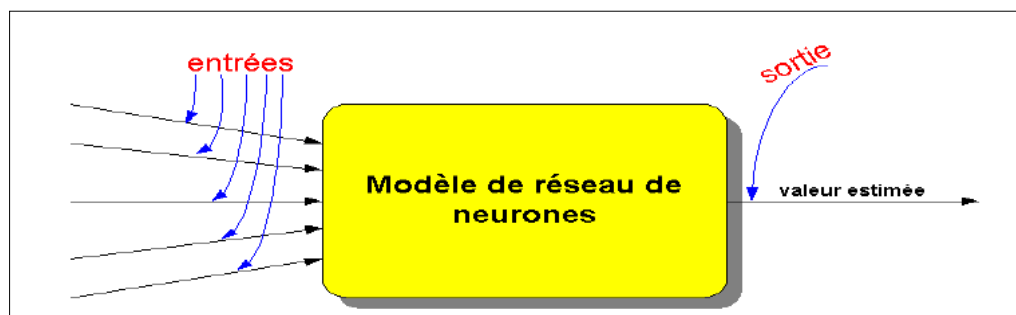


Figure IV.2 : modèle neuronal. (Belouz ,2009)

La modélisation à l'aide de réseaux de neurones artificiels suppose l'adaptation des paramètres du réseau, afin de mettre en évidence les relations qui portent sur les exemples présentés.

Les réseaux de neurones artificiels sont constitués d'un ensemble d'éléments de calcul (neurones artificiels), organisés dans une structure spécifique, les paramètres du réseau (les poids) étant représentés par les valeurs associées aux connexions de ces éléments de calcul, un élément de calcul du réseau de neurone artificiel (RNA) comporte plusieurs entrées et une sortie.

La valeur de sortie est obtenue par l'application d'une relation mathématique (fonction d'activation) sur la somme pondérée d'entrées.

Dans la modélisation à l'aide de réseaux de neurones artificiels, on peut choisir le type de fonctions d'activation, le nombre de neurones et l'arrangement de leurs connexions (à savoir la structure du réseau). Généralement, on utilise des fonctions d'activation de type sigmoïde (Adrian D et al, 2002).

IV.4.2. Structure d'un neurone artificiel (formel) :

Un neurone formel, ou neurone, au sens informatique du terme, est une fonction algébrique non linéaire et bornée, dont la valeur dépend de paramètres appelés coefficients ou poids. Les variables de cette fonction sont habituellement appelées « entrées » du neurone, et la valeur de la fonction est appelée sortie. Un neurone est donc avant tout un opérateur mathématique.

La figure IV.3 montre la structure d'un neurone artificiel, ce dernier est un processeur élémentaire, il reçoit un nombre de variable d'entrées en provenance de neurones précédents.

A chacune de ces entrées est associé un poids w représentatif de la force de la connexion.

Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique, qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones avals, à chaque connexion est associée un poids (Heddam, 2006).

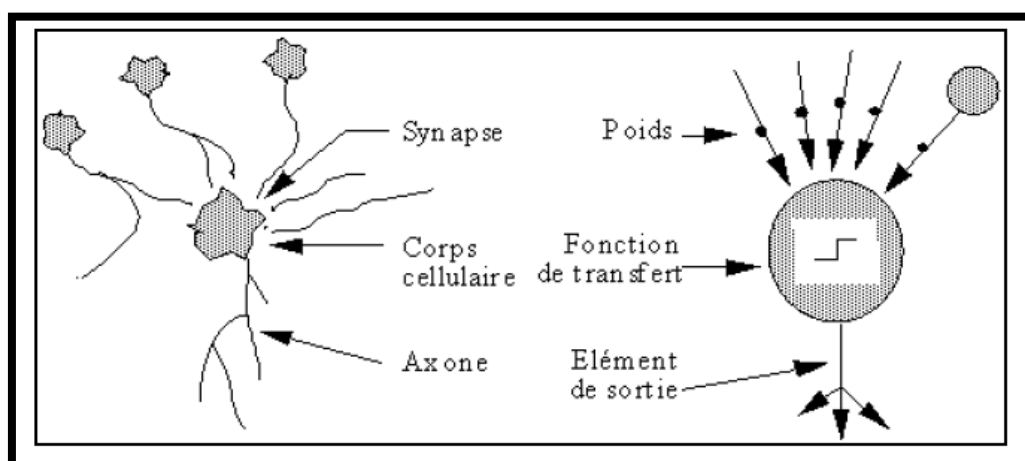


Figure IV. 3 : Mise en correspondance neurone Biologique /Artificiel (Belouz ,2009)

Le tableau suivant représente une comparaison entre les deux réseaux de neurones (biologique et artificiel).

Tableau IV.1: Analogie entre les neurones biologiques et artificiels

Neurone biologique	Neurone Artificiel	Représentation symbolique
Soma	Neurone	
Dendrite	Intrant ou entrée	x_i, x
Axone	Extrant ou sortie	Y
Synapse	Poids	W_i

Chaque neurone artificiel reçoit un nombre variable d'entrées (x_i) en provenance de neurone amont. A chacune de ces entrées est associé un poids (w_i) représentatif de la force de la connexion.

Un poids d'un neurone artificiel représente donc l'efficacité d'une connexion synaptique, un poids négatif vient inhiber une entrée, alors qu'un poids positif vient l'accentuer (Benkaci, 2006).

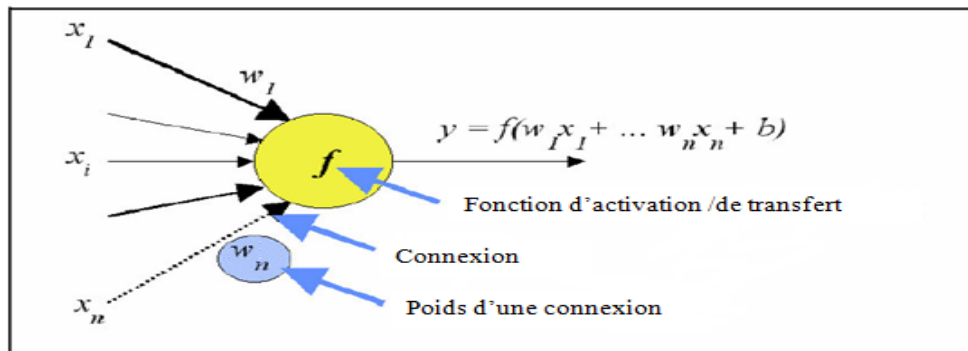


Figure IV. 4 : Neurone formel. (Benkaci ,2006)

IV.4.3. Fonctionnement mathématique du neurone artificiel :

Le fonctionnement mathématique du neurone artificiel est contrôlé par deux fonctions à savoir :

- La fonction de base (fonction discriminant) ;
- Et la fonction dynamique.

IV.4.3.1. Fonction de base (fonction discriminant) :

Elle définit l'activité du neurone, la plus utilisée est la fonction linéaire (la somme pondérée), elle est définie par :

$$\phi(w_i, x_i) = w_1 * x_1 + \dots + w_n * x_n - b = \sum_{i=1}^{i=n} (x_i * w_i) - b \quad \dots\dots\dots\text{IV.1}$$

Avec :

x_1, x_2, \dots, x_n : Entrées, ou encore les excitations ;

w_1, w_2, \dots, w_n : Coefficients synaptiques ou poids synaptiques ;

b : Représente le biais (constant).

IV.4.3.2. Fonction dynamique :

C'est la fonction dite d'activation (transfert) qui a pour objectif de rendre l'activité du neurone bornée. Cette fonction doit être non linéaire, continue dérivable et monotone. La fonction d'activation calcule la valeur de l'état du neurone. C'est cette valeur qui sera transmise aux neurones avals (Benkaci, 2006). Le choix d'une fonction de transfert se révèle être un élément constitutif important des réseaux de neurones.

Il existe de nombreuses formes possibles pour la fonction de transfert, les plus courantes sont les fonctions linéaires, binaires, sigmoïdes, et radiales (gaussiennes).

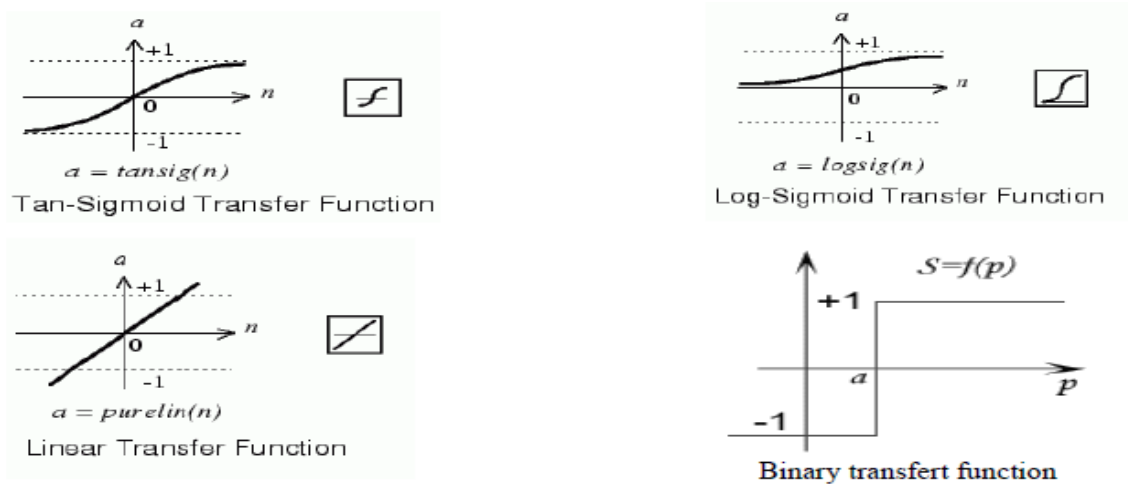


Figure IV. 5 : Différents types de fonctions de transfert. (Djerbouai, 2017)

On remarquera qu'à la différence des neurones biologiques dont l'état est binaire, la plupart des fonctions de transfert sont continues, offrant une infinité de valeurs comprises dans l'intervalle $[-1, +1]$; $[0, +1]$ ou même $[-\infty, +\infty]$.

IV.4.4. Classification des réseaux de neurones artificiels :

Il existe de nombreux types de réseaux de neurones, on peut les classer selon leur architecture et leur mode d'apprentissage.

IV.4.4. 1. Architecture générale des réseaux de neurones :

Un réseau de neurones est un maillage de plusieurs neurones, généralement organisé en couches, effectuant un calcul selon une fonction d'activation (neurones) et des connexions reliant les neurones entre eux (poids).

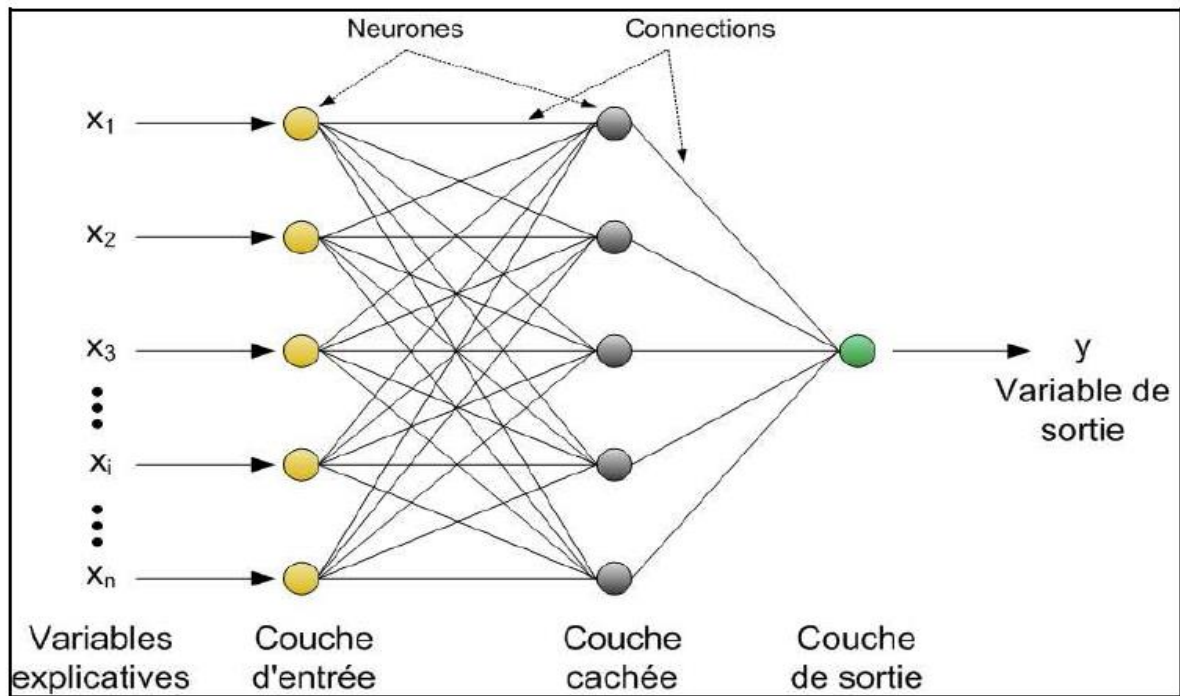


Figure IV. 6 : Réseau de neurones artificiel. (Belouz, 2009)

Selon l'architecture, les réseaux de neurones peuvent être classés en deux types, Les réseaux de neurones bouclés et les réseaux de neurones non bouclés (en couches).

IV.4.4. 1.1. Réseaux de neurones dynamiques :

Ils sont appelés aussi, réseaux de neurones bouclés ou récurrents, contrairement aux réseaux de neurones non bouclés, les réseaux de neurones bouclés peuvent avoir une topologie de connexions quelconque, comprenant notamment des boucles qui ramènent aux entrées la valeur d'une ou plusieurs sorties.

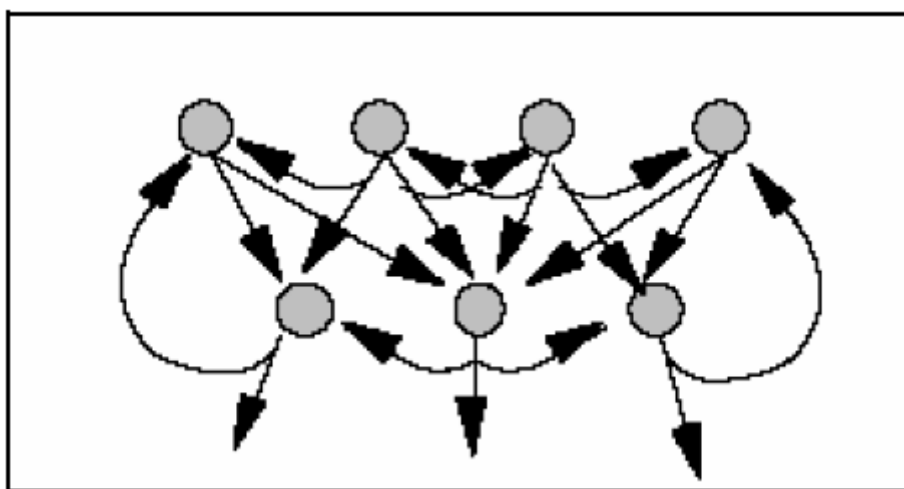


Figure IV. 7 : Réseau de neurones artificiel bouclé. (Belouz,2009)

IV.4.4. 1.2. Réseaux de neurones non bouclés ou en couches (Perceptron) :

Appelés aussi "réseaux "Feed-Forward", ce sont des réseaux dans lesquels l'information se propage de couche en couche sans retour en arrière possible (feed back). Un réseau de neurones non bouclé (en couches) réalise une (ou plusieurs) fonctions algébriques de ses entrées, par composition des fonctions réalisées par chacun de ses neurones.

➤ Le Perceptron monocouche :

C'est historiquement le premier RNA, c'est le Perceptron de Rosenblatt. C'est un réseau simple, puisque il ne se compose que d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie. Il est calqué, à la base, sur le système visuel et de ce fait a été conçu dans un but premier de reconnaissance des formes. Cependant, il peut aussi être utilisé pour faire de la classification et pour résoudre des opérations logiques simples (telle "ET" ou "OU"). Sa principale limite est qu'il ne peut résoudre que des problèmes linéairement séparables. Il suit généralement un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur (ou selon la règle de Hebb).

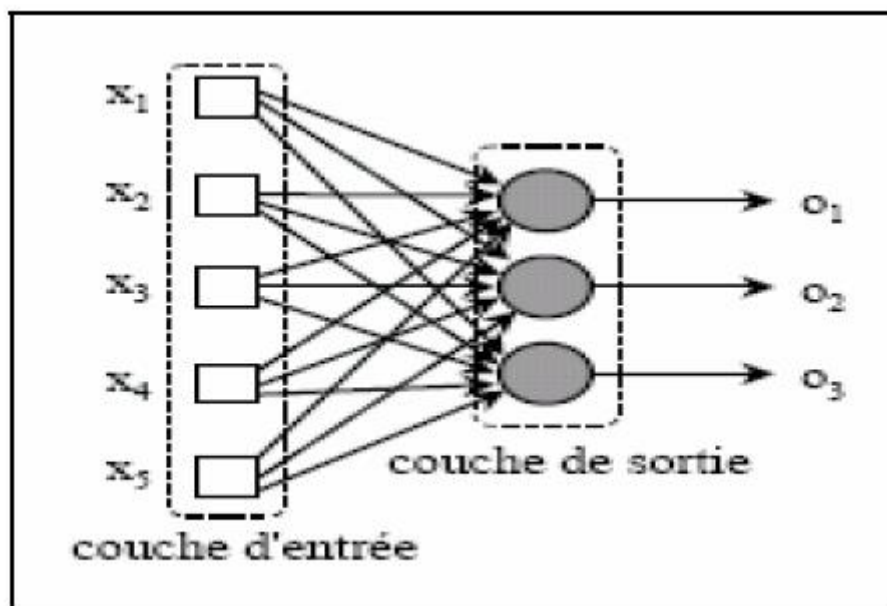


Figure IV. 8 : Réseau de neurone a une seul couche. (Belouz,2009)

➤ Le Perceptron multicouches :

Le Perceptron multicouches est sans doute le plus simple et le plus connu des réseaux des neurones, la structure est relativement simple : une couche d'entrée, une couche de sortie et une ou plusieurs couches cachées. Chaque neurone n'est relié qu'aux neurones de couche précédente.

Réseau multicouche : les neurones sont arrangés par couche. Il n'y a pas de connexion entre neurones d'une même couche et les connexions ne se font qu'avec les neurones de couches avales. Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la

couche suivante et celle-ci seulement. Ceci nous permet d'introduire la notion de sens de parcours de l'information (de l'activation) au sein d'un réseau et donc définir les concepts de neurone d'entrée, neurone de sortie. Par extension, on appelle couche d'entrée l'ensemble des neurones d'entrée, couche de sortie l'ensemble des neurones de sortie, les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelées couches cachées.

Chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante (excepté pour les couches d'entrée et de sortie) et il n'y a pas de connexions entre les cellules d'une même couche. Les fonctions d'activation utilisées dans ce type de réseaux sont principalement les fonctions à seuil ou sigmoïdes, il suit aussi un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur.

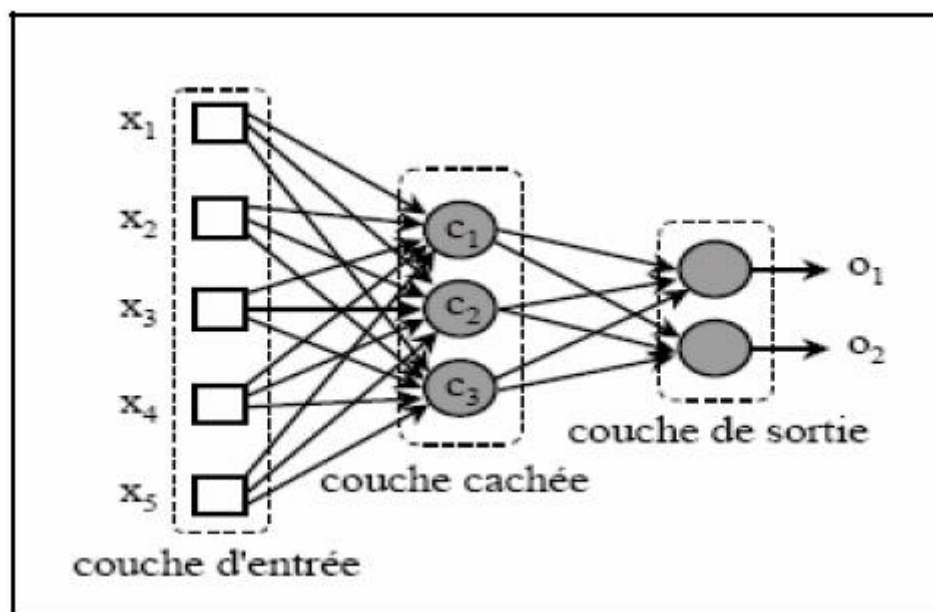


Figure IV. 8 : Réseaux "FeedForward" multicouches. (Belouz, 2009)

➤ **Perceptron Multi-Couches (PMC) et approximation de fonctions :**

Les réseaux de neurones artificiels sont un outil extrêmement précieux pour résoudre les problèmes non linéaires, surtout si on dispose d'un large ensemble d'apprentissage.

Lorsque l'on veut modéliser un processus à partir des données, on cherche toujours à obtenir les résultats les plus satisfaisants possibles avec un nombre minimum de paramètres ajustables.

Dans cette optique, Hornik (Hornik, 1994, in Rajai., 2002) a montré que :

«Si le résultat de l'approximation (c'est à dire la sortie du réseau de neurones) est une fonction non linéaire des paramètres ajustables, elle est plus parcimonieuse que si elle était une fonction linéaire de ces paramètres. De plus, pour des réseaux de neurones à fonction

d'activation sigmoïdale, l'erreur commise dans l'approximation varie comme l'inverse d'un nombre de neurones cachés, et elle est indépendante du nombre de variables de la fonction à approcher. Par conséquent, pour une précision donnée, le nombre de paramètres du réseau est proportionnel au nombre de variables de la fonction à approcher ».

Ces résultats s'appliquent aux Perceptrons Multi-Couches à fonction d'activation sigmoïdale. Ces propriétés (approximation et parcimonie) sont démontrées de manière générale à condition d'avoir une architecture adéquate. Dans le cas où l'architecture ne serait pas adaptée, celles-ci ne peuvent pas s'appliquer, elles constituent néanmoins une justification fondamentale de l'utilisation des Perceptrons Multi-Couches.

IV.4.4.2. Apprentissage des réseaux de neurones :

Le calage (apprentissage) : au sens strict du terme, c'est l'opération qui consiste à trouver les valeurs des paramètres du modèle qui minimisent l'erreur de modélisation.

L'apprentissage du modèle neuronal est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié en réaction avec les stimuli qu'il reçoit de son environnement jusqu'à l'obtention du comportement désiré. Généralement, les paramètres modifiés sont les poids synaptiques qui relient les neurones entre eux.

L'objectif de l'apprentissage est de réduire l'erreur globale jusqu'à l'obtention d'une erreur acceptable.

Il existe plusieurs règles d'apprentissage qui peuvent être regroupées en trois grandes catégories, l'apprentissage non supervisé et l'apprentissage semi-supervisé ou par renforcement et l'apprentissage supervisé, (Dreyfus et al., 2004).

IV.4.4.2.1. Apprentissage non supervisé :

Il s'agit d'apporter au réseau de neurone les entrées sans faire appel à la réponse désirée.

Dans ce cas, les exemples présentés à l'entrée provoquent une auto-adaptation du réseau afin de produire des valeurs de sortie. Ce type d'apprentissage est moins utilisé par rapport aux autres modes d'apprentissage.

Un réseau de neurones non bouclé peut être utilisé dans un but de visualisation ou d'analyse de données : on dispose d'un ensemble de données, représentées par des vecteurs de grande dimension, et l'on cherche à les regrouper, selon des critères de ressemblance qui sont inconnus a priori. Ce type de tâches est connu en statistique sous le nom de méthodes « d'agrégation » (en anglais clustering). (Dreyfus et al., 2004).

IV.4.4.2.2. L'apprentissage semi-supervisé ou par renforcement :

L'apprentissage semi-supervisé ou par renforcement (apprentissage par Récompense et Pénalité) : représente une technique nouvelle, dans ce cas on fournit des exemples au réseau et sur le résultat des indications par un superviseur qui est régi par un de degrés de performance (vrai ou faux). (Benkaci, 2006).

IV.4.4.2.3. Apprentissage supervisé des réseaux de neurones artificiels :

Dans ce cas on apporte au modèle neuronal les entrées mais aussi la ou les sorties désirées c'est-à-dire qu'on présente au réseau un ensemble de couples (entrées-sorties désirées), L'apprentissage neuronal fait appel donc à des exemples de comportement. La réponse de neurone de sortie est alors comparée aux valeurs attendues. Le but de L'apprentissage supervisé est d'inculquer un comportement de référence au réseau.

❖ Algorithmes d'apprentissage supervisé :

Les algorithmes d'apprentissage itératifs utilisés dans les réseaux de neurones explorent l'espace des paramètres (i.e. poids et biais du réseau) à partir d'un point de départ fixé par les valeurs initiales de ces paramètres et selon une trajectoire qui sera fonction de l'algorithme utilisé et des données.

L'apprentissage "supervisé", pour les réseaux de neurones formels, consiste à modifier les coefficients (poids synaptique W) de telle manière que les sorties du réseau de neurones soient, pour les exemples utilisés lors de l'apprentissage, aussi proches que possible des sorties "désirées", qui peuvent être la valeur de la fonction que l'on veut approcher ou de la sortie du processus que l'on veut modéliser, ou encore la sortie souhaitée du processus à commander. La plupart des algorithmes d'apprentissage des réseaux de neurones formels sont des algorithmes d'optimisations ,cherchent à minimiser, par des méthodes d'optimisation non linéaire, une fonction de coût qui constitue une mesure de l'écart entre les réponses réelles du réseau et ses réponses désirées.

Cette optimisation se fait de manière itérative, en modifiant les poids en fonction du gradient de la fonction de coût: le gradient est estimé par une méthode spécifique aux réseaux de neurones, dite dans notre cas, la méthode de rétropropagation, puis il est utilisé par l'algorithme d'optimisation proprement dit. Les poids sont initialisés aléatoirement avant l'apprentissage, puis modifiés itérativement jusqu'à obtention d'un compromis satisfaisant entre la précision de l'approximation sur l'ensemble d'apprentissage et la précision de l'approximation sur un ensemble de test disjoint du précédent. Contrairement à des affirmations maintes fois répétées, l'apprentissage des réseaux de neurones n'est pas spécialement lent: il existe des algorithmes d'optimisation non linéaires extrêmement rapides

qui permettent de faire des développements industriels sur de simples PC. L'apprentissage des réseaux de neurones bouclés (pour réaliser des modèles dynamiques) est très semblable à celui des réseaux non bouclés.

➤ **La Backpropagation :**

La rétro propagation du gradient était à la base de la réussite réalisée par les réseaux de neurones artificiels, c'est la méthode la plus utilisée aujourd'hui dans les algorithmes d'apprentissage des réseaux multicouches. Il s'agit d'une méthode d'apprentissage supervisée fondé sur la modification des poids synaptiques dans le sens inverse de propagation de l'information dans le réseau et en fonction de l'erreur produite, d'où la nomenclature de rétro propagation ou Backpropagation.

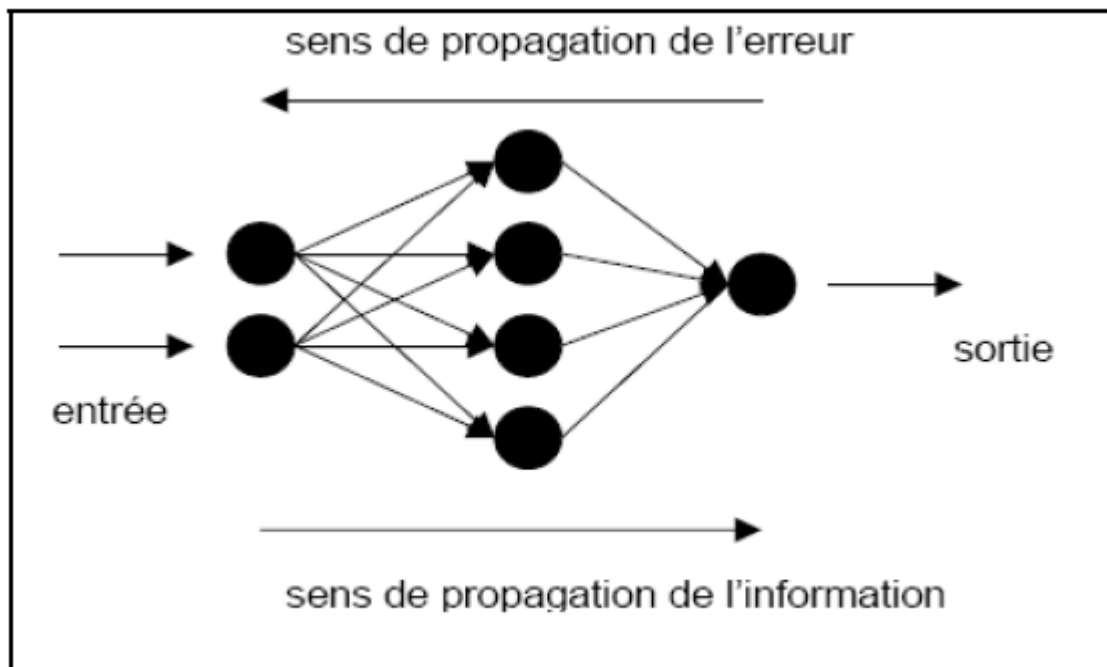


Figure IV. 9 : Rétro propagation des gradients. (Belouz, 2009)

La rétro- propagation des gradients se fait “en amont” dès la couche de sortie vers la couche d’entrée.

a- Algorithme de Back propagation :

L’algorithme de rétro propagation du gradient est un algorithme itératif, les poids sont modifiés à chaque étape selon les instructions suivantes :

1) Initialiser les poids synaptiques à de petites valeurs aléatoires comprises en général entre -1 et 1 .

2) Présenter un nouvel exemple X_p à l’entrée du réseau.

Calculer la sortie du réseau et l’erreur en sortie :

$$E_p = \sum_{i=1}^{nL} (d_i^p - y_i^L)^2 \dots\dots\dots \text{IV.2}$$

Où i parcourt les indices des neurones de sortie, di et yi représentent respectivement l'activation mesurée et l'activation désirée pour les neurones ;

3) les poids du réseau sont modifiés suivant la règle :

$$[\Delta w_{ij}^l] = \eta f'(u_i^l(t)) \delta_i^l y_j^{l-1} \dots\dots\dots \text{IV.3}$$

Où η est une constante positive appelée pas du gradient (Taux d'apprentissage), et contrôle la vitesse de l'apprentissage.

Avec :

$$\delta_i^l = \begin{cases} (d_i^l - y_i^l) & \text{Pour les neurones de la couche de sortie.} \dots\dots\dots \text{IV.4} \\ \sum_{k=1}^{k=nl+1} \delta_k^{l+1} w_{ki}^{l+1} & \text{Pour les neurones des autres couches.} \dots\dots\dots \text{IV.5} \end{cases}$$

S'il s'agit d'un Data Learning (FFN pattern), réadapter les poids :

4) Poser : $\Delta w_{ij}^l(t) = [\Delta w_{ij}^l(t)]_p \dots\dots\dots \text{IV.6}$

S'ils'agit d'un Block Learning (FFN Batch):

Aller à 5.

Si p≠M (M étant le nombre d'exemple d'entraînement), retourner à1.

Sinon : $\Delta w_{ij}^l(t) = \sum_{p=1}^{p=M} [\Delta w_{ij}^l(t)]_p \dots\dots\dots \text{IV.7}$

5) Réadapter les poids.

$$\Delta w_{ij}^l(t+1) = w_{ij}^l(t) + \Delta w_{ij}^l(t) \dots\dots\dots \text{IV.8}$$

6) Répéter de 1 à 5. Autant de fois que nécessaire jusqu'à convergence vers le seuil d'erreur fixé.

L'apprentissage avec cet algorithme (réadaptation des poids) se fait par deux manières différentes, à savoir Block Adaptive Learning, et l'apprentissage par données Data Adaptive Learning.

Block Adaptive Learning (Batch learning):

En Batch Training les poids et les biais de réseau de neurones ne sont ajustés qu'après le passage total sur la base d'entraînement. Les gradients calculés à chaque passage sur la base d'entraînement sont ajoutés ensemble pour déterminer le changement des poids et des biais.

La fonction de coût qui calcule l'erreur est :

$$E_p = \sum_{i=1}^{nL} (d_i^p - y_i^L)^2 \quad \dots\dots\dots\text{IV.9}$$

Cette méthode est jugée plus robuste, cependant les données simulées correspondent à une moyenne de données observées (Benkaci, 2006).

Data Adaptive Learning (Incremental Learning):

Les poids sont ajustés itérativement après chaque exemple. Lors du passage sur la base d'entraînement et le calcul des erreurs, ces dernières sont présentées immédiatement pour adapter les poids, sans accumuler tous les changements jusqu'à la fin de l'itération (David et al., 2006). Pour cette méthode d'apprentissage, les poids sont réadaptés au passage de chaque exemple :

$$E_p = \sum_{i=1}^{nL} (d_i^p - y_i^L)^2 \quad \dots\dots\dots\text{IV.10}$$

b- Méthode d'optimisation avec la Backpropagation :

Il existe de nombreuses méthodes (variantes) d'optimisation avec la Backpropagation, on cite à titre indicatif celle de Levenberg-Marquardt (la commande `trainlm` in Matlab).

- L'algorithme de Levenberg-Marquardt

C'est une variante de l'algorithme d'apprentissage de rétro propagation du gradient (Back propagation) visant à améliorer les performances de cet algorithme. Il est utilisé par défaut sous MATLAB. C'est la méthode la plus rapide dans la « boîte à outils » de réseau de neurones (ANN toolbox), mais elle exige de large espace de mémoire.

Une étude menée par l'auteur de guide d'utilisateur de la boîte à outil de réseaux de neurones sous Matlab (Neural Network Toolbox User's Guide) a montré que dans les problèmes d'approximation de fonction et pour les réseaux qui contiennent jusqu'à quelques de cent poids synaptiques, L'algorithme de Levenberg-Marquardt aura la convergence la plus rapide. L'avantage est particulièrement apparent si l'apprentissage très précis est exigé. Dans beaucoup de cas, l'algorithme de Levenberg-Marquardt permet d'obtenir des erreurs quadratiques moyennes inférieures à celles trouvées par d'autres algorithmes utilisés.

Cependant, à mesure que le nombre de poids dans le réseau augmente, l'avantage de l'algorithme de Levenberg-Marquardt diminue.

Dans ce travail, vu ses propriétés, on va utiliser cette variante de Backpropagation.

IV.5. Avantages et inconvénients des réseaux de neurones artificiels :

IV.5.1. Avantages des réseaux de neurones artificiels :

Récemment, les réseaux de neurones artificiels sont appliqués en modélisation météorologique, agro écologique et hydrologique ; la plupart de publications éditées dans la littérature concernent l'estimation, la prédiction et la classification. Les applications de RNA sont rapidement diffusées vu leurs caractéristiques fonctionnelles, qui fournissent de nombreux avantages par rapport aux approches analytiques traditionnelles. (Demetris, 2007).

1. Les réseaux de neurones artificiels deviennent populaires ces dernières années, cette popularité peut être attribuée à leur apparente facilité d'utilisation. Comme pour d'autres modèles dits « boîtes noires » et contrairement aux modèles « conceptuels » la construction d'un modèle pour une étude de cas particulier ne demande pas d'analyse détaillée et de compréhension des relations entre variables de forçage et variables dépendantes. Ce sont les algorithmes d'apprentissage (de calage) des réseaux qui analyseront automatiquement ces relations. D'autre part, comme les fonctions polynomiales, et contrairement au modèle linéaire, les réseaux de neurones sont des interpolateurs universels (universal approximators) ce qui veut dire qu'ils sont capables d'approcher n'importe quelle fonction continue et ceci quel que soit le niveau d'approximation souhaité (Hornick et al., 1989 in Eric, 2000).

2. Une propriété fondamentale de l'apprentissage réalisé concerne les capacités de généralisation de ces réseaux. Dans le cas où l'architecture initiale est correctement choisie, on constate généralement que les exemples ne sont pas appris, mais que le réseau est capable d'étendre les connaissances acquises à des exemples proches ou intermédiaires (généralisation=interpolation + extrapolation) (Benkaci, 2006).

3. Les réseaux de neurones artificiels offrent des avantages significatifs par rapport à la régression linéaire multiple et d'autres méthodes conventionnelles dans la prévision de l'évapotranspiration parce qu'il n'est pas nécessaire d'indiquer la forme du modèle mathématique avant d'adapter les données. C'est important puisque beaucoup de processus agronomiques de système ont des facteurs multiples qui changent avec le temps. En conséquence il est souvent difficile de trouver un modèle mathématique approprié pour décrire ces processus. Cependant que ces réseaux neuronaux devront être examinés contre d'autres modèles et avec des données climatiques variées provenant de diverses régions climatiques et géographiques, nous nous sentons que ce réseau neuronal est une technique

prometteuse à aider dans des processus de compréhension dans les systèmes agronomiques compliqués et dynamiques. (Huien H & Peter F, 1997).

4. L'avantage pratique des réseaux de neurones par rapport aux techniques classiques de modélisation non linéaire réside donc dans leur capacité à réaliser des modèles de précision équivalente avec moins de données expérimentales (ou dans leur capacité à constituer des modèles plus précis à partir du même nombre d'exemples). De manière générale, les réseaux de neurones permettent de tirer le meilleur parti des données numériques disponibles, pour construire des modèles à plusieurs entrées ; c'est la propriété parcimonieuse de RNA (Dreyfus, 2004).

5. Daniell et al (1991) a utilisé les réseaux de neurones pour la prévision de la demande en eau de la ville de Camberra en Australie. Le modèle neuronal utilisé est un PMC avec 5 variables d'entrées, 7 neurones sur la couche cachée, et 1 neurone de sortie d'où la notation RNA(5, 7, 1). L'apprentissage est effectué à l'aide de l'ARP standard.

Les résultats obtenus sont comparés à ceux d'un modèle de régression linéaire.

L'auteur remarque que la tolérance du modèle neuronal aux lacunes et aux erreurs liées aux données est excellente par rapport à celle du modèle régressif. Il en conclut que l'optimisation des procédures d'apprentissage et de configuration des RNA constitue un domaine de recherche attractif et d'avenir pour la modélisation hydrologique. (Paulin Coulibaly, François Anctil et Bernard Bobée, 1998).

IV.5.2. Inconvénients des réseaux de neurones artificiels :

Malgré les avantages marqués, les RNAs comportent certains inconvénients.

1. La performance de modèle neuronal est souvent tributaire à son architecture. Or, le choix de l'architecture est un problème difficile à résoudre, l'inconvénient majeur de réseaux de neurones artificiels est l'absence d'une méthodologie permettant de déterminer le nombre de couches cachées, le nombre de neurones par couche cachée et le nombre d'itérations, seule les essais permettent de répondre à ces questions, et on ne sait pas si l'optimum sera atteint. Un autre inconvénient c'est le choix de la méthode d'apprentissage, celle-ci doit également être choisie de façon judicieuse.

2. les réseaux de neurones artificiels comme les autres modèles « boîte noire » ont un inconvénient majeur par rapport aux modèles conceptuels simples : on ne maîtrise pas leur comportement en extrapolation pour des valeurs de variables de forçage sortant considérablement de la gamme utilisée pour le calage du modèle.

3. Si la fonction d'activation des neurones de la couche cachée est la fonction sigmoïde et le neurone de la couche de sortie est linéaire, alors la donnée de sortie du réseau est

nécessairement bornée. Ceci peut poser un problème lorsque le réseau simule des données non bornées. Il peut ne pas être en mesure de simuler des valeurs nettement supérieures aux valeurs présentes dans l'échantillon de données utilisé pour le calage du réseau de neurones. (Eric, 2000).

4. On ne maîtrise pas l'évolution des variables de sortie du réseau de neurones lorsque les variables de forçage sortent sensiblement de la gamme des valeurs pour lesquelles le modèle a été calé. (Eric, 2000)

5. Les réseaux de neurones artificiels (RNA) présentent l'avantage de ne requérir qu'une structure de modélisation formelle pour être ajustés aux données expérimentales ; cependant, leur principal inconvénient est la perte de transparence du modèle (de type « boîte noire »), et le manque d'indicateurs pour l'évaluation de la précision et de la fiabilité de la réponse des RNA quand on est en présence de comportements nouveaux. (Alessandro, 1997).

6. Les modèles de type « boîte noire » tel que les RNAs ne conviennent pas à l'analyse du fonctionnement interne du bassin versant, ils sont donc peu utilisés à cette échelle (Benkaci, 2006).

IV.6. Développement du modèle ANN de prévision de la sécheresse :

La première étape dans le processus de développement du modèle de prévision de la sécheresse par les ANN est la sélection de la structure et les variables d'entrée du modèle ANN.

La structure optimale du modèle et les variables d'entrée sont généralement déterminées en faisant un processus itératif (Maier et al., 2010). En général, plusieurs variables d'entrée potentielles sont choisies parmi les variables d'entrée probables en utilisant des techniques comprenant des tests de corrélation. Ensuite plusieurs modèles sont développés sur la base des différentes combinaisons des variables d'entrées potentielles.

La deuxième étape du développement du modèle est l'apprentissage dans le but trouver les paramètres du modèles (nombre de neurones cachés, poids des connections, biais) qui permet au modèle de bien représenter la relation input/output désirée. L'apprentissage du modèle n'est pas une tâche facile et il se fait généralement par un algorithme d'optimisation approprié (Maier et al., 2010).

Comme on avait précédemment indiqué, dans cette étude, l'apprentissage a été effectué par l'algorithme Levenberg-Maquardt par rétropropagation de l'erreur en minimisant la fonction du coût des moindres carrés.

A la dernière étape, le développement du modèle se termine par la validation du modèle en examinant la performance du modèle sur des données qui ne sont pas utilisées dans

l'apprentissage. Cela se fait au moyen des critères de performance (e.g., le critère de Nash (NSE) , La Racine de l'erreur moyenne quadratique (RMSE) et l'Erreur moyenne absolue (MAE)), Le modèle qui donne les meilleurs critères de performance est choisi pour la prévision de la sécheresse.

IV.6.1. Sélection de la structure du modèle ANN :

Plusieurs modèles basés sur les ANN ont été développés pour des applications dans les sciences appliquées et l'engineering. Maier et Dandy (2000), dans leur revue des modèles ANN, ont suggéré qu'un modèle ANN avec une seule couche cachée (i.e. un modèle ANN à trois couches) peut approximer n'importe quelle fonction, en fournissant suffisamment de degré de liberté en terme de poids des connections et biais. Pour cette raison le modèle Feed-forward à trois couches communément utilisé ANN (Kim and Valdes, 2003; Mishra et Desai, 2006; Moridet *al.*, 2007 ;Belayneh and Adamowski, 2012 et Belayneh et al., 2014) a été choisi dans la présente étude pour prévoir les valeurs de l'SPI.

Deux approches de prévision sont généralement utilisées, RMSNN (Recursive Multi-Step Neural Network) avec un seul neurone de sortie et DMSNN (Direct Multi-Step Neural Network) avec multiple neurones de sortie.

IV.6.1.1. L'approche RMSNN (Recursive Multi-Step Neural Network) :

L'approche RMSNN (Figure IV.10) peut avoir un seul neurone ou plusieurs neurones dans la couche d'entrée et celle cachée, cependant, il consiste en un seul neurone pour la couche de sortie, qui représente un pas de prévision d'un mois (pour les données mensuelles).

Le réseau est d'abord conçu et calé en considérant uniquement un pas de prévision de un mois sur la base des valeurs mensuelles actuelle et passées de l'SPI comme variables d'entrée. Ce réseau avec le même nombre de variables d'entrée est alors utilisé pour prévoir les valeurs de l'SPI récursivement pour de multiples pas de prévision.

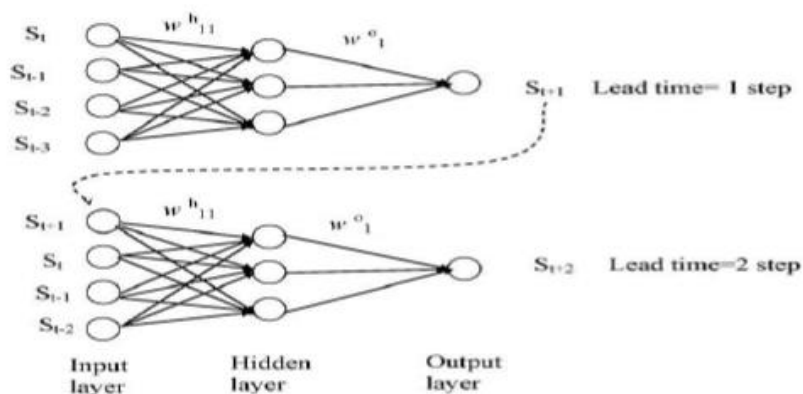


Figure IV.10 : Approche RMSNN (Mishra et Desai ,2006).

IV.6.1.2. L'approche DMSNN (Direct multi-step Neural network) :

Comme l'approche RMSNN, l'approche DMSNN (Figure IV.11) peut avoir un seul neurone ou multiple neurones dans les deux couches d'entrée et cachée. Cependant, elle peut avoir plusieurs neurones dans la couche de sortie représentant multiple pas de prévision.

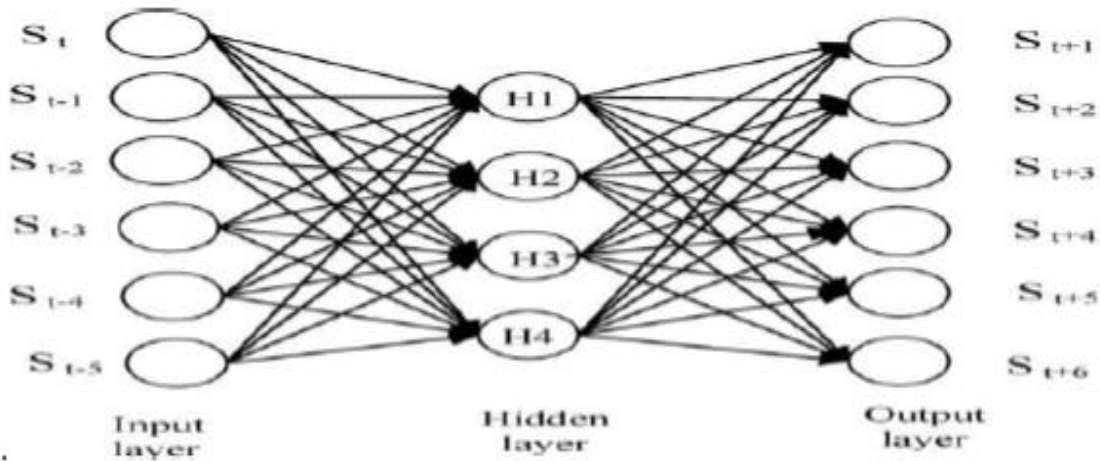


Figure IV.11 : Approche DMSNN (Mishra et Desai, 2006).

IV.6.1.3.L'approche proposée :

L'approche Feed-forward proposée dans cette étude, est présentée ci-après :

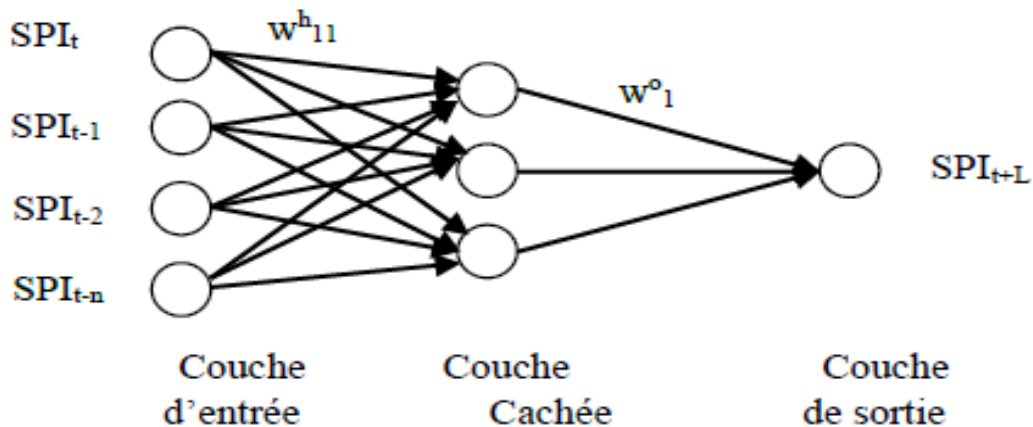


Figure IV.12 :L'approche Feed-forward proposée.

Où :

Les entrées $SPI_t, SPI_{t-1}, \dots, SPI_{t-n}$, sont les observations passées de l'SPI ;

La sortie SPI_{t+L} donne la prévision de la sécheresse. L c'est le pas de prévision.

Les fonctions, sigmoïde non-linéaire et linéaire ont été utilisées comme fonctions d'activation dans les couches cachée et de sortie respectivement dans cette étude. Car la combinaison des fonctions sigmoïde et linéaire ont l'avantage d'extrapoler au-delà de l'ensemble d'apprentissage (Maier et Dandy, 2000).

IV.6.2 .Sélection des variables d'entrée et prétraitement des données :

Dans cette étude, les entrées utilisées sont les valeurs passées de l'SPI, le nombre de variables d'entrée a été varié de 1 à 15, valeurs passées de l'SPI.

Les données ont été divisées en trois parties i.e. apprentissage, validation, test. Pour que les données aient la même grandeur durant l'apprentissage, toutes les valeurs des d'entrées ont été standardisés dans cette étude dans intervalle de 0,1 à à 0,9 avant leurs utilisation dans les modèles ANN.

L'intervalle de 0,1 à 0,9 a été choisi pour éviter les limites extrêmes (de 0 à 1) de la fonction d'activation non-linéaire qui a été utilisée pour la couche cachée.

Tableau IV. 2 : Répartition de la base de données utilisée pour la construction des modèles ANN

Base de données de départ : 456 observations de 01/1936 à 12/2011			
SPI -6	Apprentissage : 264 observations. 60 % de la base de données de 06/1973 à 12/ 1997	Validation : 96 observations. 20 % de la base de données de 01/1998 à 12/2004	Test : 96 observations. de la base de données de 01/2005 à 12/2011
SPI - 12	Apprentissage : 264 observations. 60 % de la base de données de 12/1973 à 12/1997	Validation : 96 observations. 20 % de la base de données de 01/1998 à 12/2004	Test : 96 observations. de la base de données de 01/2005 à 12/2011

IV.6.3. Apprentissage :

L'apprentissage d'un modèle ANN détermine les paramètres optimums du modèle, tout en conservant les meilleures capacités de généralisation du modèle (i.e. éviter le sur-apprentissage).

Le nombre approprié de neurones dans la couche cachée et les poids des connexions et les biais sont les paramètres à déterminer dans le processus de l'apprentissage. Cela se fait généralement par la minimisation de la fonction du coût : l'erreur moyenne quadratique (MSE) des données d'apprentissage (Maier et Dandy, 2000). La MSE est une parmi plusieurs manières de quantifier la différence entre les valeurs observées et prévues.

IV.6.3.1. Problème de sur-apprentissage :

Quand le sur-apprentissage se produit, le réseau donne de très bons résultats sur les données utilisées pour l'apprentissage, mais il montre une faible capacité de prévision avec des données autres que celles utilisées de l'apprentissage (ASCE, 2000).

Pour éviter le sur-ajustement, la technique *earlystopping* précédemment présentée a été utilisée, dans cette étude dans le but d'arrêter l'apprentissage quand le réseau commence à sur-ajuster.

Le nombre de neurones cachés dépend de la nature de la relation entre l'entrée et la sortie, et il n'y a pas une règle spécifique dans la littérature pour savoir le nombre neurones cachés.

Dans cette étude, le nombre de variables d'entrée a été varié de 1 à 20 et le nombre de neurones cachés a été varié de 1 à 20. Les critères de performances (NSE, RMSE, MAE), ont été calculés pour chaque combinaison. La combinaison qui a donné les meilleurs critères de performance a été choisie comme architecture optimale.

IV.6.3.2 .Algorithme d'apprentissage :

Plusieurs algorithmes peuvent être utilisés pour optimiser la fonction du coût. Toutes ces méthodes d'optimisation utilisent, le gradient de la fonction de performance ou le Jacobien de l'erreur du réseau.

Dans cette étude :

1. Le Jacobien est calculé en utilisant la technique rétropropagation précédemment présentée
2. La modification des paramètres a été effectuée à l'aide de la méthode du second ordre : Algorithme de Levenberg-Maquardt précédemment présenté.

IV.6.4 .Calcul des prévisions de l'SPI :

La relation mathématique entre l'entrée et la sortie est donnée par l'équation :

$$S\hat{P}I_k = f_o \left[\sum_{j=1}^M w_{kj} \cdot f_h \left(\sum_{i=1}^N w_{ji} x_i + b_{j0} \right) + b_{k0} \right] \dots\dots\dots\text{IV.11}$$

Où :

x_i : est la i ème entrée dans la couche d'entrée;

f_h : La fonction d'activation des neurones cachés ;

f_o : La fonction d'activation des neurones de sortie.

w_{kj} : Poids de connexion reliant le neurone caché j et le neurone k dans la couche sortie;

w_{ji} :Poids de connexion entre le neurone i dans la couche d'entrée et le neurone j de la couche cachée ;

b_{j0} : Le biais du neurone cachée j ; b_{k0} : Le biais du neurone de sortie k

IV. 6.5. Résultats de prévision de la sécheresse par des ANN :

IV.6.5.1. Choix des meilleurs modèles :

En utilisant les meilleurs modèles choisis, nous avons procédé à la prévision des deux séries de l'SPI pour différents pas de prévision.

Les résultats de prévision par les meilleurs modèles ANN sont présentés dans le tableau IV.3. Comme meilleur modèle, nous avons retenu la combinaison qui donne les meilleures critères de performance sur l'ensemble des données de test (i.e les données qui n'ont pas été utilisées pendant la phase de l'apprentissage. Afin de trouver les meilleurs modèles, nous avons procédé à un grand nombre d'apprentissages successifs, correspondant à des initialisations différentes des paramètres du réseau. Nous rappelons que nous avons pris pour le SPI-6 et le SPI-12, un nombre de variables d'entrée (valeurs passées de l'SPI) variant de 1 à 15, et pour chaque nombre de variables d'entrée nous avons varié le nombre de neurones dans la couche cachée de 1 à 15.

Tableau IV.3 : Résultats de prévision par les modèles ANN

Pas de prévision en mois	Nash	
	SPI -6	SPI - 12
1	0.801	0.867
2	0.588	0.726
3	0.336	0.614
4	0.163	0.489
5	0.044	0.324
6	-0.109	0.216

L'analyse des résultats de prévision de l'SPI par les modèles ANN (Tableau IV.3) nous permet de conclure :

1. Plus le pas de prévision augmente plus la qualité de prévision se dégrade ;
2. Plus l'échelle de calcul de l'SPI augmente plus la qualité de prévision s'améliore ;

IV.6.5.1.Evaluation des performances des modèles ANN pour la prévision de la sécheresse :

➤ Evaluation de la performance des modèles ANN pour la prévision de l'SPI-6

D'après les résultats de prévision tableau (IV.3), on remarque que pour 1 et 2-Mois de prévision la qualité de prévision est acceptable avec NASH égale à 0.801 et 0.588 respectivement. A partir du 3eme mois de prévision la qualité de prévision se dégrade avec des NASH inférieurs à 0.336. Cela peut être confirmé par les graphes présentés par la figure (IV.13) et le tableau IV.3.

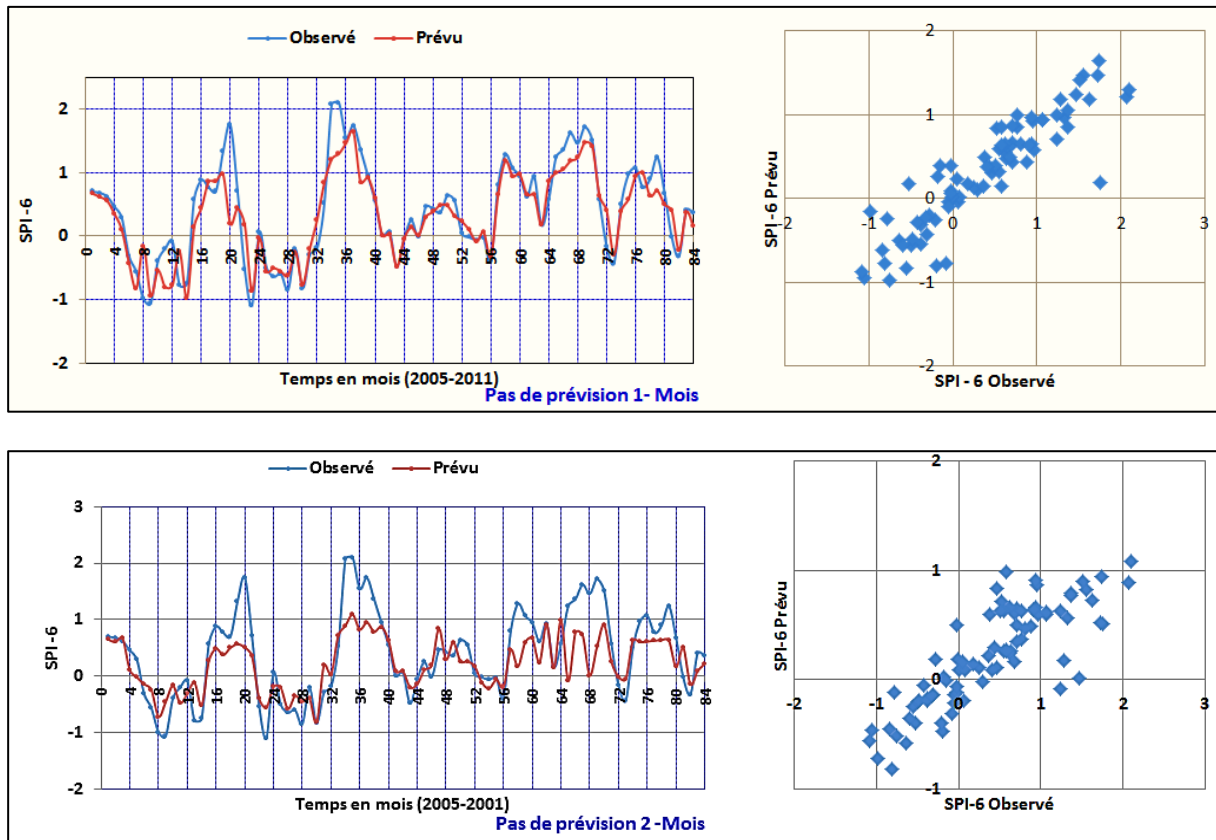
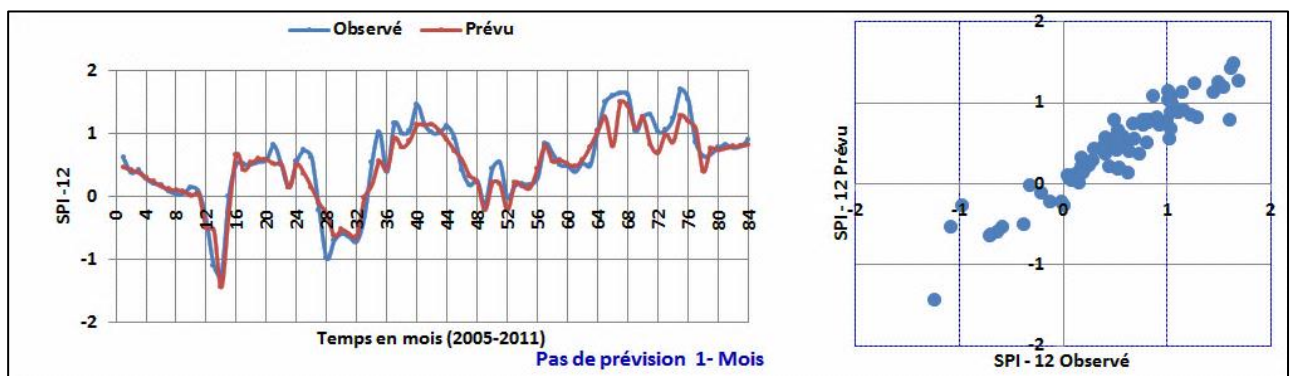


Figure IV.13 : Prévisions de l'SPI-6.

➤ **Evaluation de la performance des modèles ANN pour la prévision de l'SPI-12 :**

D'après les résultats de prévision tableau (IV.3), on remarque que pour 1, 2 et 3-Mois de prévision la qualité de prévision est acceptable avec NASH égale à 0.867, 0.726 et 0.614 respectivement. A partir du 4^{ème} mois de prévision, la qualité de prévision se dégrade avec des NASH inférieurs à 0.489. Cela peut être confirmé par les graphes présentés par la figure (IV.14) et le tableau IV.3.



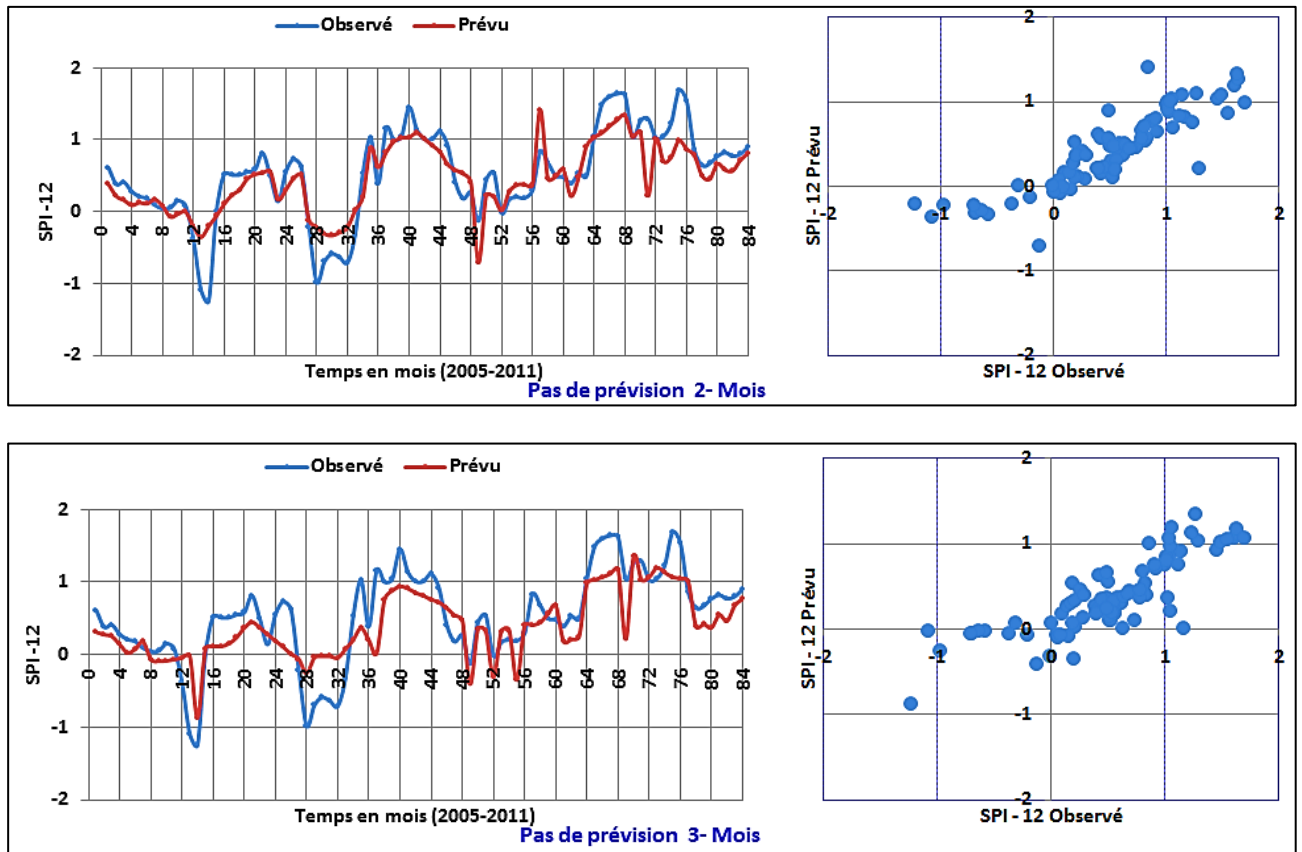


Figure IV.14 : Prévisions de l'SPI-12

Conclusion

D'après les résultats de prévision obtenus par le modèle de réseau de neurone appliqué sur les SPI-6 et SPI-12, nous remarquons que la qualité de prévision est acceptable avec un NASH maximal estimé à 0.801. Les performances des réseaux de neurones diminuent sensiblement A partir du 3eme mois de prévision pour SPI-6. Même constat pour SPI-12, la qualité de prévision se dégrade A partir du 4 eme mois de prévision, en enregistrant un NASH de 0.867.

Le modèle de réseau neuronal développé peut être un moyen très utile pour prévoir la sécheresse et par conséquent pour les planificateurs des ressources en eau.

Conclusion générale

La sécheresse constitue un événement climatique extrême, souvent qualifié d'aléa naturel, elle a un impact important dans les différents domaines de l'économie, de l'agriculture, des ressources en eau et des écosystèmes.

La prévision de la sécheresse est un élément essentiel dans les systèmes de suivi et d'alerte précoce de ce phénomène.

Dans ce travail, un modèle de réseau neuronal artificiel (MLP) a été développé pour prévenir la sécheresse dans le bassin versant d'Oued ISSER en utilisant l'indice de précipitation standardisé (SPI) qui est interprété comme un paramètre de quantification de la sécheresse.

On a choisi le SPI, développé en 1993 par McKee et qui a été employé par de nombreux auteurs sur diverses régions du globe. Le SPI a été calculé en ajustant la série de la moyenne régionale des précipitations déterminée par la méthode des polygones de Thiessen en utilisant les données pluviométriques enregistrées sur les cinq (05) stations pendant 39 ans (1973 - 2011) à la loi gamma. Trois échelles temporelles de calcul du SPI ont été choisies : 3 mois pour la sécheresse météorologique, 6 mois pour la sécheresse agricole et 12- mois pour la sécheresse hydrologique. Par la suite les séries temporelles du SPI correspondants aux trois échelles choisies (SPI-3, SPI-6, et SPI-12) ont été calculées afin qu'elles soient utilisées pour le développement du modèle

Le modèle de réseau neuronal artificiel (MLP) développé présente des prédictions supérieures pour SPI-12 en fonction de SPI-6. Cela nous permet de conclure :

1. Plus le pas de prévision augmente plus la qualité de prévision se dégrade ;
2. Plus l'échelle de calcul de l'SPI augmente plus la qualité de prévision s'améliore ;

Ce modèle peut être un moyen très utile pour une alerte précoce et d'établir les plans d'intervention en cas de pénurie d'eau.

Références Bibliographiques

- Bachisio A., Fabrizio B., Matteo D., 2000. Evaluation of neural network techniques for estimating Evapotranspiration. National Research Council – Research Institute for the Monitoring of Agroecosystems (IMAEs), via Funtana di Lu Colbu 4/A, 07100 Sassari, Italy.
- Belouz K., 2009. Modélisation de l'évapotranspiration de référence et du déficit hydrique par les réseaux de neurones artificiels à différent pas de temps. ENSA d'Alger. p21-31.
- Benkaci T., 2006. Modélisation pluie mensuelle et journalière par les modèles conceptuels et les systèmes neuron-flous (application aux bassins algériens). INA d'Alger p103-118.
- David E., Goldberg J., Koza R., 2006. Adaptive Learning of Polynomial Networks. Genetic Programming, Backpropagation and Bayesian Methods. 328p.
- Khalidi A., 2005. Impact de la sécheresse sur les régimes des écoulements souterrains dans les massifs calcaires de l'ouest Algérien Monts de Telemcen –Saida Université d'Oran p 13-17.
- Khouldia W., 2015 Contribution à l'étude de la variabilité climatique et son impact sur les ressources hydriques (cas d'oued Mdjerda. Nord-est Algérie) université Badji Mokhtar Annaba p 23-27.
- Documentation sur le bassin versant de Isser. ANRH
- Dreyfus G., Samuelides M., Martinez J., Gordon M., Badran F., Thiria S., Herault L. (2004). Réseaux de neurones - Méthodologies et applications. Editions Eyrolles, 200 p
- Djellouli Y., & Daget P., 1993. Conséquences de la sécheresse des deux dernières décennies sur les écosystèmes naturels algériens, Publication Association International Climatologique, 6, pp105-14.
- El Mahi A., Meddi M., Matari A. et Ketrouci K., 2004. État de la pluviométrie en période de sécheresse en Algérie du nord et sa relation avec le phénomène ENSO. Actes du colloque "Terre et Eau" (Annaba, 2004), p. 420-423.
- Joarder K., Rezaul K.B., Ruhul A.S., 2006. Artificial Neural Networks in Finance and Manufacturing. 299p.
- Juan R., Julian D., 2006. The artificial neural network in the Real-life applications. 320p.
- Heddami S., 2006. Contribution à la modélisation de la qualité des eaux par les réseaux de neurones. Thèse magister, INA. EL-Harrach, 95p.
- Idiou G., 2009 Regression et modélisation par les réseaux de neurones p03-30.
- Kettab A. & Ait Mouhoub D., 2002. L'eau objet de toutes les convoitises, Colloque international sur l'eau, Chelef, 05 /06/ février, Algérie.
- Kenneth F., 1983. Les variations climatiques, la sécheresse et la désertification. OMM, janvier 1983.
- Kishan M., Chilukuri K M., Sanjay R., 1996. Elements of Artificial Neural Networks. 337p.
- Marc Parizeau., 2004. Réseaux De Neurones. 124p

- Laborde J.P., 1993. Carte pluviométrique de l'Algérie du Nord à l'échelle du 1/500000. Agence Nationale des Ressources Hydrauliques, projet PNUD/ALG/88/021, une carte avec notice explicative, 44 p.
- Martint et Hargan H B., 1996. Neural network design. 734p.
- McKee, T. B., N. J. Doesken, and J. Kleist, 1995: Drought monitoring with multiple time scales. Ninth Conference on Applied Climatology, American Meteorological Society, Jan15-20,1995,DallasTX,p.233-236.
- McKee, T. B., N. J. Doesken, and J. Kleist, 1993: The relationship of drought frequency and duration of time scales. Eighth Conference on Applied Climatology, American Meteorological Society, Jan17-23, 1993, Anaheim CA, p.179-186.
- Mebarki A., 2010. Surface flows and hydrologic balance mapping: The case of the Eastern Algerian basins. Science et changements planétaires / Sécheresse, Vol 21, I 4. P. 3-10.
- Meddi M., Hubert P., Bendjoudi H.,2002. Impact du changement du régime pluviométrique sur les ressources en eau dans le Nord-Ouest de l'Algérie. Hydrologie des régions méditerranéennes et semi-arides, 1-4 avril 2002, Montpellier, France.
- Meddi M. & Humbert J., 2000. Étude des potentialités de l'écoulement fluvial dans le Nord de l'Algérie en vue d'une réalimentation des aquifères. In : Eaux sauvages, eaux domestiquées, Hommage à L. DAVY, Publications de l'Université de Provence, p. 177190
- Meddi H. & Meddi M., 2009. Variabilité des précipitations annuelles du Nord-Ouest de l'Algérie. Sécheresse, vol 20, p. 57-67.
- Mishra AK, Desai VR (2005) Drought forecasting using stochastic models. Stoch Env Res
- Mishra AK, Desai VR (2006) Drought forecasting using feed-forward recursive neural network. Ecol Model 198(1-2):p127-138
- Paulin Coulibaly, François Anctil et Bernard Bobee., 1998. Prédiction hydrologique par réseaux de neurones artificiels : état de l'art. Can. J. Civ. Eng. 26: 293-304.
- Risk A 19(5): 326-339
- Seltzer P., 1946. Le climat de l'Algérie, Alger, Institut de Météorologie et de Physique du Globe, Carbonnel, 219 p.
- TOUAIBIA, B. Manuel pratique d'hydrologie. 176p
- Yacoubi M., EL Mourid M., Chbouki N., Stockle C.,1998. Typologie de la sécheresse et recherche d'indicateurs d'alerte en climat semi-aride marocain. Sécheresse, volume 09, N0 4, décembre 1998, p 269-276

Site Internet

<http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/joc.846/abstract>

www.drought.unl.edu/DroughtBasics/TypesofDrought.aspx

http://www.wmo.int/pages/mediacentre/press_releases/gcs_2011_fr.html

<http://drought.unl.edu/MonitoringTools/DownloadableSPIProgram.aspx>

<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC1995661/>

http://www8.umoncton.ca/umcmmcormier_gabriel/SystemesIntelligents/GIND5439_Chapitre6.pdf

ملخص:

يعتبر الجفاف من الظواهر الطبيعية الخطيرة و البالغة التعقيد و التي بدأ تأثيرها بشكل كبير على مستوى الحياة في العقود الأخيرة. و يلعب التنبؤ بالجفاف دورا هاما في تحديد و متابعة هذه الظاهرة .

الهدف من هذه الدراسة هو تطوير نموذج للتنبؤ بالجفاف في مستجمع المياه يسر باستعمال سلاسل زمنية لمؤشر المؤشر الموحد لهطول الأمطار (6 أشهر ، 12 شهر) كقاعدة لتشكيل و تطوير نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية متعددة الطبقات للتنبؤ بهذه الظاهرة.

النتائج المتحصل عليها بواسطة الشبكات العصبية الاصطناعية أعطت نتائج جيدة و أكثر دقة بالنسبة لمؤشر المؤشر الموحد لهطول الأمطار الطويل المدى

Résumé :

La sécheresse est considérée parmi les catastrophes naturelles et les événements extrêmes qui ont affectées l'environnement au cours de ces dernières décennies. La prévision de la sécheresse joue un rôle important dans le suivi et l'identification de ce phénomène.

Le but de cette étude est de développer un modèle de prévision de la sécheresse dans le bassin versant d'ISSER en utilisant les séries chronologiques de l'indice SPI pour des durées 6 et 12 mois comme base de données pour former et évaluer le modèle de réseaux de neurones artificiels multicouches .

Les résultats de prévision obtenus par les réseaux de neurones artificiels montrent la performance de ce modèle et elles sont plus précises pour une série de SPI de durées plus longue (SPI 12mois par rapport SPI 6 mois).

Abstract

Drought is considered among the natural disasters and extreme events that have affected the environment over the past decades. Drought prediction plays an important role in monitoring and identifying this phenomenon

The main objective of this work is to develop a drought forecasting model in the Isser catchment. Using the time series of the standard precipitation index (SPI) for 6 and 12 months as a database to form and evaluate the multilayer artificial neural network model.

The prediction results obtained by the artificial neural networks show the performance of this model and are more accurate for a series of SPIs of longer durations (SPI 12 months compared to SPI 6 months).