

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'enseignement Supérieur et de La Recherche Scientifique



Université de Ghardaïa

N° d'ordre :
N° de série :

Faculté des Sciences et de la technologie
Département des Hydraulique et Génie civil
Mémoire présenté en vue de l'obtention du diplôme de

MASTER

Domaine : *Science et Technologie*

Filière : *Hydraulique*

Spécialité : *Hydraulique urbaine*

Par :BOUTEBBA Abdeldjalil

BENSAHA Abderrazak

Thème

Evaluation Des Produits De Précipitation

Satellites Dans La Modélisation

Hydrologique

Soutenu publiquement le : 26/06/2019

Devant le jury :

M. TAYEB BOULMAIZ	Encadreur
M.	Président
M. MECHRI BACHIR	Examineur
M. GHARBOUAI	Examineur

Année universitaire 2018/2019

Dédicace

Je dédie ce modeste travail à :

L'homme qui a tellement sacrifié pour moi et qui mérite toute ma reconnaissance "Mon père"

Pour son grand cœur plein d'amour, qui n'a pas cessé de prier pour moi "Ma mère"

A mes frères : Ali, Abd elrahman , Mohammed , Mustapha

Mes sœurs : Fatima, Yamina, Fatna

Et tout la famille BOUITEBBA et AMIEUR

A mes meilleurs amis et mes collègues Master 02

A tous ceux qui ont de près ou de loin participé

À la réalisation de ce travail

ABDELDJALIL

Dédicace

Je dédie ce travail à :

*Mes très chers parents pour leurs sacrifices et leurs
encouragements durant
toutes mes études.*

Mes frères, et mes sœurs.

*A toute ma famille, ainsi qu'à tous les étudiants de ma
promotion.*

ABDERAZZAK

Remerciement

À l'issue de ce modeste travail, nous tenons à remercier tout d'abord notre

Bon DIEU

Miséricordieux, de m'avoir donné le courage et la santé pour achever ce travail

Nous devons remercier particulièrement.

Mr. BOULMAIZ Tayeb

Pour avoir accepté de diriger cette mémoire et pour son appui, ses conseils

*Et ses orientations tout au long de ce travail. Nous lui adressons nos vifs
remerciements et ma reconnaissance.*

Nous tenons à remercier également:

*Mr..... de m'avoir fait l'honneur de présider le jury de cette
mémoire.*

*Mr Et Mr..... qui a accepté de me faire
partager leurs conseils et leur réflexion sur ce travail.*

*Un vif remerciement aux enseignants du département de génie civil et
hydraulique, et tous ceux qui ont contribué dans notre formation.*

Que tous ceux qui m'ont assisté dans la réalisation de ce travail trouvent

Ici l'expression ma gratitude.

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1. Répartition des surfaces en fonction des altitudes.....	31
Tableau 2. Récapitulatif des caractéristiques du sous bassin de l'oued Mellegue.....	32
Tableau 3. Les pixels se divisaient en trois clusters.....	42
Tableau 4. combinans des données.....	45
Tableau 5. Performances du modèle RNA utilisant différentes combinaison et délais	46

LISTE DES FIGURES

Figure 1. Le processus de la télédétection (©CCRS/ CCT).....	3
Figure 2. Angle d'observation des satellites géostationnaires Source : METED, 2015.....	5
Figure 3. Couverture globale terrestre des principaux satellites géostationnaires Source: EUMETCAL, 2015.....	6
Figure 4. Observation satellitaire par spectre VIS (gauche) et par IR (droit) capturé par Meteosat le 09/03/2015.....	7
Figure 5. Rotation des satellites défilants et représentation de leur couverture en 24 heures. Source : METED, 2015.....	8
Figure 6. illustration des principaux capteurs de satellite TRMM.Source: NASA-TRMMa, 2015 (gauche) et NASA-TRMMb, 2015 (droit).....	11
Figure 7. Etapes de la modélisation hydrologique (Castaings, 2007).....	15
Figure 8. Différentes approches de modélisation.....	17
Figure 9. Structure des modèles 'boîte noire'.....	21
Figure 10. Neurone artificiel.....	21
Figure 11. Différents types de fonction de transfert pour le neurone artificiel.....	22
Figure 12. Réseau de neurones statique.....	23
Figure 13. Réseau de neurone bouclé.....	24
Figure 14. Description géographique de la zone d'étude.....	29
Figure 15. Localisation du sous bassin de l'oued Mellegue dans le bassin de la Medjerda.....	30
Figure 16. Courbe hypsométrique du sous bassin versant de l'oued Mellegue.....	31
Figure 17. Carte montrant des altitudes de sous bassin de l'oued Mellegue.....	32
Figure 18. Carte des pentes du sous bassin de l'oued Mellegue.....	33
Figure 19. Observation journalière du débit utilisé dans l'étude.....	34
Figure 20. Observation annuelles des pluies utilisées dans l'étude.....	35
Figure 21. Observation annuelles des températures maximales et minimales utilisé dans l'étude.....	35
Figure 22. Observation annuelles du rayonnement solaire utilisé dans l'étude.....	36
Figure 23. Observation annuelles Humidité relative utilisé dans l'étude.....	37
Figure 24. Site Giovanni.....	38

Figure 25. repartition de 24 pixel sur bassin versant.....	39
Figure 26. Site de Power Data Access.....	39
Figure 27. Bassin versant de Mellegue Medjerda.....	40
Figure 28. La vue schématique du réseau SOM à deux.....	41
Figure 29. Simple hits plan pour le 1ere etape.....	42
Figure 30. Simple hits plan pour le 2eme etape.....	42
Figure 31. Répartition de clusters sur le bassin versant.	43
Figure 32. Un réseau neuronal d'avance à trois couches avec algorithme d'entraînement BP.....	44
Figure 33. Résultat de NSE avec délia par jour pour 4 meilleur combinaisons.....	47
Figure 34. Résultat de MSE avec délia par jour pour 4 meilleur combinaisons.....	47
Figure 35. Résultat de R ² avec délia par jour pour 4 meilleur combinaisons.....	47
Figure 36. le débit observé par rapport au débit estimé de chacune des quatre combinaisons.....	48
Figure 37. Qest de mielleur combinisons sur Qobs avzc les dates.....	49

LISTE DES ABREVIATIONS

- ASTER** : Advanced Spacebone Thermal Emission and Reflection Radiometer.
- B.V** : Bassin Versant.
- CMA** : China Meteorological Administration.
- CST** : Convective-Stratiform Technique.
- DMSP** : Defense Meteorological Satellite Program .
- ETP** : évapotranspiration potentielle.
- ETR** : évapotranspiration réelle annuelle.
- EUMETSAT** : European Organisation for the Exploitation of Meteorological Satellites.
- FFNN** : Feedforward neural network.
- FY-1D** : FengYund ‘vent et nuage’ 1ère génération .
- GDEM** : Global Digital Elevation Model.
- GMS** : Geosynchronous Meteorological Satellite.
- GOES** : Geostationary Operational Environmental Satellite .
- GPCP** : Global Precipitation Climatology Project.
- GPM** : Global Precipitation Mission.
- INSAT** : Indian National Satellite System.
- IR** : Infrared.
- JAXA** : Japan Aerospace Exploration Agency.
- JMA** : Japan Meteorological Agence.
- MITI** : Ministère de la recherche japonais.
- MNE** : Modèle Numérique d’Elévation .
- MNT** : Modèle Numérique Terrain.
- MO** : Micro-ondes.
- MSE** : Erreur moyenne absolue.
- NASA** : National Aeronautics and Space Administration.

NOAA : National Oceanic and Atmospheric Administration.

NSE : Coefficient de Nash- Sutcliff.

PCT : Polarization Corrected Temperature.

R² : Le coefficient de détermination.

RNA : réseau de neurones artificiel.

ROSHYDROMET : Russian Federal Service for Hydrometeorology and Environmental Monitoring.

SI : Scattering Index.

SIG : Système d'information géographique.

SOM : self- organizing maps.

SRTM : Shuttle Radar Topography Mission.

TMI : TRMM Microwave Imager.

TRMM : Tropical Rainfall Measuring Mission.

VIRS : Visible and Infrared Scanner.

VIS : Visible.

SOMMAIRE

Dédicaces	
Remerciements	
Listes des tableaux	
Listes des figures	
Listes des abréviations	
Sommaire	
Introduction Générale.....	1

CHAPITRE I : PLUIE PAR TELEDETECTION

I.1. Introduction.....	3
I.2. Processus de la télédétection.....	3
I.3. Types de systèmes satellitaires.....	4
I.3.1.Satellites géostationnaires dans le spectre infrarouge (IR) et visible (VIS).....	5
I.3.2.Satellites d'orbite polaire dans le spectre micro-onde (MO) et VIS.....	8
I.3.3.Satellites d'orbite basse avec techniques d'estimation multispectrale.....	9
I.4. Methodes d'estimation des precipitations par satellites.....	12
I.4.1.Méthodes Infrarouges / visibles.....	12
I.4.2.Méthodes microondes	12
I.4.3.Méthodes combinées.....	13
I.5. Conclusion.....	14

CHAPITRE II : MODELISATION PLUIE- DEBIT

II.1. Introduction.....	15
II.2. Définition.....	16
II.3. Objectif de la modélisation.....	16
II.4. Typologie de modélisation hydrologique.....	17
II.4.1. Différentes approches de modélisation hydrologique.....	17
II.4.1.1. Modèle déterministe.....	18
II.4.1.2. Modèle stochastique.....	18
II.4.1.3. Modèle à base physique.....	18
II.4.1.4. Modèle paramétrique.....	19
a. Modèle conceptuel.....	19
b. Modèle analytique.....	19
c. Modèles empiriques.....	19
d. Les modèles régressifs et autorégressifs de type ARMA.....	20

II.4.1.5. Les modèles basés sur l'intelligence artificielle (RNA).....	20
II.4.1.6. Principe du neurone artificiel.....	21
II.4.1.7. Définition.....	22
II.4.1.8. Architecture des réseaux de neurones.....	22
II.4.1.9. Les réseaux de neurones statiques.....	22
II.4.1.10. Les réseaux de neurones bouclés.....	23
II.5. Choix d'un modele.....	24
II.6. Incertitudes dans la modelisation hydrologique.....	24
II.7. Critères d'évaluation de la modélisation.....	25
II.7.1. Erreur moyenne absolue.....	25
II.7.2. Erreur quadratique moyenne.....	25
II.7.3. Coefficient de Nash- Sutcliff.....	25
II.7.4. Le coefficient de détermination (R^2).....	26
II.7.5. Critère du bilan.....	26
II.8. Conclusion.....	26

CHAPITRE III : SITE D'ÉTUDE ET BASE DE DONNÉES

III.1. Introduction.....	28
III.2. Situation géographique.....	28
III.3. Caractéristique du sous bassin.....	29
III.4. Géologie du sous bassin.....	32
III.5. Base de donnée.....	33

CHAPITRE IV : APPLICATION DU MODÈLE

IV.1. Introduction.....	38
IV.2. Donnée de précipitation.....	38
IV.3. Données climatiques.....	39
IV.4. Données de débit.....	40
IV.5. Utilisation de la méthode SOM (self-organizing maps).....	40
IV.6. Application du système RNA.....	43
IV.6.1. Feed forward neural network (FFNN).....	43
IV.6.2. L'application.....	45
IV.7. Résultats et Discussion.....	46

Conclusion générale.....	50
--------------------------	----

Références bibliographiques

Résumés

INTRODUCTION GENERALE

De par sa rareté, l'eau en Algérie, comme dans la plupart des pays du monde, est un facteur limitant du développement et source de tensions sociales. La rareté est appréhendée en termes de stress hydrique et d'irrégularité de la ressource, deux facteurs susceptibles de s'accroître avec le changement climatique.

Face au défi d'assurer la couverture des besoins sans cesse croissants en eau (villes, industries, agriculture), une politique active de mobilisation des ressources eau a été mise en œuvre, ainsi que de nouveaux instruments de gestion. Dans ce contexte, on comprend alors aisément la nécessité de mettre au point des outils d'aide à la gestion et à la décision qui permettent de mieux cerner le fonctionnement des hydro-systèmes naturels et le devenir de l'eau dans son environnement. L'utilisateur de ces instruments peut bénéficier ainsi d'une meilleure connaissance de la répartition spatiale et temporelle des flux d'eau et des matières et composés qu'elle véhicule à l'échelle du bassin.

En hydrologie, une représentation mathématique simplifiée de tout ou partie des processus du cycle hydrologique est indispensable. Donc les concepts hydrologiques sont exprimés en langage mathématique pour représenter le comportement correspondant observé dans la nature. Pour l'utilisateur, l'intérêt d'un modèle réside dans sa capacité à apporter une réponse «satisfaisante» aux questions qu'il se pose à propos de l'objet modélisé. De nos jours il existe différents types de modèles : du modèle physique au modèle empirique, du distribué au global, et chaque type exprime une façon de concevoir le cycle hydrologique (Mouelhi., 2003). Une classification peut être faite sur quelques clefs de différenciation d'après des critères énoncés par Clarke (1973) & Ambroise (1998).

L'apparition et l'essor des modèles pluie-débit a commencé dans les années soixante (Nascimento, 1995). Le souci de la modélisation pluie-débit est de mettre à la disposition des aménageurs ou bien des ingénieurs un outil «simple» permettant l'estimation ou la prévision des débits pour une étude d'aménagement désirée (barrages, lacs, ponts, etc...).

Pour ce faire, nous allons appliquer un des modèles de type "boite noire", le réseau de neurones artificiel (RNA) sur le bassin versant de Mellegue-Medjerda avec l'utilisation des données de données de précipitation satellite de TRMM 3B42 Daily 7 avec d'autres variables climatiques. L'objectif est de l'exploitation des données satellitaires dans la modélisation pluie-débit.

INTRODUCTION GENERALE

Cette recherche est structurée en quatre chapitres :

Le premier chapitre, donne une présentation de la télédétection hydrologique. Le second chapitre, sera consacré à la modélisation pluie- débit. Le troisième chapitre, donne une présentation du site d'étude, ainsi qu'un aperçu géologique et morphologique sur le bassin versant. Enfin, Le quatrième chapitre porte sur la Méthodologie de travail et l'application du modèle utilisé et résultats et Discussion.

CHAPITRE I :

PLUIE PAR

TELEDETECTION

I.1. Introduction

Les méthodes traditionnelles d'observation de l'atmosphère utilisent les mesures des paramètres météorologiques in situ. Néanmoins, la résolution spatio-temporelle de ces observations reste insuffisante pour une étude à une échelle appropriée. Ces méthodes nécessitent un réseau d'appareillage souvent exagéré pour couvrir une zone d'étude et sont difficiles à mettre au point pour des mesures dans des zones à accès difficiles telles que les océans, les déserts, les montagnes etc.... La mesure par télédétection se présente comme l'unique moyen permettant une couverture continue dans le temps et dans l'espace de l'atmosphère.

I.2. Processus de la télédétection

La télédétection est la technique qui, par l'acquisition d'images, permet d'obtenir de l'information sur la surface de la Terre sans contact direct avec celle-ci. La télédétection englobe tous les processus qui consistent à capter et à enregistrer l'énergie d'un rayonnement électromagnétique émis ou réfléchi, à traiter et à analyser l'information, pour ensuite mettre en application cette information (Abdelghani Boudhar., 2009).

Le processus de télédétection peut être divisé en sept étapes que nous allons décrire succinctement et qui sont illustrées par le schéma ci-après.

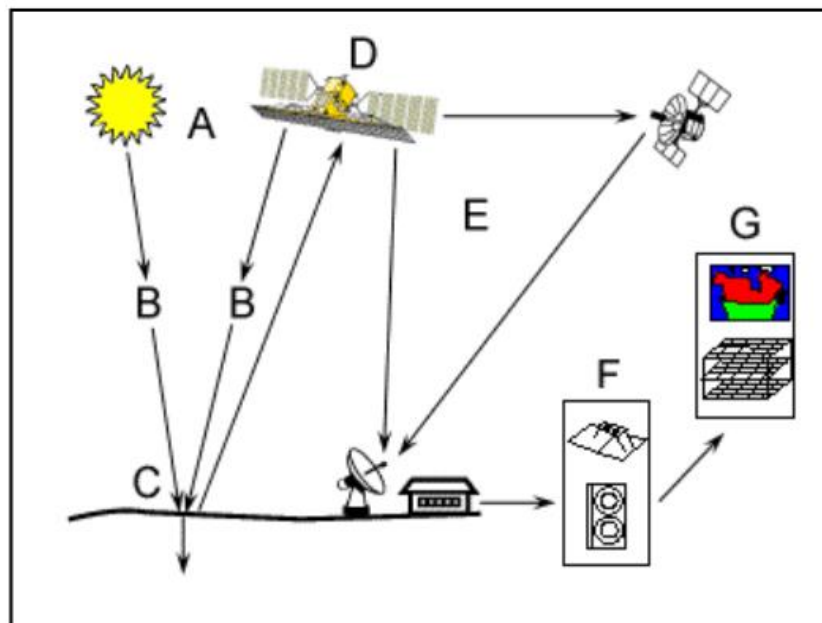


Figure 1. Le processus de la télédétection (©CCRS/ CCT)

A: Source d'énergie ou d'illumination: À l'origine de la majorité des processus de télédétection se trouve une source d'énergie pour illuminer la cible.

B: Rayonnement et atmosphère: Durant son parcours entre la source d'énergie et la cible, le rayonnement interagit avec l'atmosphère. Une seconde interaction se produit lors du trajet entre la cible et le capteur.

C: Interaction avec la cible: Une fois parvenue à la cible, l'énergie interagit avec la surface de celle-ci. La nature de cette interaction dépend des propriétés de réflexion, d'absorption et de transmission des éléments présents à la surface (particules des sols, organes de la végétation, cristaux de neige, molécule d'eau...), ainsi que de leurs agencements (densité, structure et géométrie).

D: Enregistrement de l'énergie par le capteur: Une fois l'énergie diffusée ou émise par la cible, elle doit être captée à distance (par un capteur qui n'est pas en contact avec la cible) pour être enfin enregistrée.

E: Transmission, réception et traitement: L'énergie enregistrée par le capteur est transmise, souvent par des moyens électroniques, à une station de réception où l'information est transformée en images (numériques ou photographiques).

F : Interprétation et analyse: Une interprétation visuelle et/ou numérique de l'image traitée est ensuite nécessaire pour extraire l'information que l'on désire obtenir sur la cible.

G: Application: La dernière étape du processus consiste à utiliser l'information extraite de l'image pour mieux comprendre la cible, pour nous en faire découvrir de nouveaux aspects ou pour aider à résoudre un problème particulier.

I.3. Types de systèmes satellitaires

La classification des types de satellites météorologiques par le passé a été souvent réalisée en fonction de la longueur d'onde du rayonnement utilisé pour la mesure : IR et MO (Petty et Krajewski.,1996). Le spectre IR permet réaliser des estimations des taux précipitations très indirectes, mais à une haute fréquence temporelle, par contre par le spectre MO les estimations de pluie sont plus directes, mais à une faible fréquence spatiale. Cependant, une classification spectrale trouve rapidement ses limites notamment dans le cas où les

estimations de pluie résultent de la combinaison de plusieurs longueurs d'ondes. On préférera donc ici une classification selon le type d'orbites : géostationnaires, orbite polaire et orbite basse, comme suggéré dans Menzel, (2006). Pour chaque orbite nous prendrons soin de détailler le domaine d'observation spectrale associé. (Tania Gascon., 2016).

I.3.1. Satellites géostationnaires dans le spectre infrarouge (IR) et visible (VIS)

Les satellites géostationnaires sont alignés avec le plan de l'équateur à une altitude approximative de 36.000 km. Leur déplacement est synchronisé avec la vitesse de rotation de la terre, de cette façon leur zone d'observation de la surface terrestre est toujours la même (Figure 2) (Hillger., 1997a) .Ces satellites garantissent une haute résolution temporelle qui dépend du temps que prend le capteur pour générer une image (généralement entre 15 et 30 min). Dans la région tropicale les observations ont une résolution spatiale de l'ordre des kilomètres qui diminue vers les régions polaires. (Tania Gascon., 2016).

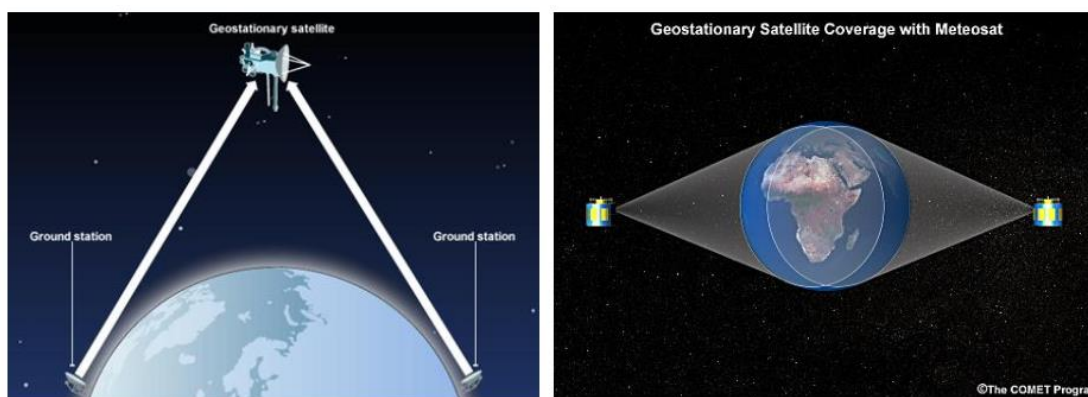


Figure 2. Angle d'observation des satellites géostationnaires Source : METED, 2015.

Plusieurs satellites géostationnaires sont nécessaires pour couvrir l'observation de l'ensemble du globe. Aujourd'hui, cette observation globale est assurée par plusieurs programmes satellitaires internationaux parmi lesquels : GOES « Geostationary Operational Environmental Satellite » installé par les Etats Unis et opéré pour la NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration) ; METEOSAT, qui appartient à l'Union Européen et administré par EUMETSAT (European Organisation for the Exploitation of Meteorological Satellites) ; GMS «Geosynchronous Meteorological Satellite» programme Japonais opéré par JMA (Japan Meteorological Agency) ; et INSAT «Indian National Satellite System» mission satellitaire multidisciplinaire de l'Inde dans le domaines de télécommunications et météorologie.

La Figure 3 montre une représentation de la couverture spatiale du globe terrestre par ces différents programmes satellitaires.

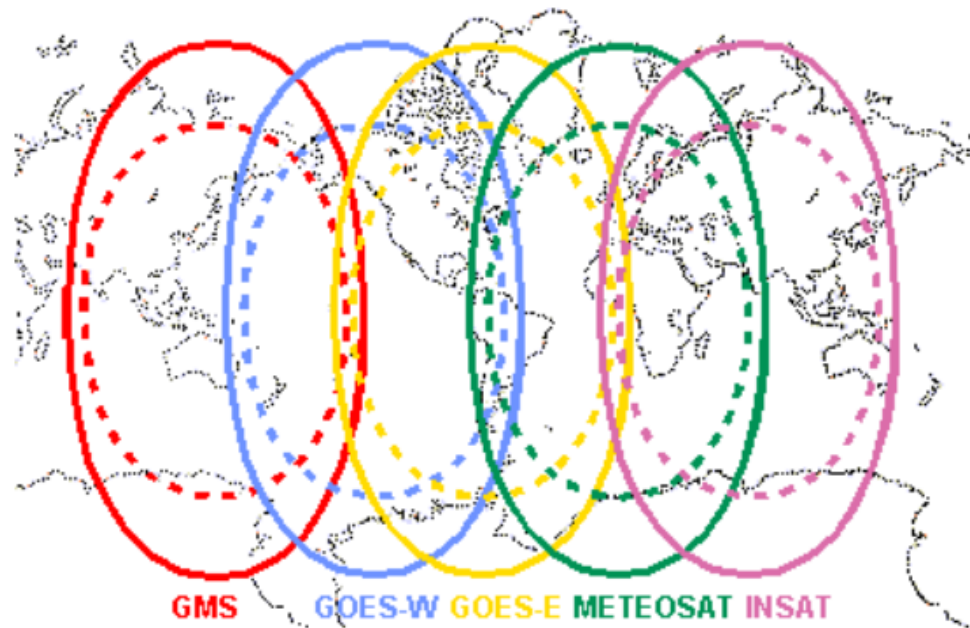


Figure 3. Couverture globale terrestre des principaux satellites géostationnaires Source: EUMETCAL, 2015.

L'estimation des pluies via les satellites géostationnaires repose sur des techniques qui capturent l'information des paramètres de surfaces dans les spectres visible (VIS) et/ou infra-rouge (IR). Dans le spectre VIS, l'observation est similaire à la vision humaine et avec l'IR l'observation est dépendante de la température au sommet des systèmes nuageux. La Figure 4 montre un exemple de deux types d'observation (VIS - gauche, IR- droite) réalisées par le satellite GOES. Cependant, la distance que séparent ces satellites de l'atmosphère terrestre est désavantageuse pour assurer une haute qualité d'estimation de pluie.

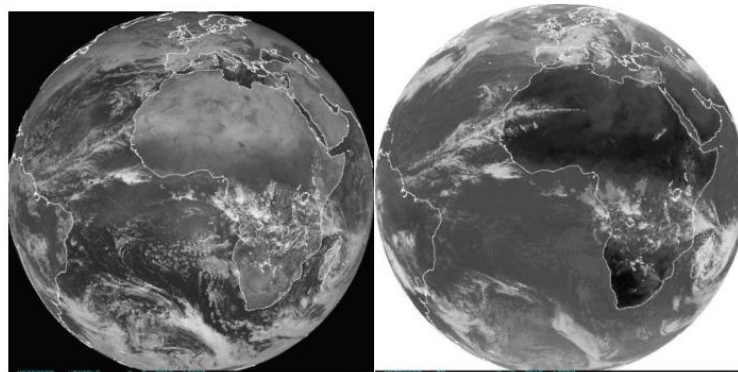


Figure 4. Observation satellitaire par spectre VIS (gauche) et par IR (droit) capturé par Meteosat le 09/03/2015.

Les techniques d'estimation de précipitation par VIS ont été basées sur une relation entre le type des nuages et les précipitations ; la texture visible du sommet des nuages permet d'associer les nuages rugueux avec de grands cumuls verticaux et donc potentiellement très pluviogènes et les nuages lisses liés aux stratus moins prompts à produire de la pluie au sol. Plusieurs études pionnières ont montré que les observations par VIS réalisent une association positive avec les précipitations convectives, mais plus tard d'autres études basées sur des observations en MO ont montré des contradictions (Griffith et al., 1978) . L'estimation faite par IR est basée sur le fait que la température du sommet des nuages plus faible correspond à des précipitations plus élevées et vice-versa. Cependant, Negri et Adler (1987) mentionnent que les basses températures ne sont pas tout le temps corrélées avec des taux de pluie importants. En raison des inconvénients dans l'estimation de pluie par chacun de ces techniques, des méthodes bi-spectrales (VIS/IR) d'estimation de pluie ont été proposées avec de bonnes performances (Negri et Adler 1987). Le capteur VIRS (Voir Figure 6) embarqué dans le satellite TRMM est un exemple des capteurs VIS/IR utilisés dans l'estimation de la précipitation.

Les observations dans le spectre VIS et IR correspondent à la plus large acquisition de données des conditions atmosphériques (Tempfli et al., 2009). Ces approches spatiales permettent de détecter et suivre les cycles de vie des systèmes précipitants et de réaliser l'estimation des précipitations. Néanmoins, Petty et Krajewski (1996) observent que les méthodes basées dans ces spectres produisent des représentations lissées des champs de précipitations instantanées, mais qui deviennent plus fiables à mesure que l'on moyenne sur de larges échelles spatiales et temporelles. (Tania Gascon., 2016).

I.3.2. Satellites d'orbite polaire dans le spectre micro-onde (MO) et VIS

Les satellites d'orbite polaire sont également nommés satellites défilants ou héliosynchrones pour leur synchronisation avec le soleil. Ils se trouvent dans l'orbite quasi-polaire (alignés approximativement 90° avec l'équateur) à une hauteur entre de 800 km et 1200 km et tournent sur la terre d'un pôle à l'autre. Le temps qu'ils prennent pour finir une orbite est de l'ordre d'une centaine de minutes, permettant de réaliser 14 tours par jour (Hillger, 1997b). Ce qui ne garantit pas une couverture globale complète journalière par satellite. La rotation de ces types de satellites a été synchronisée de façon à ce qu'ils traversent l'équateur terrestre toujours à une même heure pour la montée (sud à nord) et à une autre même heure pour la descente (Figure 5). Cette caractéristique est utile quand on compare l'évolution des conditions atmosphériques sur un même point durant une période du temps donnée. Pour leur proximité à la terre, ces satellites ont une bonne résolution spatiale des systèmes observés. Cependant, ils ont comme limite une faible fréquence de mesure de pluie, ce qui pourrait être associé à une faible résolution temporelle sur le globe terrestre.

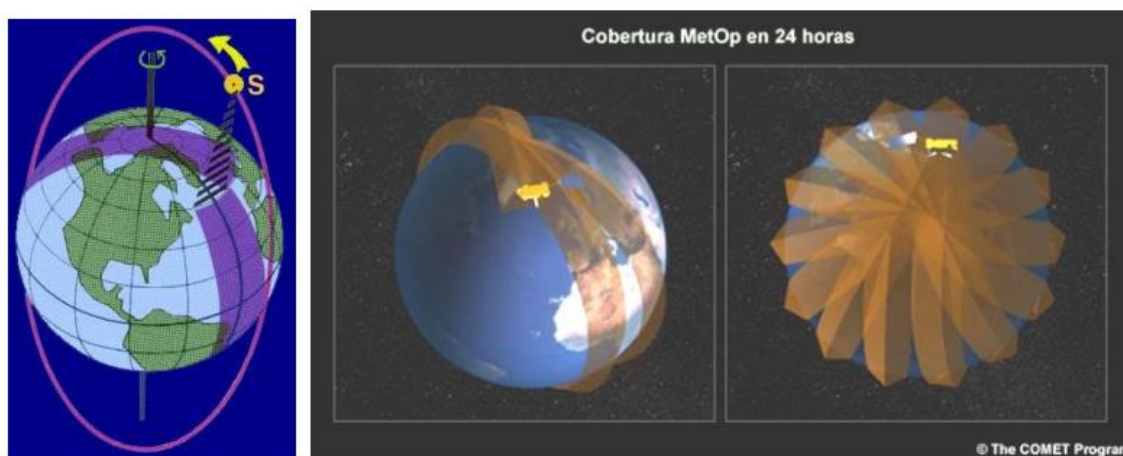


Figure 5. Rotation des satellites défilants et représentation de leur couverture en 24 heures. Source : METED, 2015.

Les satellites en orbite quasi-polaires les plus remarquables actuellement sont : les groupes des satellites NOAA opérés par NOAA, les DMSP « Defense Meteorological Satellite Program » également opérés par NOAA, les satellites de FY-1D « FengYund ' vent et nuage' 1ère génération » administrés pour la CMA (China Meteorological Administration), les MetOP à charge de EUMETSAT (European Organisation for the Exploitation of Meteorological Satellites) et les Meteor-M dont l'opérateur est ROSHYDROMET (Russian Federal Service for Hydrometeorology and Environmental Monitoring). Egalement, comme pour les systèmes géostationnaires, l'observation réalisée par un ou plusieurs satellites sur une

région donnée pourrait être utilisée pour estimer le taux de précipitation sur la même région (Huffman et al., 2007). L'observation des précipitations par des satellites d'orbite basse est généralement faite par des radiomètres dans le domaine spectral de MOP avec des observations dans le spectre VIS. Dans ce domaine, il est possible de mesurer le rayonnement émis par les hydrométéores (particules de glaces, gouttes de pluie et des autres) qui intègrent les nuages. Ce rayonnement est principalement lié au contenu de l'eau intégré sur la verticale de l'observation. Les algorithmes d'inversion qui permettent d'estimer la pluie sont basés sur un modèle de transfert radiatif qui dépend des propriétés physiques des particules et de la manière dont elles se répartissent au sein des systèmes nuageux.

On peut donc considérer qu'en comparaison aux estimations réalisées par les techniques IR des satellites géostationnaires, l'estimation de la pluie par les satellites défilants et les capteurs micro-ondes est plus directe et plus physique. Il est important de noter que la plupart de ces satellites inclut aussi des capteurs qui font des observations sous le domaine VIS et IR, lesquelles pourraient être incluses dans l'inversion des précipitations en surface (Tania Gascon., 2016).

I.3.3. Satellites d'orbite basse avec techniques d'estimation multispectrale

Depuis deux décades, les missions satellitaires cherchent à améliorer les estimations de pluie par le couplage d'instruments d'observations multi-spectrales (Huffman, et al., 2007). Ce champ a été révolutionné par la mission satellitaire TRMM qui lors de son lancement en 1997 avait comme objectif de surveiller et étudier la précipitation et les échanges d'énergie (chaleur sensible et latente) de la région tropicale et sous tropicale terrestre (Huffman et al., 2007). La technologie que TRMM a proposée pour estimer la précipitation à partir de l'espace est novatrice par différents aspects. En premier lieu, le satellite est placé sur une orbite basse, à une hauteur actuelle de 402 km qui garantit une bonne résolution spatiale, avec un angle d'inclinaison à l'équateur de 35°, ce qui lui permet de réaliser 16 orbites par jour. Deuxièmement, le potentiel de TRMM est également lié au fait que ses observations proviennent de capteurs multi-spectraux, car il est composé de capteurs passifs (dans les domaines MOP, VIS et IR) et un capteur actif (profileur radar micro-onde) ; la Figure 6 présente une brève description et illustration de ces capteurs.

Le profileur radar permet de mesurer la réflectivité de la pluie sur la verticale de la zone observée et d'estimer ainsi un taux de pluie moyen à partir des algorithmes classiquement utilisés en télédétection radar. La concomitance de l'estimation issue du profileur radar et de la mesure radiométrique passive permet d'établir des liens quantitatifs entre la température de brillance micro-onde et le taux de pluie. Cette approche multi-spectrale améliore de fait directement l'algorithme d'inversion du signal microonde en estimation de pluie.

Un autre satellite multi-spectral qui a été mis en orbite récemment (depuis 2014) est le GPM Core Observatory. Ce satellite appartient au programme satellitaire GPM "Global Précipitation Mission" de JAXA et NASA, dont l'objectif est d'extraire le maximum d'avantages des mesures de précipitations de l'espace en regroupant des observations des satellites déjà en orbite pour les unifier avec le satellite central de mission (GM Core Observatory) afin de fournir des précipitations globales et des observations de neige de nouvelle génération pour la recherche scientifique et les applications sociétales. Le satellite GPM Core Observatory comme TRMM dispose d'un système d'observation qui inclut un radar capable de fournir des champs tridimensionnels des systèmes précipitants. (Tania Gascon., 2016). Les deux missions satellitaires mentionnées précédemment constituent des programmes de recherche scientifique à la différence des autres satellites qui sont plutôt des outils destinés à des applications opérationnelles et études scientifiques générales. Parmi les autres programmes satellitaires de recherche scientifique se trouvent la mission AQUA (Parkinson., 2002) créée pour contribuer à la compréhension du cycle hydrologique et ses processus à travers l'observation et l'analyse de variables atmosphériques, et la mission franco-indienne MEGHA- ROPIQUES (Desbois et al., 2007) qui cherche à comprendre l'interaction des systèmes convectifs avec le bilan d'eau et d'énergie dans les systèmes pluviométriques tropicaux (Tania Gascon., 2016).

Capteurs		Description
TMI	TRMM Microwave Imager	Radiomètre de microonde passive capable de réaliser des scanners sur superficies de 878 Km d'amplitude transversale avec des résolutions spatiales minimales de 6 Km. Il proportionne l'information quantitative de la précipitation, vapeur de l'eau et intensité de pluie dans l'atmosphère.
PR	Précipitation Radar	Capteur de microonde active avec résolution horizontale de 5 km, verticale de 0,75 km et largeur de balayage de 247 Km. Peut fournir des profils verticaux de pluie ou neige entre la surface et presque 20 km de hauteur. Il est capable d'identifier le taux de pluie de 0,7 mm/h et proportionner des cartes 3D de la structure des nuages.
VIRS	Visible and Infrared Scanner	Spectro-radiomètre générateur d'images à partir de radiations infrarouges et visibles sur des surfaces transversales de 833 km. Il opère à des résolutions spatiales entre 1 et 4 km et temporelles entre 15 et 60 min, ce qui permet de suivre les mouvements et évolutions des tempêtes.
CERES	Clouds and the Earth's Radiant Energy System	Il a été conçu pour estimer le bilan d'énergie entre le sol et la terre en mesurant la radiation du sommet de l'atmosphère. Ce capteur permet obtenir des caractéristiques des nuages comme : extension, altitude, épaisseur). Actuellement il n'est pas opérative sur TRMM. Mais cette technologie a été implémentée sur des autres satellites qui sont en opération.
LIS	Lightning Imaging Sensor	Capteur d'impulsions optiques déchargées par des éclairs dedans les nuages et entre eux. Son largeur de bande est 600 km ² avec une résolution spatiale de 2 km et observations temporelles de 80 secondes.

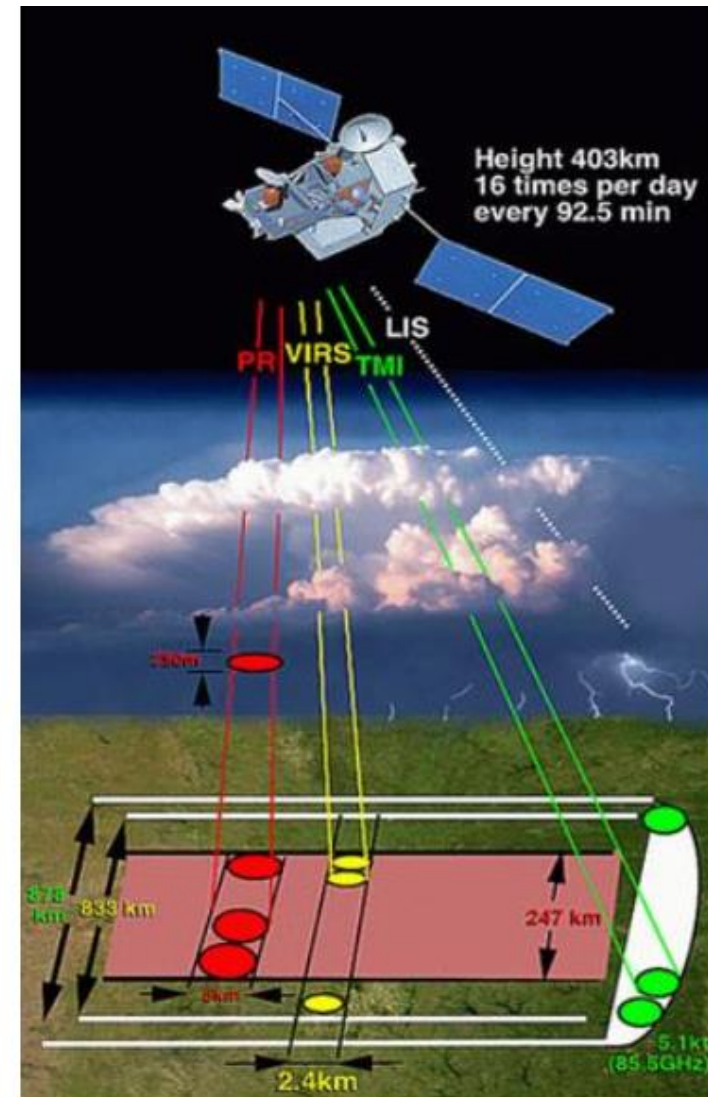


Figure 6. Illustration des principaux capteurs de satellite TRMM. Source: NASA-TRMMa, 2015 (gauche) et NASA-TRMMb, 2015 (droit)

I.4. Methodes d'estimation des precipitations par satellites

L'estimation par satellite du taux de précipitation consiste à trouver une relation entre les précipitations et les caractéristiques des nuages telles que leurs épaisseurs, la température de leurs sommets,...etc.

I.4.1. Méthodes Infrarouges / visibles

Depuis les années 1950, des observations par avion ont suggéré une relation entre la pluie et le rayonnement visible réfléchi par les nuages. En effet, les nuages ayant un albédo élevé sont potentiellement épais et ont une probabilité plus forte d'être précipitants que les nuages à albédo faible et peu épais.

La température du sommet des nuages est un indicateur de leurs altitudes et potentiellement de leurs épaisseurs. L'utilisation de l'infrarouge comme indicateur de présence de pluie fut conjointement utilisé avec le visible.

Les méthodes infrarouges / visibles sont dites indirectes car il n'existe pas de relations directes entre le taux de pluie et le paramètre mesuré qui est la température aux sommets des nuages dans l'infrarouge thermique ou la réflectivité des nuages dans le visible (Ouallouche Fethi., 2014).

Parmi ces méthodes:

- Méthodes d'indices du nuage
- Méthodes statistiques
- Méthodes basées sur le suivi des amas nuageux
- La technique convective stratiforme (CST)

I.4.2. Méthodes microondes

Contrairement aux méthodes IR et VIS que nous avons décrits précédemment, les méthodes utilisant les données Microondes fournissent des relations plus directes entre les observations et les taux de pluie. Ces méthodes MO sont fondées sur des mécanismes physiques comme l'émission, la diffusion et la dépolarisation du rayonnement électromagnétique due à la présence des hydrométéores dans les nuages. Chacun de ces mécanismes physiques sera plus ou moins important selon le type de surface observée et la fréquence MO utilisée. (Ouallouche Fethi., 2014).

Le développement des méthodes MO a été plus tardif que celui des méthodes indirectes, d'une part à cause des problèmes techniques des premiers satellites portant des instruments MO, et d'autre part à cause de la résolution de ces premiers instruments. Malgré cela, et à l'aide des modèles théoriques, de nombreux algorithmes ont été développés depuis les années 70. L'avènement de l'instrument SSMII, le premier capteur équipé d'un canal haute fréquence à 85 GHz, a servi comme support à un grand nombre d'études MO à la fin des années 80. Les divers projets d'inter-comparaison d'algorithmes d'estimation des précipitations organisés par le GPCP ont permis d'analyser quelques-unes des techniques MO . (Ouallouche Fethi., 2014).

Parmi ces méthodes:

- Méthodes basées sur le mécanisme d'émission
- Méthodes basées sur le mécanisme de diffusion
- Méthode Scattering Index (SI)
- Méthode basées sur la dépolarisation
- Méthode PCT (Polarization Corrected Temperature)

I.4.3. Méthodes combinées

Ces techniques reposent sur la combinaison des données fournies par des instruments différents ou par plusieurs satellites, citons par exemple, les méthodes qui combinent l'IR des satellites géostationnaires et les données MO des satellites à orbite basse. Les auteurs exploitent les avantages respectifs des techniques IR et MO, en utilisant la bonne résolution spatio-temporelle des images IR et l'information directement reliée à la pluie contenue dans les données MO. Parmi les techniques les plus utilisées, on peut citer la méthode de Jobard et Desbois (1994) et la méthode de Berg (1994). (Ouallouche Fethi., 2014).

Parmi ces méthodes:

- La méthode RACC
- Le produit GPCP

I.5. Conclusion

Les techniques de la télédétection spatiale représentent un apport essentiel pour les études hydrologiques. En hydrologie nivale en particulier, ces techniques sont devenues ces dernières décennies plus appliquées pour le suivi des ressources hydriques contenues dans le manteau neigeux. Les données de la télédétection permettent l'obtention des paramètres de terrain difficiles à mesurer en continue dans des vastes zones. Différents paramètres nécessaires à l'entrée des modèles hydrologiques distribués peuvent être extraits à partir des images satellitaires.

CHAPITRE II :

MODELISATION

PLUIE- DEBIT

II.1. Introduction

Un modèle permet d'approcher de façon figurative des systèmes hydrologiques complexes. Le plus souvent basé sur la représentation mathématique ou physique des processus, il intègre les différentes phases du cycle de l'eau, en tentant de s'approcher au maximum de ce qui se passe dans la réalité (Mabrouk Abaza.,2009/2010).

La simulation du comportement hydrologique du bassin versant, entendu comme la transformation de la pluie en débit, passe par l'utilisation d'un modèle. Les étapes de la modélisation hydrologique peuvent être résumés dans ce diagramme ;

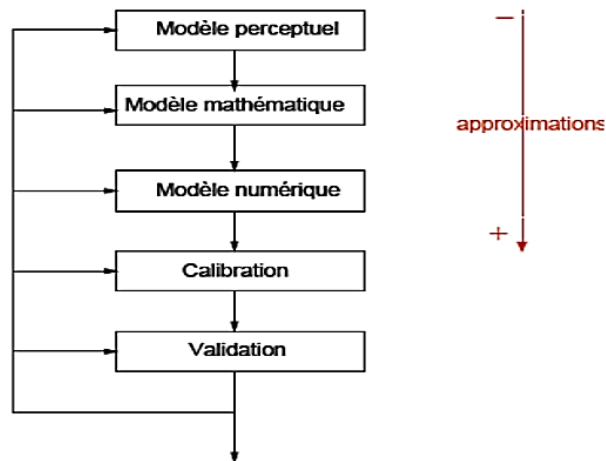


Figure 7. Etapes de la modélisation hydrologique

Les étapes de la modélisation hydrologique sont itératives avec un processus de feedback. L'enjeu majeur de la modélisation pluie-débit est de décrire la transformation de pluie en débit et on peut l'utiliser pour des applications comme simulations de crues à court terme, prévision d'étiages, prédétermination des crues et dimensionnement d'ouvrages, mise en évidence de la non stationnarité du comportement hydrologique sous l'effet du changement climatique ou de l'évolution de l'occupation du sol....

II.2. Définition

Un modèle est une représentation d'un phénomène physique, afin d'en avoir une meilleure compréhension ou d'analyser l'influence qu'il exerce. Selon Payraudeau (2002) un modèle hydrologique n'est qu'une simplification d'un système complexe. à chaque stade de la modélisation des approximations sont réalisées: perception du phénomène, formalisation en un cadre conceptuel, traduction dans un langage de programmation (Ambroise, 1999). La représentation peut être physique, analogique ou mathématique. Dans le premier cas, le modèle est une maquette qui reproduit d'une manière adéquate la réalité. Un modèle hydrologique permet la transformation d'une ou de plusieurs entrées météorologiques (pluie, évapotranspiration...) en sortie hydrométrique (débit, hauteur d'eau). C'est une reconstitution, plus ou moins proche de la réalité physique selon le niveau de complexité du modèle et les hypothèses retenues, des processus de genèse et de propagation des crues et des facteurs associés. il existe une très grande variété de modèles hydrologiques (Ambroise, 1998).

Un modèle hydrologique est généralement défini par :

- Variables d'entrée :(variables indépendantes) : il s'agit des entrées du modèle, qui sont essentiellement les chroniques de pluie, d'ETP ou de température ;
- Variables de sortie :(variables dépendantes) : il s'agit des sorties du modèle, qui sont généralement les débits simulés à l'exutoire du bassin versant, mais qui peuvent parfois être aussi l'ETR, des niveaux piézométriques, ...etc.
- Variables d'état : il s'agit des variables internes au système, qui évolue en fonction du temps et rendent compte de l'état du système à un moment donné. Typiquement, ces variables sont les niveaux de remplissage des différents réservoirs (neige / production / routage).
- Paramètres: les paramètres des modèles hydrologiques, qu'ils aient une pseudo-signification physique ou qu'ils soient calés, servent à adapter la paramétrisation des lois régissant le fonctionnement du modèle, au bassin versant étudié.

II.3. Objectif de la modélisation

L'étude de la transformation de la pluie en débit est une des nombreuses disciplines hydrologiques, à laquelle nous nous intéressons plus particulièrement dans ce travail. Elle est assez naturelle puisqu'elle essaie de trouver un lien entre les débits et les phénomènes qui en sont la cause directe, les pluies (le traitement de la neige ne sera pas abordé dans notre étude).

La modélisation pluie-débit est une discipline des sciences hydrologiques qui s'intéresse principalement au cycle hydrologique afin d'aboutir à un outil de travail exploitable dans différents domaines. Le souci de la modélisation pluie-débit est de mettre à la disposition des ingénieurs un outil permettant l'estimation ou la prévision des débits pour une étude d'aménagement désirée (barrages, lacs, ponts...). Le modélisateur opère des choix de représentation du système en ne retenant que les aspects qui lui semblent les plus pertinents, pour tendre vers une solution la moins inexacte possible.(Hachemaoui Djillali et Sadek Mohamed., Juin 2016)

II.4. Typologie de modélisation hydrologique

Des classifications des modèles, d'après plusieurs critères, ont été proposées dans la littérature (Ambroise., 1998 ; Kampf et Burges., 2007). Les modèles se distinguent selon leur degré d'abstraction, leur représentation du bassin, ou encore selon la représentation temporelle des phénomènes. Les paragraphes suivants détaillent ces trois grandes classifications

II.4.1. Différentes approches de modélisation hydrologique

Le terme de modèle recouvre une large variété d'outils, à la philosophie et aux objectifs différents. Les approches habituellement utilisées en modélisation pluie-débit apparaissent en sombre sur la figure 8.

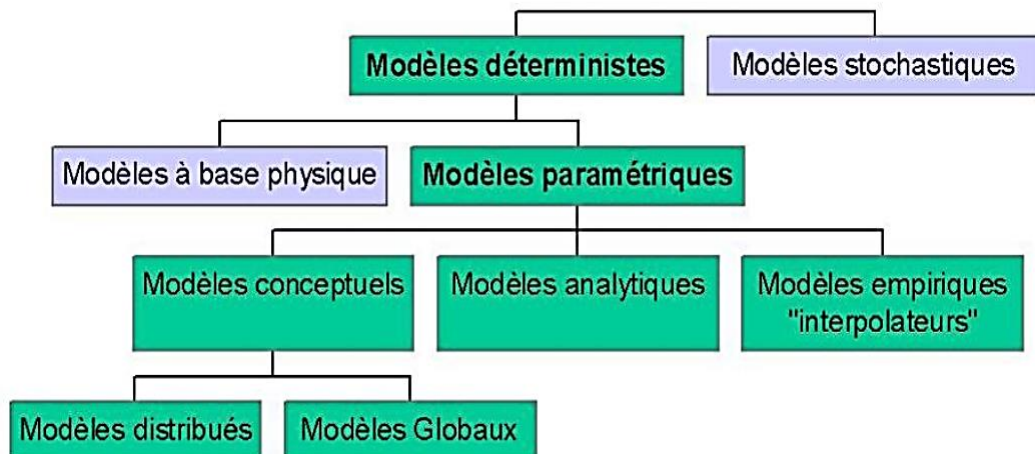


Figure 8. Différentes approches de modélisation

II.4.1.1. Modèle déterministe

Un modèle est dit déterministe si aucune de ses grandeurs n'est considérée comme aléatoire. La plupart des modèles hydrologiques sont déterministes. Ces modèles associés à chaque jeu de variables de forçage (variables indépendantes d'entrée du modèle, peuvent être essentiellement des mesures de pluie), de variables d'état (variable permettant de caractériser l'état du système modélisé, par exemple : le niveau de remplissage des différents <<réservoirs>> d'eau du bassin versant, taux de saturation des sols, profondeur des sols...etc.), une valeur de réalisation unique des variables de sortie (il s'agit essentiellement des débits simulés à l'exutoire d'un bassin versant) .(Cheloufi Nour El Yakine et Foual Imene., Juin 2018)

II.4.1.2. Modèle stochastique

Compte tenu des incertitudes sur les données et quelquefois même sur les processus en jeu, une modélisation stochastique peut sembler appropriée, qu'il s'agisse de l'hydrologie ou de l'environnement. Une approche stochastique est un moyen rationnel de traiter la caractérisation spatiale de la variabilité, et d'établir un lien entre les incertitudes des paramètres et celles des prédictions. Toutefois cette approche, qui semble par ailleurs le meilleur moyen de caractériser la variabilité des grandeurs, nécessite la connaissance des lois de probabilité les plus courantes pour la variabilité considérée ou au moins de leurs premiers moments. L'approche probabiliste est utilisée soit parce que le phénomène étudié est aléatoire soit parce que nous cherchons à représenter des permanences difficilement explicables physiquement (Chocat., 1997).

II.4.1.3. Modèle à base physique

Le modèle à base physique vise à représenter la réalité hydrologique au plus près, en intégrant un maximum de processus et facteurs régissant a priori la réaction du bassin. La modélisation ne se limite cette fois-ci plus uniquement au débit à l'exutoire : le modèle à base physique vise à reproduire l'ensemble des processus hydrologiques, et de cette façon, permet d'améliorer la compréhension des réponses hydrologiques du bassin. Il est basé sur les équations de la physique des écoulements d'eau dans les sols, et sur les lois de la mécanique des fluides (Marchandise, 2007). Ces équations sont appliquées à des échelles fines, et leurs paramètres, physiques, sont en principe mesurables sur le terrain (épaisseurs des sols,

perméabilité...). Comme le notent Marchandise (2007) et Coustau (2011), les paramètres des modèles à base physique sont en réalité très souvent calés, du fait de la méconnaissance aux échelles importantes, de la variabilité spatiale et temporelle des descripteurs physiques du milieu. Selon Coustau (2011), les temps de calcul des modèles à base physique, importants, sont souvent incompatibles avec un objectif de prévision des crues.

II.4.1.4. Modèle paramétrique

Modèle incluant des paramètres dont la valeur doit être estimée par calage, se compose de trois sous-modèles:

a. Modèle conceptuel :

D'après Ambroise (1991), le modèle conceptuel considère le bassin versant comme un assemblage de réservoirs d'humidité, interconnectés et qui sont censés de représenter plusieurs niveaux de stockage, suivant une dimension verticale. Ce modèle est basé sur la connaissance des phénomènes physiques qui agissent sur les entrées pour obtenir les sorties.

b. Modèle analytique

Ce sont des modèles pour lesquels les relations entre les variables d'entrée ont été établies par analyse de séries de données mesurées. L'exemple type est celui des modèles linéaires : les paramètres de ces modèles sont liés aux coefficients de corrélation entre les variables. Notons que l'analyse des données eut conduire au choix de relations non linéaires entre variables (Gaume., 2002).

c. Modèles empiriques

Un modèle empirique est construit autour de relations mathématiques directes établies entre les entrées et les sorties observées sur le bassin versant considéré. Ce type de modèle ne cherche pas à décrire les processus impliqués dans la relation pluie-débit et est donc souvent caractérisé comme des modèles "boîtes noires". Les modèles empiriques reposent sur les relations observées entre les entrées et des sorties de l'hydro système considéré. Ils expriment la relation entre variables d'entrée et de sortie du système à l'aide d'un ensemble d'équations développées et ajustées sur la base des données obtenues sur le système. Un modèle empirique ne cherche pas à décrire les causes du phénomène hydrologique considéré ni à

expliquer le fonctionnement de l'hydro système. L'hydro système est vu comme une boîte noire. (Hingray et al., 2009)

d. Les modèles régressifs et autorégressifs de type ARMA

Ces modèles s'appuient sur la théorie des modèles linéaires (modèles de régression et de corrélation). La forme générale du modèle est donnée par l'équation (Ferrah Nadia, 2017):

$$y_t = \mu + \sum_{j=1}^p \phi_j (y_{t-j} - \mu) + \sum_{j=1}^r \psi_j z_{t-j} + \varepsilon_t - \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j}$$

Où :

- μ et ψ_1, \dots, ψ_r sont des paramètres du modèle, y_t et z_t respectivement la sortie (débit) et l'entrée exogène (pluie) à l'instant t , ϕ_1, \dots, ϕ_p
- p sont des p paramètres autorégressifs, $\theta_1, \dots, \theta_q$
- q , sont q paramètres de moyenne mobile et le bruit ε
- ε_t est un processus normal non auto corrélé, de moyenne nulle et non corrélé à y_{t-1}, \dots, y_{t-p} .

II.4.1.5. Les modèles basés sur l'intelligence artificielle (Cas Les réseaux de neurones artificiels (RNA))

Vu la complexité du système pluie-débit, certains hydrologues ont pu modéliser la relation pluie-débit par une formulation mathématique plus ou moins complexe. Dans ce cas les bassins versants sont considérés comme des « boîtes noires » ou ce qu'on appelle réseau de neurone, qui essaye de représenter théoriquement le prototype hydrologique (Figure.9)

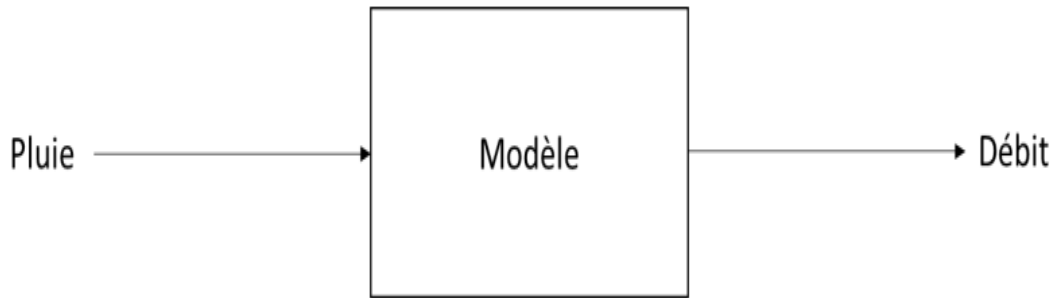


Figure 9. Structure des modèles ‘boîte noire’

II.4.1.6. Principe du neurone artificiel

Chaque neurone artificiel est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d’entrées en provenance de neurones en amont ou des capteurs composant la machine dont il fait partie. A chacune de ses entrées est associé un poids 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 en aval. A chaque connexion est associé un poids. Il est commode de représenter graphiquement un neurone comme indiqué sur la figure.10 (Mc Culloch et al, 2003)

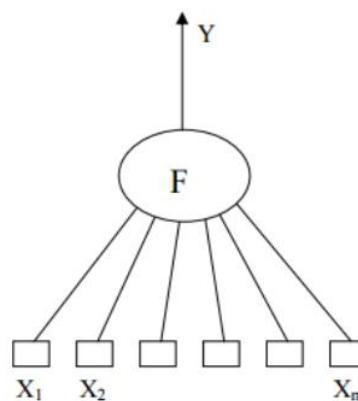


Figure 10. Neurone artificiel.

Le neurone réalise alors trois opérations sur ses entrées :

- Pondération : multiplication de chaque entrée par un paramètre appelé poids de connexion,
- Sommation : une sommation des entrées pondérées est effectuée

- Activation : passage de cette somme dans une fonction, appelée fonction d'activation. La valeur calculée est la sortie du neurone qui est transmise aux neurones suivants.

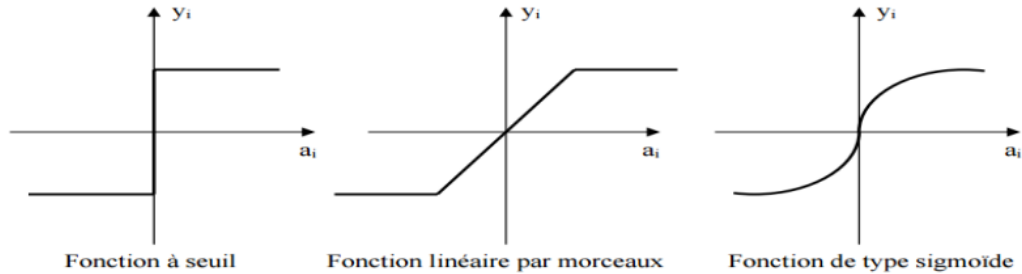


Figure 11. Différents types de fonction de transfert pour le neurone artificiel

La fonction f est appelée fonction d'activation (figure.11). Elle peut être une fonction à seuil, une fonction linéaire ou non linéaire. La fonction sigmoïde se présente comme une approximation continûment dérivable de la fonction d'activation linéaire par morceaux ou de la fonction seuil. Elle présente l'avantage d'être régulière, monotone, continûment dérivable, et bornée entre 0 et 1 :

$$f(x) = \frac{1}{1+\exp(-x)}$$

II.4.1.7. Définition

Un réseau de neurones peut être considéré comme un modèle mathématique de traitement réparti, composé de plusieurs éléments de calcul non linéaire (neurones), opérant en parallèle et connectés entre eux par des poids. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit.

L'information dans le réseau se propage d'une couche à l'autre, on dit qu'ils sont de type « feed - forward ». Nous distinguons trois types de couches :

- **Couche d'entrée** : les neurones de cette couche reçoivent les valeurs d'entrée du réseau et les transmettent aux neurones cachés. Chaque neurone reçoit une valeur, il ne fait pas donc de sommation ;

- **Couches cachées** : chaque neurone de cette couche reçoit l'information de plusieurs couches précédentes, effectue la sommation pondérée par les poids, puis la transforme selon sa fonction d'activation qui est en général une fonction sigmoïde, c'est la plus adapté au modèle hydrologique. Par la suite, il envoie cette réponse aux neurones de la couche suivante ;
- **Couche de sortie** : elle joue le même rôle que les couches cachées, la seule différence entre ces deux types de couches est que la sortie des neurones de la couche de sortie n'est liée à aucun autre neurone.

II.4.1.8. Architecture des réseaux de neurones

On distingue deux structures de réseau, en fonction du graphe de leurs connexions, c'est-à-dire du graphe dont les nœuds sont les neurones et les arêtes les « connexions » entre ceux-ci :

- Les réseaux de neurones statiques (non bouclés).
- Les réseaux de neurones dynamiques (bouclés).

II.4.1.9. Les réseaux de neurones statiques

Un réseau de neurones non bouclé réalise une (ou plusieurs) fonction algébrique de ses entrées par composition des fonctions réalisées par chacun de ses neurones. Dans un tel réseau (figure.12), le flux d'information circule des entrées vers les sorties sans retour en arrière.

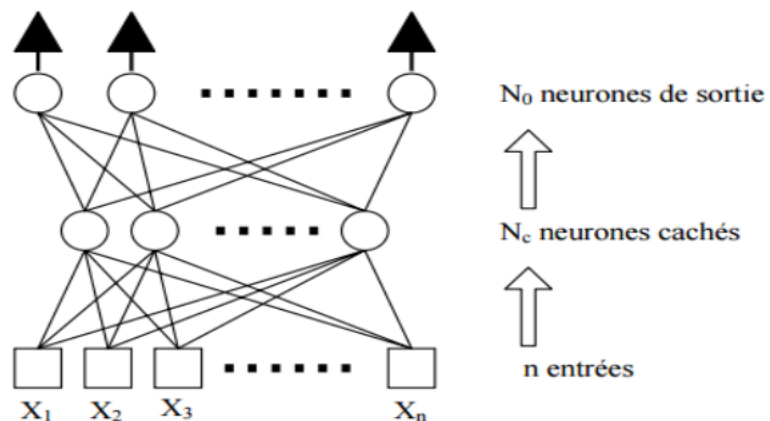


Figure 12. Réseau de neurones statique

II.4.1.10. Les réseaux de neurones bouclés

L'architecture la plus générale pour un réseau de neurones est le « réseau bouclé », dont le graphe des connexions est cyclique : lorsqu'on se déplace dans le réseau en suivant le sens des connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ (un tel chemin est désigné sous le terme de « cycle »). La sortie d'un neurone du réseau peut donc être fonction d'elle-même ; cela n'est évidemment concevable que si la notion de temps est explicitement prise en considération.

Ainsi, à chaque connexion d'un réseau de neurones bouclé (ou à chaque arête de son graphe) est attaché, outre un poids comme pour les réseaux non bouclés. Pour éliminer le problème de la détermination de l'état du réseau par bouclage, on introduit sur chaque connexion « en retour » un retard qui permet de conserver le mode de fonctionnement séquentiel du réseau (figure.13)

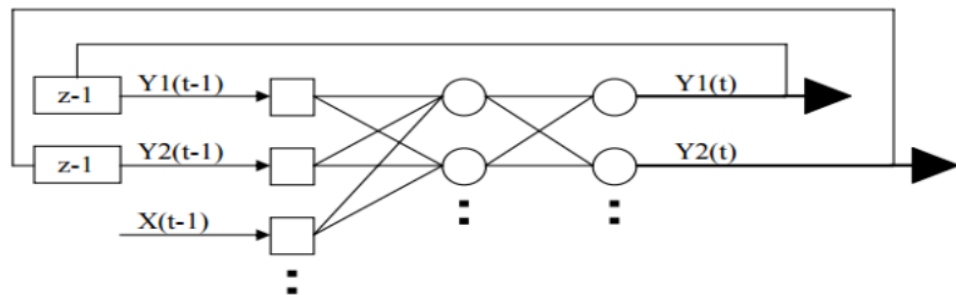


Figure 13. Réseau de neurone bouclé

II.5. Choix d'un modèle

Le choix d'un modèle hydrologique se fait en fonction des éléments suivants :

- objectif de l'étude hydrologique : Les objectifs de l'étude hydrologique sont multiples selon lesquels on peut négliger ou simplifier certains paramètres dans la modélisation ;
- disponibilité de données : En dépit des incertitudes que présentent des modèles par rapport à d'autres, le manque de données nous contraint à les utiliser ;
- nature de modèle, la robustesse et la simplicité de modèle influencent le choix en particulier dans le cas où le temps ou le coût présentent une contrainte.

II.6. Incertitudes dans la modélisation hydrologique

Il existe plusieurs contraintes qui affectent les paramètres d'un modèle hydrologique de prévision de crue surtout lors de l'extrapolation. Ces contraintes sont liées:

- Au principe de l'équifinalité : où équivalence de jeu de paramètres. Ce problème est dû essentiellement à l'existence de liaisons conditionnelles entre les paramètres, liées à la sur para métrisation ou à la structure même du modèle et qui aboutissent aux mêmes solutions (Bouvier, 2004). Pour réduire cette équifinalité il est important de revoir la construction du modèle où il faut enlever les paramètres qui provoquent des problèmes dans la régression. Il y a plusieurs auteurs qu'ils ont traités le problème de l'équifinalité (Beven, 2006; Beven et Freer., 2001).
- A l'incertitude sur les données d'entrée de modèle qui peuvent influencés négativement sur l'estimation des paramètres et par la suite sur le développement de la régionalisation. Cette incertitude affecte surtout les modèles non linéaires où on aura des amplifications très importantes des erreurs.
- A des problèmes de discrétisation spatiale et de résolution temporelle qui peuvent influencer sur les paramètres du modèle.

Ces contraintes peuvent avoir des conséquences négatives sur l'estimation des paramètres. Par la suite, les études de régionalisation peuvent être rendues difficiles.

II.7. Critères d'évaluation de la modélisation

L'évaluation ou la mesure des performances d'un modèle se fait selon les objectifs qu'on se fixe, et par conséquent, le critère qu'on choisit. Un même modèle peut être évalué de plusieurs façons, l'unique contrainte étant l'objectif du jugement.

Pour satisfaire les différents objectifs, plusieurs critères d'évaluation ont été développés, qui sont soit des critères graphiques, soit des critères analytiques. Les plus utilisés en hydrologie sont:

II.7.1. Erreur moyenne absolue

Elle est notée ε et définie par la moyenne des écarts entre les débits observés et les débits calculés (Boudahraa, 2007 *in* Gherissi, 2012) :

$$\varepsilon = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Q_{obs,i} - Q_{calc,i}|$$

Avec:

n : nombre d'observations

Qcalc, i : débit calculé au cours de l'année i,

Qobs, i : débit observé au cours de l'année i.

Plus cette erreur tend vers zéro, plus l'estimation des débits est considérée meilleure.

II.7.2. Erreur quadratique moyenne

Cette erreur se calcule comme étant la racine carrée de la moyenne des carrés des écarts entre les débits observés et les débits calculés (Boudahraa, 2007).

$$MRSE = \sqrt{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - Q_{calc,i})^2\right)}$$

Plus cette erreur quadratique tend vers zéro, plus l'estimation est meilleure. C'est le critère le plus utilisé en hydrologie pour quantifier l'erreur.

II.7.3. Coefficient de Nash- Sutcliff

$$N = \left[1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - Q_{calc,i})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - \bar{Q}_{obs})^2} \right] \cdot 100$$

Pour tenir compte de certaines valeurs particulières des débits, ce critère a été calculé en utilisant la racine carrée des débits pour atténuer l'importance des débits de pointe, ou le logarithme pour les débits d'étiage.

En pratique, on estime que la simulation est de mauvaise qualité lorsque le critère de Nash est faible (<70%), elle est acceptable lorsqu'il est supérieur à 70%, parfaite lorsqu'il est égal à 100%. (Berrezoug Nisrin.,2016).

II.7.4. Le coefficient de détermination (R^2)

Il permet d'évaluer le degré d'association entre deux variables X et Y et de juger de la qualité de l'ajustement des points par la droite de régression, en expliquant la proportion de la variance de Y par les variations de X

Il peut être estimé par l'équation suivante :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

Où \bar{y} est la moyenne des débits observés. Pour une bonne simulation des débits le coefficient de détermination doit être égal à un.

II.7.5. Critère du bilan

Enfin, un dernier critère utilisé est le critère de bilan (Oudin, 2004 *in* Baahmed, 2015).

$$CB = 100 \times \left(1 - \left| 1 - \frac{\sum_{i=1}^n Q_{sim,i}}{\sum_{i=1}^n Q_{obs,i}} \right| \right)$$

Il indique par comparaison des débits moyens observés et calculés, la capacité du modèle à reproduire le volume d'eau totale observé sur la période étudiée. Si CB=100, le bilan sera parfait.

II.8. Conclusion

Les progrès informatiques ont permis un développement important de la modélisation en hydrologie. De ce fait, il existe un très grand nombre de modèles variés, simples ou complexes, qui dépendent de l'utilisateur et des questions auxquelles ils cherchent à répondre (prédiction de crues, simulation d'ouvrage, gestion de la ressource en eau, aménagement des bassins versants...).

Les modèles font intervenir un certain nombre de paramètres. Pour les ajuster à un bassin versant donné, il est nécessaire de disposer d'une série de précipitations, d'une série

d'évaporation et d'une série de débits à l'exutoire afin de pouvoir utiliser le modèle. Ces trois séries de données doivent impérativement être disponibles sur la même période d'observation.

Un modèle hydrologique peut être défini comme une représentation simplifiée d'une réalité physique.

En hydrologie, la modélisation concerne généralement la relation pluie-débit c'est-à-dire que les modèles utilisent la pluie comme variable d'entrée et calculent un hydrogramme en sortie du bassin.

Après cette étude des modèles, notre choix porte sur un modèle hydrologique : c'est le modèle des réseaux de neurones (boite noire)

CHAPITRE III :

SITE D'ÉTUDE ET

BASE DE DONNÉES

III.1. Introduction

Afin de tester les approches de modélisation de la relation pluie-débit, des données réelles (pluie, débit...etc.) mesurées sur un sous bassin versant ont été utilisées. Ce sous bassin porte le nom de l'oued Mellegue qui fait partie du grand bassin de Medjerda.

Dans ce présent chapitre, le sous bassin de l'oued Mellegue qui a servi comme bassin expérimental, est décrit en termes de situation géographique, climatologique, géologique...etc. La base de données utilisée pour le développement des modèles fait aussi partie de cette partie de la thèse.

III.2. Situation géographique

La zone cible est le bassin de l'Oued Mellegue, situé dans le bassin hydrographique transfrontalier de la Medjerda (Algérie et Tunisie). (Figure 14) Cette zone représente une grande partie (9208.2km²) de l'ensemble du bassin (23700 km²), s'étend de 35,20 à 36,26 ° de latitude nord et de 7,15 à 8,9 ° de Longitude est, avec une altitude comprise entre 314 et 1637 m. Le bassin de Medjerda est drainée par l'oued Medjerda et ses affluents, alimentant le barrage de Ain Dalia dont l'eau est destinée à l'alimentation en eau potable de la ville de Souk-Ahras et d'autres villes limitrophes tel que: Taoura, Drea, Ouled-Driss, Zaarrouria, Hennancha, Kheddara (à Bordj M'Raou) et Ouillen (à Boukebch). (Guesmi, 2004)

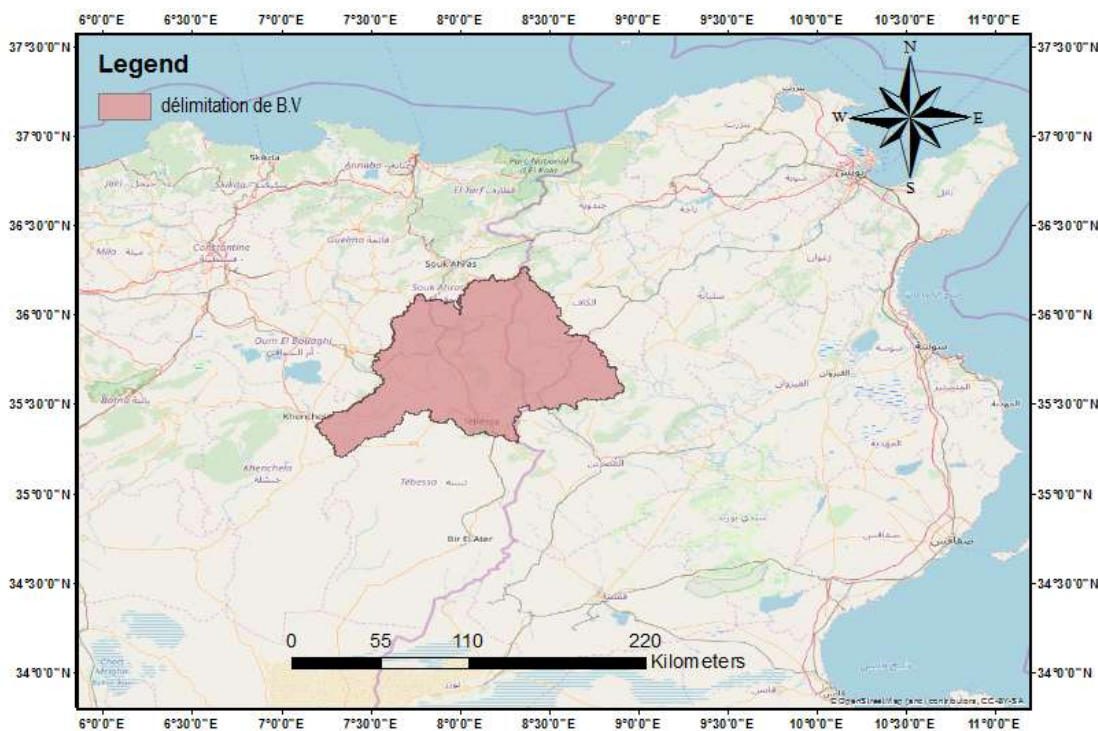


Figure 14 . Description géographique de la zone d'étude

III.3. Caractéristique du sous bassin

Dans le but d'extraire les caractéristiques morphométrique du sous bassin versant de l'Oued Mellegue, un GDEM (Global Digital Elévation Model) qui est un Modèle Numérique d'Elévation (MNE), a été utilisé dans un logiciel de SIG (Système d'information géographique). Ces MNE, résultat du programme ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Réflexion Radiometer), couvrant le monde entier (entre 83° Nord et 83° Sud), sont produit par le MITI (ministère de la recherche japonais) et la NASA. Ils sont gratuits et ont une résolution de 1 seconde d'arc soit environ 30 mètres à l'équateur. Ils ont donc une résolution 3 fois plus fine que celle du SRTM (Shuttle Radar Topography Mission).

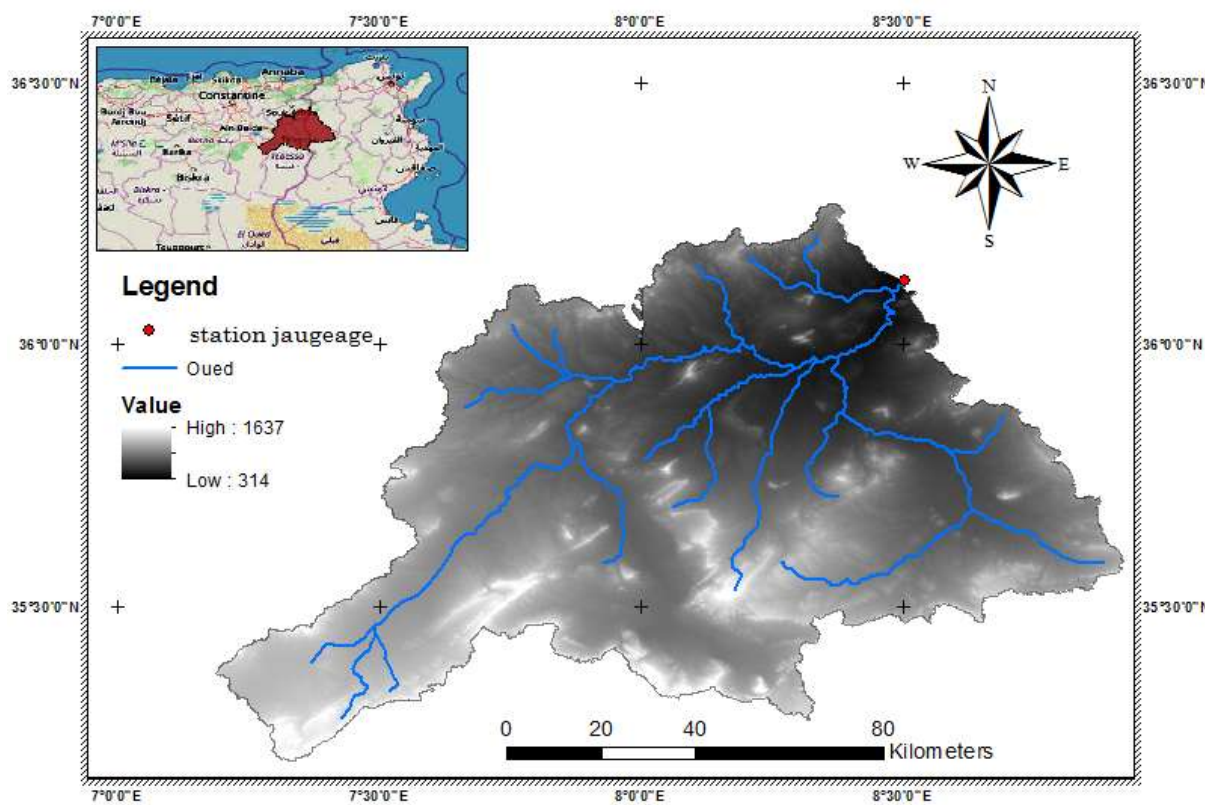


Figure 15. Localisation du sous bassin de l'oued Mellegue dans le bassin de la Medjerda

Le sous bassin de l'oued Mellegue draine une superficie de 9208.2 km² (Figure 15) dont l'élévation varie entre 314 m et 1637 m, avec une longueur du talweg principal mesuré à 333.01 km. La répartition des surfaces en fonction des altitudes sont montrées dans le

(Tableau1). A partir de cette répartition, la courbe hypsométrique a pu être tracée (Figure 16). Aussi une carte montrant le relief du sous bassin de l'oued Mellegue est montré dans la (Figure 17).

Elévation [m]	Surfaces Partielles (km ²)	Surfaces Cumulées (km ²)	surfaces partielles (%)	surfaces cumulées (%)
[314-518]	752,99	752,99	8,18	100
[518-625]	1171,05	1924,04	12,72	91,82
[625-721]	1259,08	3183,12	13,67	79,1
[721-812]	1457,57	4640,69	15,83	65,43
[812-906]	1520,3	6160,99	16,51	49,6
[906-1009]	1252,52	7413,51	13,6	33,09
[1009-1117]	975,76	8389,27	10,6	19,49
[1117-1248]	546,18	8935,45	5,93	8,89
[1248-1637]	272,58	9208,02	2,96	2,96

Tableau 1. Répartition des surfaces en fonction des altitudes

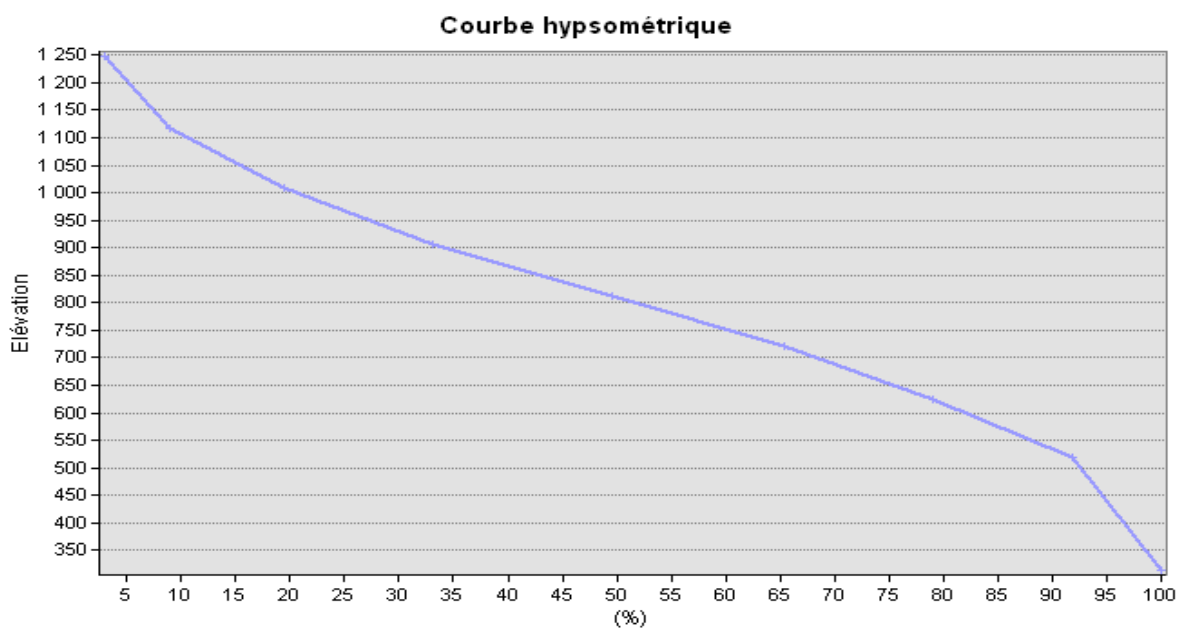


Figure 16. Courbe hypsométrique du sous bassin versant de l'oued Mellegue

Les caractéristiques morphométriques du sous bassin de l'oued Mellegue calculé à partir de l'utilisation d'un logiciel de SIG sont montrées dans le (Tableau 2).

B.V	S	P	Indice de compacité	Longueur du rectangle équivalent	Largeur du rectangle équivalent	Hmax	Indice de pente global	La pente moy du bassin
	km ²	km	[-]	[km]	[km]	[m]	[m/km]	[m/km]
Mellegue	9208.2	729.7	2.12	333.01	27.05	1637	2.34	13.79

Tableau 2. Récapitulatif des caractéristiques du sous bassin de l'oued Mellegue

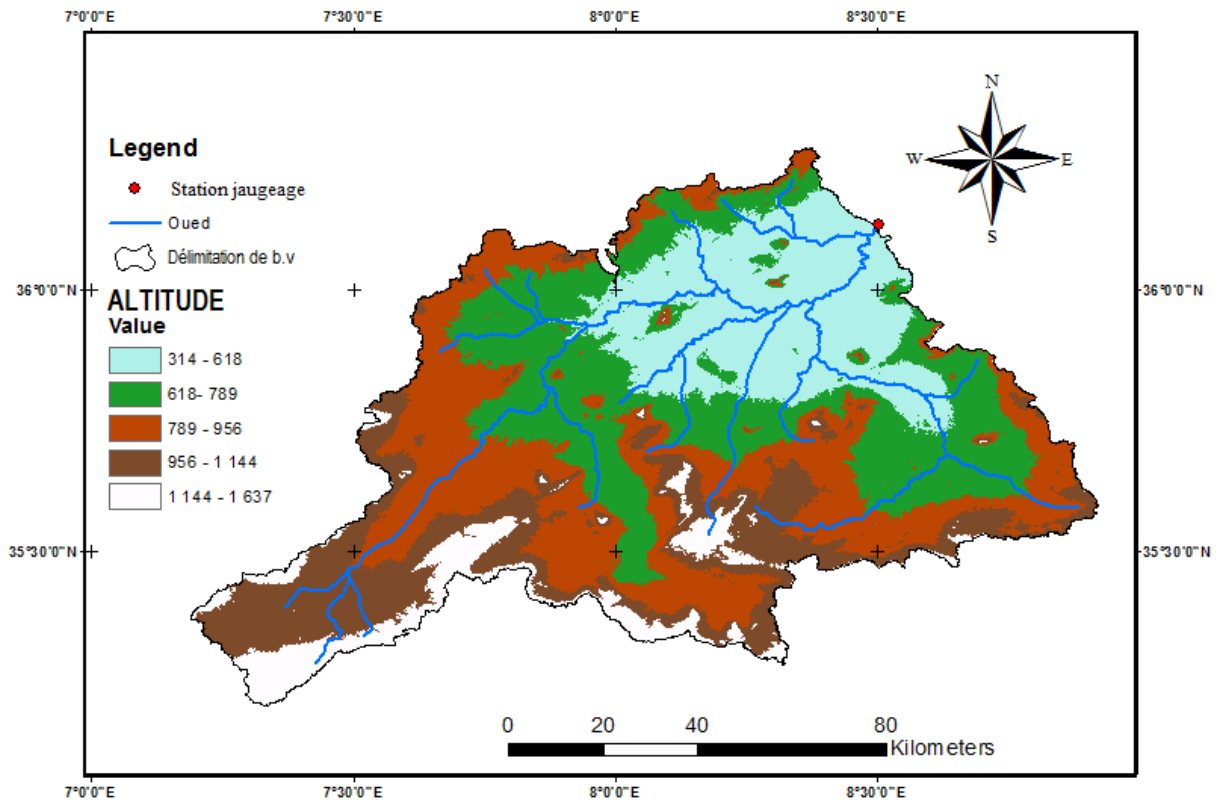


Figure 17. Carte montrant des altitudes de sous bassin de l'oued Mellegue

A partir d'un Modèle Numérique Terrain (MNT), une carte des pentes du sous bassin de l'oued Mellegue a pu être extraite et est montrée dans la (Figure 18)

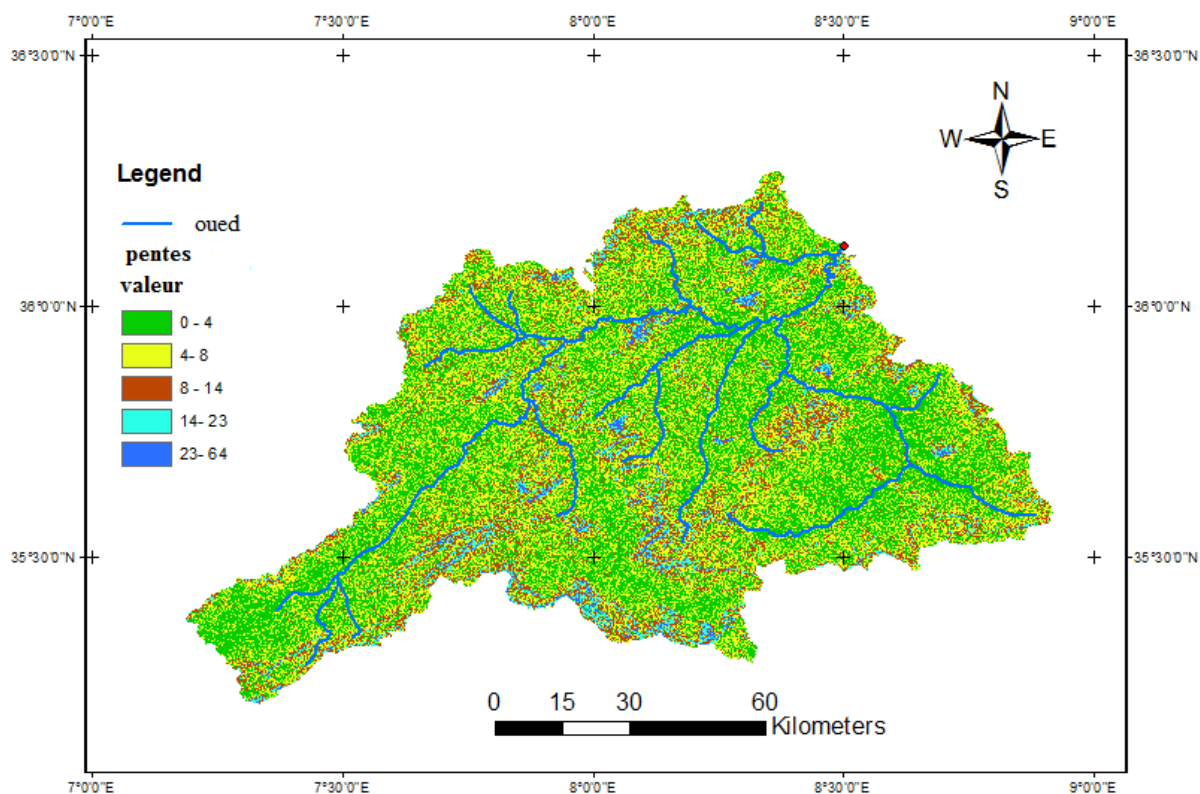


Figure 18. Carte des pentes du sous bassin de l'oued Mellegue

III.4. Géologie du sous bassin

La zone d'étude fait partie de l'Atlas septentrional marqué par des structures atlasiques de direction NE–SO. Sa partie sud occidentale fait la jonction entre ce domaine (l'Atlas septentrional) et la plateforme de Tunisie centrale à fossés d'effondrement. Le contexte géographique est caractérisé par la coexistence de reliefs assez prononcés et des plaines très étendues. Géologiquement, le bassin versant du Mellègue se singularise par son contexte

Paléogéographique et structural associant des structures extrusives de Trias, des massifs de calcaires bioconstruits de l'Aptien et des fossés à remplissages mio-plioquaternaires (Sainfeld 1952, Massin 1971, Hatira *et al.* 1990, Chikhaoui *et al.* 1994). En effet, la série stratigraphique dans cette région, à l'exception du Jurassique, s'étend du Trias au Quaternaire. L'essentiel des affleurements est constitué par du Trias, de Crétacé, de Tertiaire et de Quaternaire. La série sédimentaire du Trias est épaisse et chaotique, rarement stratifiée. On y distingue du gypse, de l'anhydre, des grès et des carbonates. Le Crétacé est essentiellement

formé, par des argiles à intercalations calcaires à la base surmontées par des calcaires en plaquettes riches en matière organique au sommet. La quasi-totalité des gîtes miniers (Pb, Zn, Fe, Ba, Sr, Cu, As) est associée aux formations carbonatées du Crétacé, principalement, dans l'intervalle Aptien Cenémano-Turonien. Si l'on excepte quelques extractions aux époques romaine et arabe, les sites les plus importants ont été exploités dans des conditions industrielles à partir du milieu du XIX^{ème} siècle.

III.5. Base de donnée

Les séries de la pluie, le débit et l'évapotranspiration potentielle ont été utilisé pour Modéliser le processus de la transformation pluie-débit avec une période de 5 ans. Cette période (1999–2004) a été choisie dans l'intervalle de [1996-2010] en se basant sur la qualité, l'homogénéité des données pluie-débit, la période la proche du présent et l'absence de lacune. Ces séries sont appelées les données déterminantes ou simplement les entrées du modèle, c'est les données qui doivent être fournies pour que le modèle fonctionne.

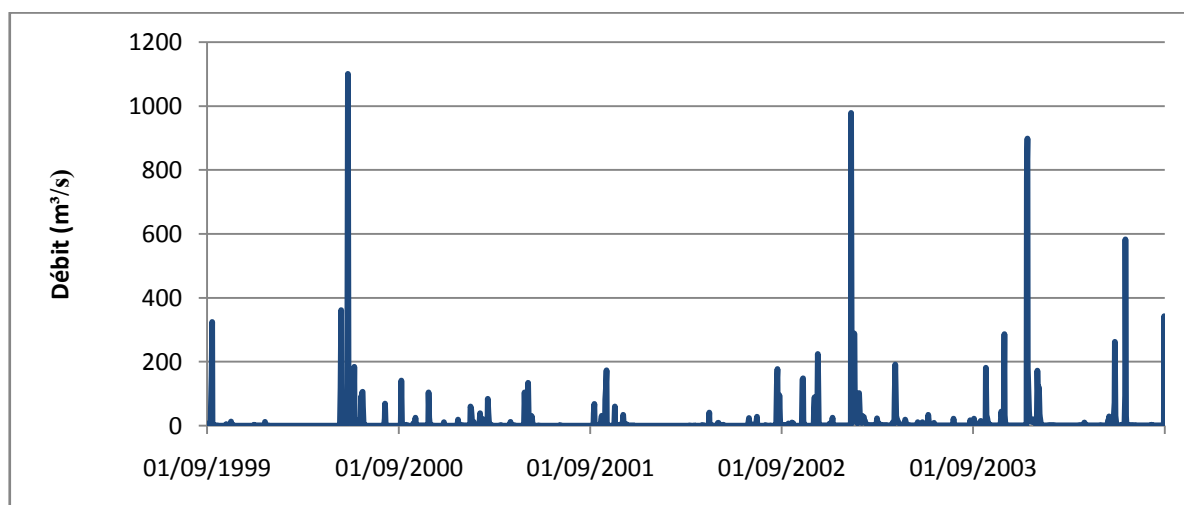


Figure 19. Observation journalière du débit utilisé dans l'étude

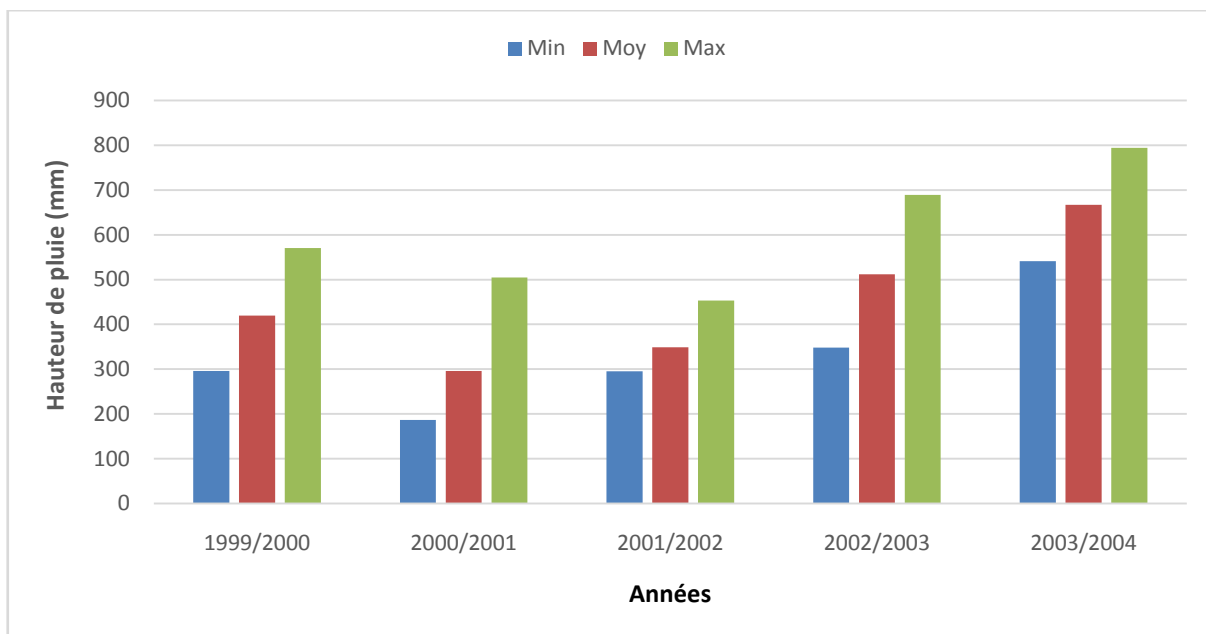


Figure 20. Observation annuelles des pluies utilisées dans l'étude

En analysant la (Figure 20), nous observons que les pluies mesurées dans la zone d'étude (dans l'intervalle de 1999 – 2004) ont enregistré pendant la période entre 2000 et 2001 une pluie minimale de 187 mm alors que le maximum atteint a été enregistré dans la période entre 2003 et 2004 avec une valeur de 794 mm.

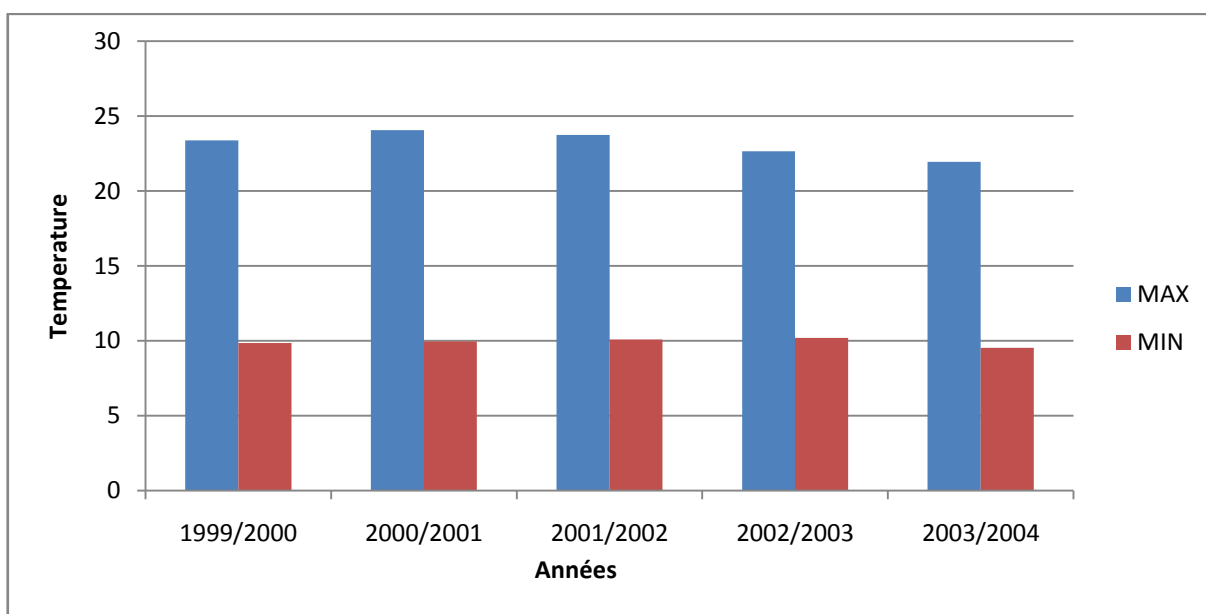


Figure 21. Observation annuelles des températures maximales et minimales utilisé dans l'étude

En analysant la (Figure 21), nous observons que les températures minimales mesurées dans la zone (dans l'intervalle de séries utilisées dans la modélisation) ont été enregistré en 2003/2004 avec une moyenne de 9.9°C. Alors que les températures maximales ont atteint une moyenne annuelle de 24°C en 2000/2001.

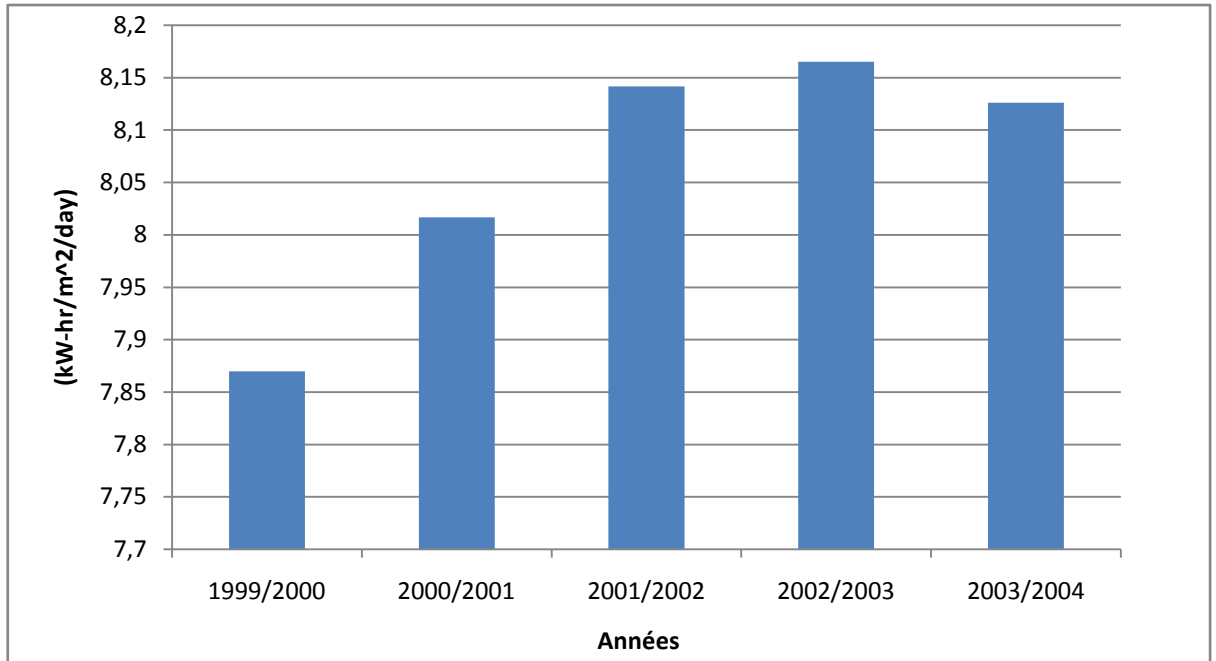


Figure 22. Observation annuelles du rayonnement solaire utilisé dans l'étude

En analysant la (Figure 22), nous observons que le rayonnement solaire minimal mesuré dans la zone (dans l'intervalle des séries utilisés dans la modélisation) a été enregistré en 1999/2000, avec une valeur de 7.86 (kW-hr/m²/day) et un maximum dans la période entre 2002 et 2003 avec une valeur de 8.16 (kW-hr/m²/day).

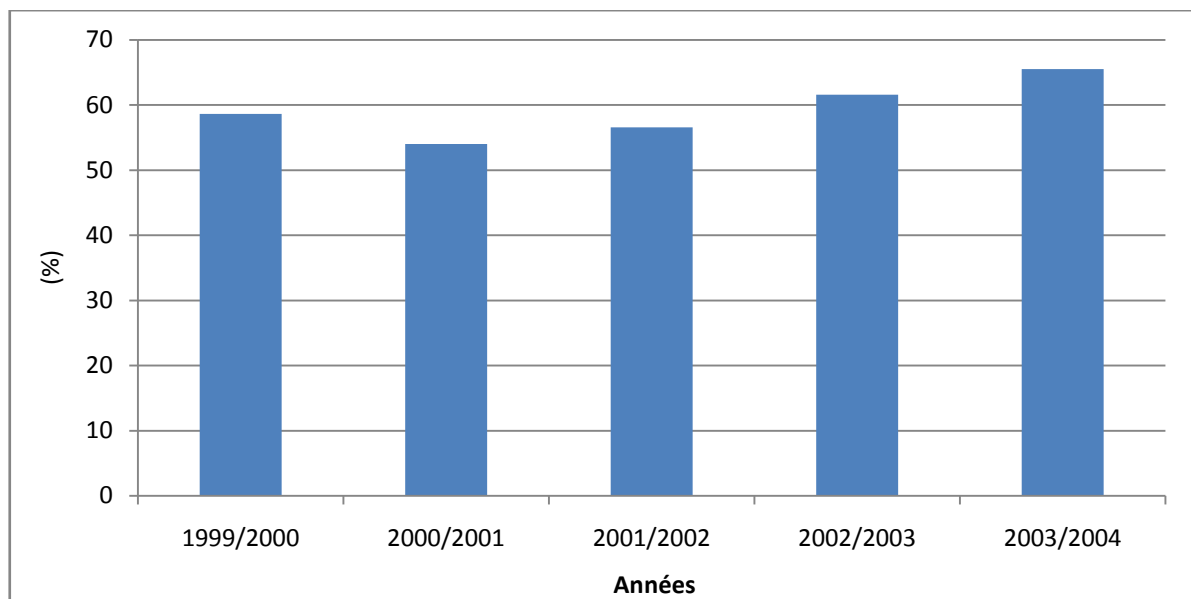


Figure 23. Observation annuelles Humidité relative utilisé dans l'étude

En analysant la (Figure 23), nous observons que l'humidité relative mesurée dans la zone (dans l'intervalle des séries utilisés dans la modélisation) a été enregistré avec un minimum de 54% en 2000/2001 et un maximum de 65.54% en 2003/2004.

CHAPITRE IV :

APPLICATION

DU MODÉLE

IV.1. Introduction

Dans le but de proposer d'appliquer un modèle pluie-débit de type RNA sur le sous bassin Mellègue à partir des données de précipitation satellite de TRMM3B42Daily7, le rayonnement solaire, la température et humidité relative, nous avons suivi la démarche méthodologique suivante :

- Télécharger les données de précipitation satellite de TRMM 3B42 Daily 7 de site (<https://giovanni.gsfc.nasa.gov>).
- Télécharger les données climatiques (rayonnement solaire, température min et max et humidité relative) du site (<https://power.larc.nasa.gov>).
- Apporter les données de débit de Mellègue station.
- Application de la méthode SOM (self-organizing maps) Afin de réduire la quantité de données entrées et classées dans des clusters en fonction de la similarité
- Application des données sur un système RNA.

Nous avons utilisé le programme MATLAB pour l'application des technique de SOM et RNA.

IV.2. Donnée de précipitation

Nous avons téléchargé les données de précipitations de site (<https://giovanni.gsfc.nasa.gov>) type TRMM 3B42 Daily 7, pour chaque pixel situé dans le champ du bassin versant étudié, Qui est 48 pixel (24 sur le bassin versant exact) et situé à l'intérieur rectangle (7.15,35.2,8.9,36.26 Dd),chaque pixel a des dimensions (0.25°*0.25°), Pendant une période de temps allant de (01/09/1999) a (31/08/2004), les données est téléchargé se type CSV.

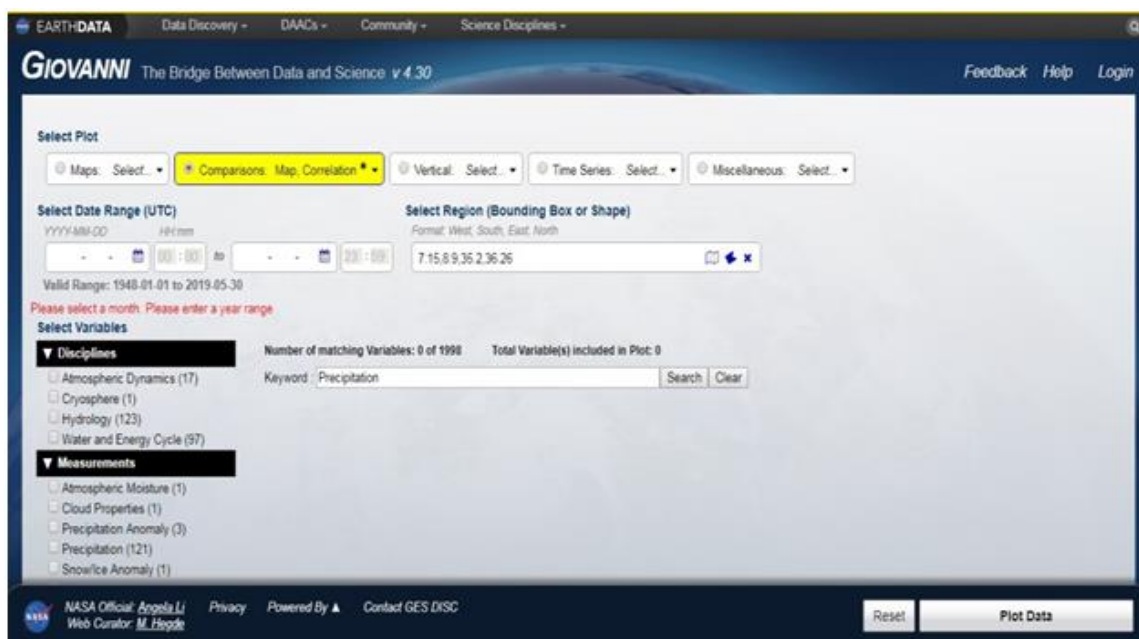


Figure 24. Site Giovanni

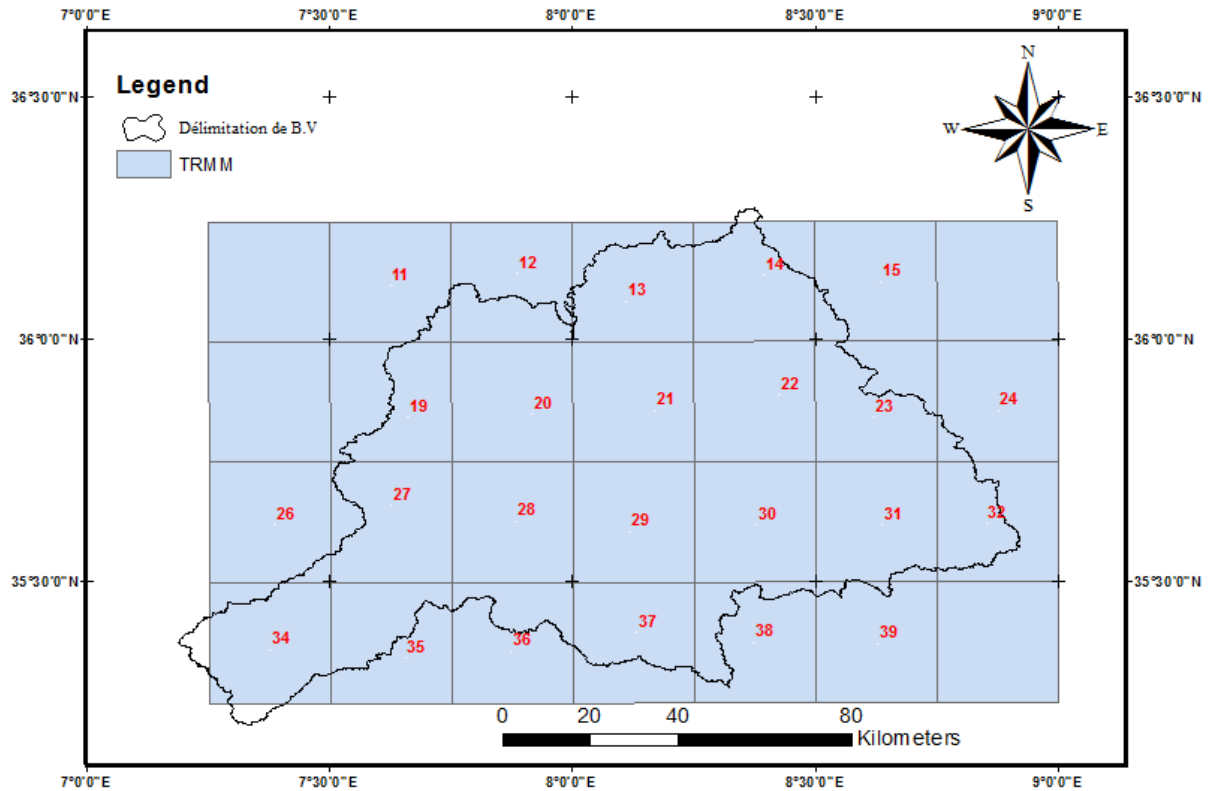


Figure 25. Répartition de 24 pixel sur bassin versant

IV.3. Données climatiques

Nous avons téléchargé les données de rayonnement solaire et température min et max et humidité relative de site (<https://power.larc.nasa.gov>), Pendant une période de temps allant de (01/09/1999) a (31/08/2004), dans la zone étudié.

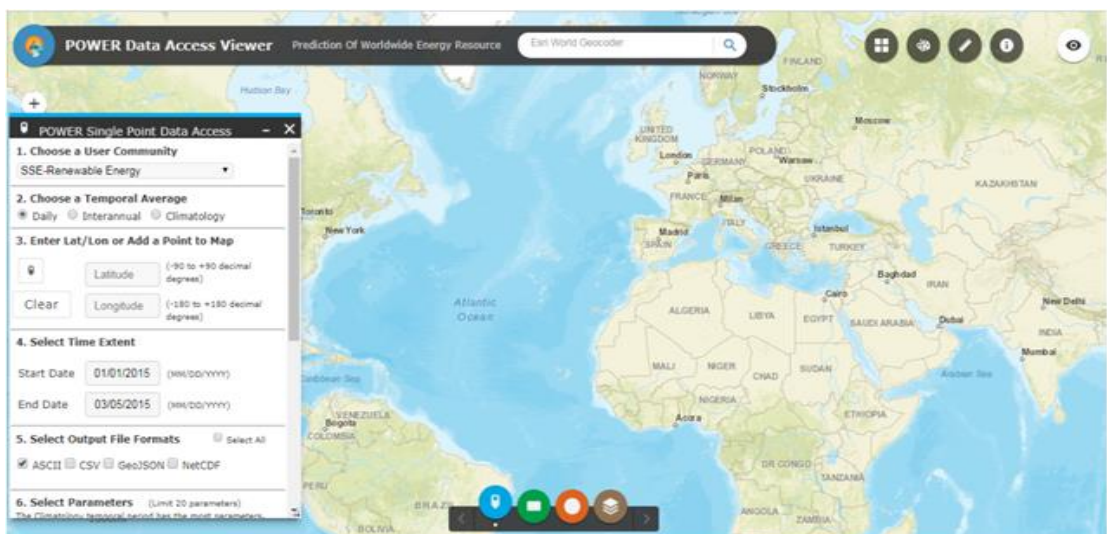


Figure 26. Site de Power Data Access

IV.4. Données de débit

Nous avons importé les données de débit de la jauge station de Mellegue qui situé dans l'exutoire de bassin versant, à partir de la date (01/09/1999) a (31/08/2004) en (m³/j)

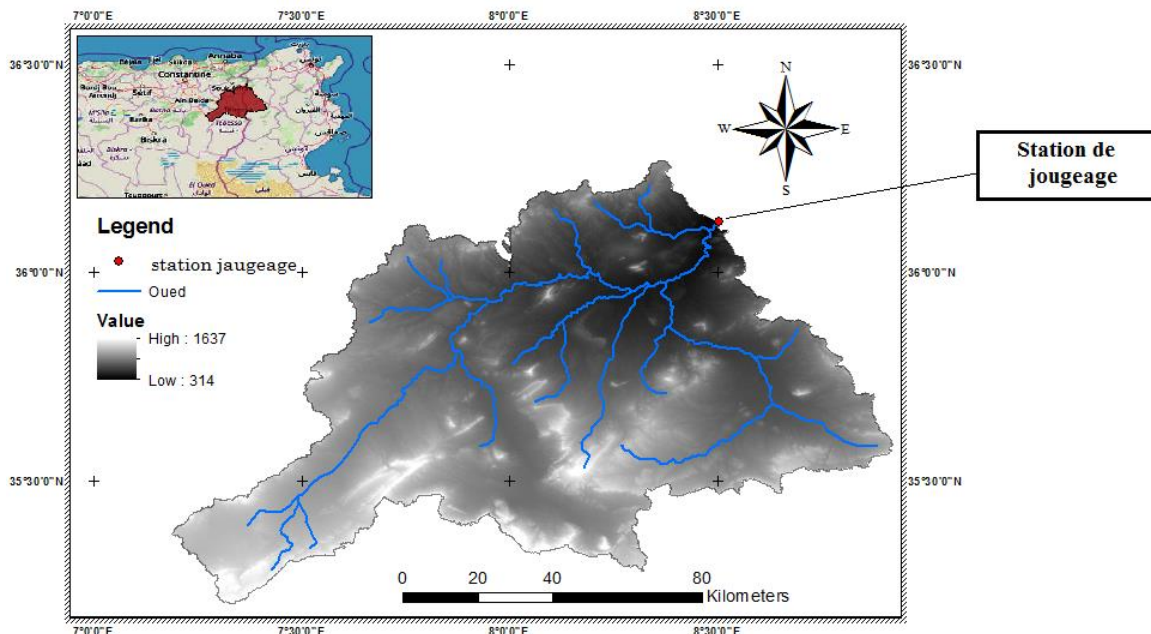


Figure 27. Bassin versant de Mellegue Medjerda

IV.5. Utilisation de la méthode SOM (self-organizing maps)

Nous avons utilisé cette méthode pour réduire la taille des données de précipitation et pour choisir les meilleures données à utiliser dans le modèle RNA.

La méthode SOM est un outil efficace pour la visualisation de données de grande dimension. Il implémente une cartographie ordonnée d'une distribution de haute dimension sur une grille régulière de faible dimension.

Par conséquent, il est capable de convertir des relations statistiques non linéaires complexes entre des éléments de données de grande dimension en des relations géométriques simples sur un affichage en basse dimension tout en préserver la structure topologique des données (Kohonen., 1997).

SOM réduit les cotes en produisant une carte d'habituellement 1 ou 2 dimensions qui trace les similitudes des données en regroupant ensemble des éléments de données similaires. Ainsi, les SOMs accomplissent deux choses: elles réduire les cotes et afficher les similitudes. Le réseau SOM se compose généralement de deux couches, d'une couche d'entrée et d'une couche Kohonen. La couche d'entrée est entièrement connectée à la couche Kohonen, les applications les plus courantes sont en deux dimensions. Un SOM à deux niveaux réseau neuronal est une approche prometteuse pour capturer un vue d'ensemble des ensembles de données complexes. Il augmente les réseaux SOM avec une couche Kohonen unidimensionnelle supplémentaire dans lequel chaque neurone est relié aux neurones dans la précédente couche de Kohonen (Hsu and Li, 2010). La vue schématique du réseau SOM à deux niveaux est affiché dans la figure 28.

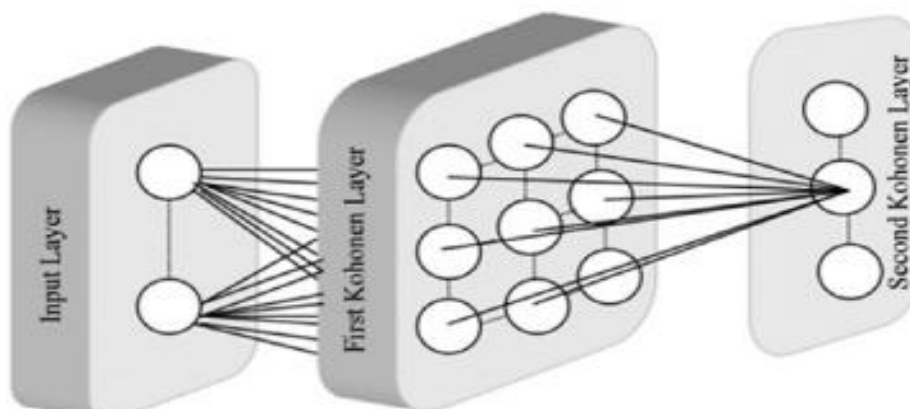


Figure 28. La vue schématique du réseau SOM à deux niveaux

La méthode SOM bidimensionnel a été utilisé pour classer les pixels de précipitation de donnée satellitaire en classes. Cela a donné un aperçu des pixels homogènes et le nombre approximatif de cluster. Deuxièmement, un esseule dimension de la méthode SOM a été appliqué pour classer les pixels des séries de pluie avec les numéros de classe déterminés dans la première étape. Le nombre de neurones dans la couche de Kohonen a été définie pour être égale au nombre de clusters de la première étape, de sorte que chaque cluster était représenté par un Neurone.

Pour appliquer la méthode SOM en deux étapes sur les données satellites TRMM, la taille de la couche de Kohonen utilisée dans la première étape a été déterminée comme une grille 7 par 6 via un processus d'essai-erreur. Étant donné qu'il n'existe pas de principe théorique pour déterminer la taille optimale, la couche de Kohonen doit être assez grande pour s'assurer qu'un nombre approprié de clusters sont formés à partir des données de formation (Cai et al.,

1994). Après la création de la couche 7-par-6 Kohonen, les pixels pertinentes de chaque cluster sur la carte ont été identifiées en fonction du nombre de zones affectées aux neurones (Figure 29),Après avoir estimé le nombre de clusters dans la première étape avec 3 clusters à partir (Figure 29) dans la deuxième étape, nous formons un SOM 1-dimensionnel avec les neurones organisés dans un 1-par-3 Afin de diviser les pixels en les trois groupes (Figure 30).

clusters	Les pixels									
1	22	23	24	29	30	31	32	37	38	39
2	11	12	13	14	15	19	20	21		
3	26	27	28	34	35	36				

Tableau 3. Les pixels se divisaient en trois clusters

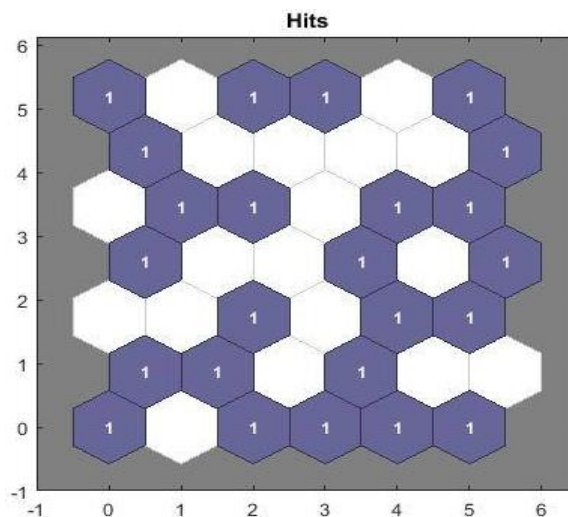


Figure 29. Simple hits plan pour le 1ere étape

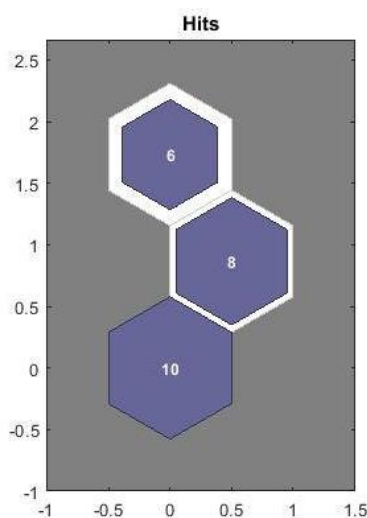


Figure 30. Simple hits plan pour la 2eme étape

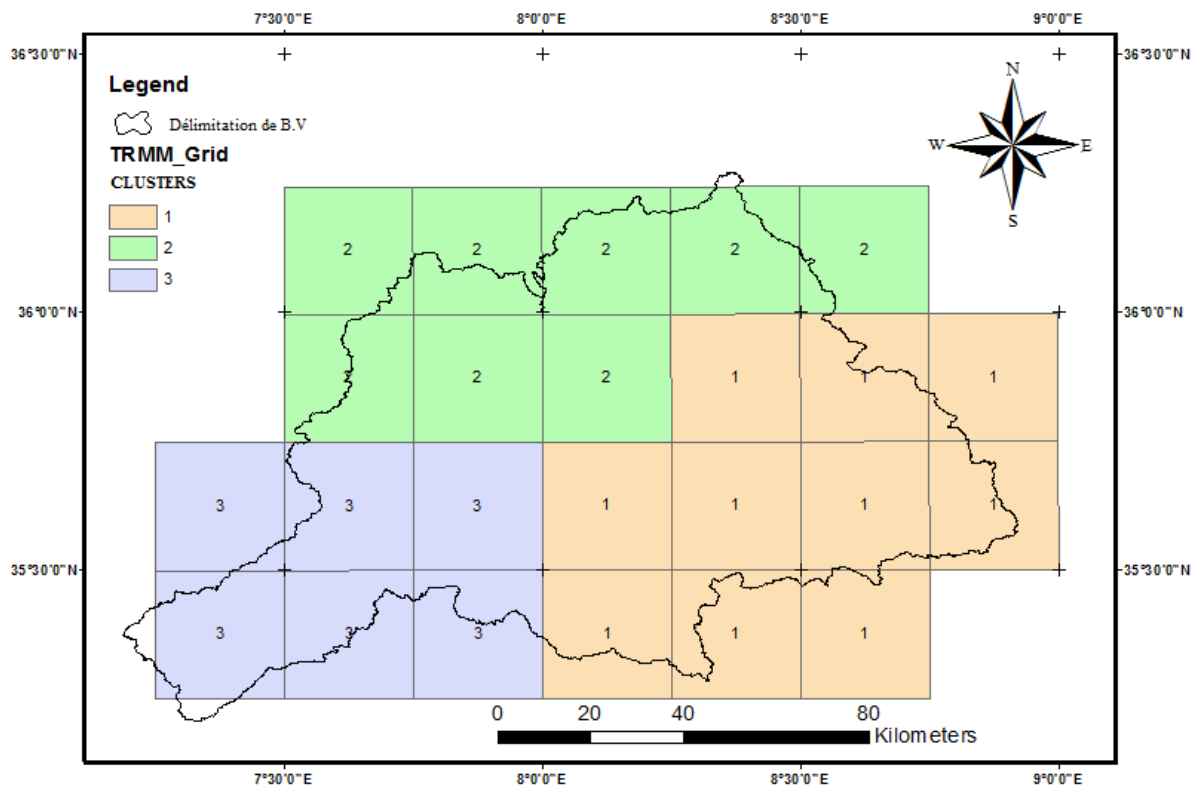


Figure 31. Répartition de clusters sur le bassin versant

IV.6. Application du système RNA

Il existe différents types de systèmes de réseaux de neurones artificiels, parmi lesquels nous avons choisi Feed forward neural network (FFNN) (Réseau neuronal d'avance).

IV.6.1. Feed forward neural network (FFNN)

Le FFNN est largement appliqué en hydrologie et en ressources hydriques d'études comme outil de modélisation. Il a déjà été démontré que les un modèle FFNN formé par l'algorithme de back-propagation (BP) avec trois couches est satisfaisante pour la modélisation et la simulation problèmes d'ingénierie hydrologique (ASCE, 2000; Hornik et al., 1989). Les FFNNs à trois couches, qui ont généralement été utilisés dans la modélisation des séries chronologiques hydrologiques, fournissent un cadre général pour représenter la cartographie fonctionnelle non linéaire entre un ensemble de variables d'entrée et de sortie (figure 32). Ils reposent sur une combinaison des variables d'entrée, qui sont transformées par une fonction d'activation non linéaire. Le terme «avance» signifie que les une connexion neurone n'existe qu'à partir d'un neurone dans la couche d'entrée pour autres neurones dans la couche cachée ou à partir d'un neurone dans le caché couche aux neurones dans la couche en sortie. Les neurones dans une couche ne sont pas interconnectés.

Dans la figure. 32 i, j et k dénotent la couche d'entrée, la couche cachée et la sortie les

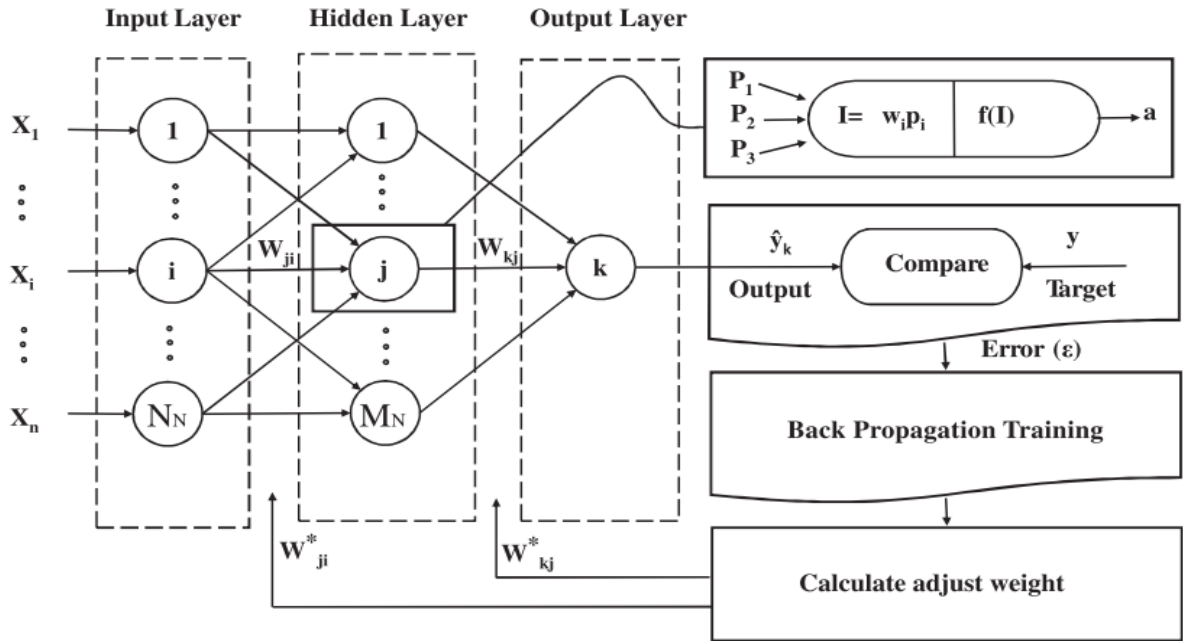


Figure 32. Un réseau neuronal d'avance à trois couches avec algorithme d'entraînement BP.

neurones de couche, respectivement, et w est le poids appliqué par le neurone. L'expression explicite pour une valeur de sortie d'un FFNN à trois couches est donnée par Nourani et coll. (2012b):

$$\hat{y}_k = f_o \left[\sum_{j=1}^{M_N} w_{kj} \cdot f_h \left(\sum_{i=1}^{N_N} w_{ji} x_i + w_{j0} \right) + w_{k0} \right]$$

où w_{ji} est un poids dans la couche cachée reliant le i le neurone dans la couche d'entrée et le j le neurone dans la couche cachée, w_{j0} est le biais pour le j le neurone caché, f_h est la fonction d'activation de la neurone caché, w_{kj} est un poids dans la couche de sortie reliant le j le neurone dans la couche cachée et le k le neurone dans la sortie couche, w_{k0} est le biais de la k le neurone de sortie, f_o est l'activation fonction pour le neurone de sortie, x_i est i la variable d'entrée pour la couche d'entrée et \hat{y}_k et y sont calculés et les variables de sortie observées, respectivement. N_N et M_N sont le nombre de neurones dans l'entrée et couche cachés, respectivement. Les poids sont différents dans le couche cachés et les couches de sortie, et leurs valeurs peuvent être modifiées processus de formation en réseau.

Dans n'importe quelle modélisation basée sur FFNN, il y a deux points importants à l'attention doit être payée: Premièrement, l'architecture, c'est-à-dire nombre de neurones dans les couches cachées, et deuxièmement, le numéro d'itération de formation (époque). Sélection appropriée de ces deux paramètres améliorent l'efficacité du modèle dans les étapes de formation et de test. En outre, un nombre élevé d'époques et un faible la qualité ou la quantité

de données pourrait entraîner une plus grande adéquation du réseau pendant l'étape d'entraînement. Si cela se produit, le modèle ne peut pas généraliser de nouvelles données en dehors du jeu de formation.

IV.6.2.L'application

Nous avons créé un réseau avec les propriétés suivantes

Le nombre de neurones varie entre 1 et 50 et le nombre d'itération 13 fois pour chaque délai avec des délais de 11 jours, et nous avons divisé les données utilisées par 3, 50% pour training et 25% pour validation et 25% pour le teste. Nous avons sélectionné les paramètres de performance suivants NSE et MSE et R^2 , afin de déterminer les meilleurs résultats.

Et aux données du réseau, nous avons utilisé différentes configurations entre les données utilisées comme suit:

ID	combinaisons
1	P
2	P+H
3	P+S
4	P+T
5	P+S+T
6	P+S+H
7	P+T+H
8	P+S+T+H

Tableau 4. Combinaisons des données

Où P : précipitation ;S : rayonnement solaire ;T : température min et max ;H : humidité relative.

IV.7. Résultats et Discussion

Comme nous l'avons dit précédemment dans (tableau 4), nous avons saisi les données à différentes combinaisons. (8 combinaisons). Après être entré dans le réseau préparé à l'avance sur le programme Matlab, nous obtenons les résultats de MSE et NSE et R^2 et délai et Nrde neurone de chaque combinaison (tableau 5).

ID	combinaisons	Délai (j)	Nr de neurone	MSE(m ³ /s)	NSE	R ²
1	P	11	13	2951.71	36.84	52.95
2	PH	11	9	3244.36	30.58	39.77
3	PS	11	14	2992.47	35.97	41.65
4	PT	6	8	1853.04	60.18	68.23
5	PTS	5	14	1269.68	72.72	78.04
6	PSH	10	14	2457.99	47.29	47.62
7	PTH	10	9	1658.39	64.44	68.47
8	PSTH	5	3	1546.85	66.76	68.69

Tableau 5. Performances du modèle RNA utilisant différentes combinaison et délais.

À partir des résultats du (tableau 5), on peut noter que les combinaisons sont divisées en catégories (bonne performance et mauvaise performance). Les combinaison 1, 2, 3 et 6 ont une mauvaise performance dans chaque combinaison NSE <60, R^2 < 60 et MSE > 2000. Alors qu'avec les combinaisons 4, 5, 7 et 8 on a obtenu de bonnes performances, nous trouvons dans chacun d'elles NSE > 60 et R^2 > 60 et MSE < 2000.

Le nombre de neurone pour chaque formation est le nombre de neurone qui a donné les meilleurs résultats dans chaque combinaison. Dans cette étude, nous avons utilisé un nombre de neurone dans l'intervalle de 2-15 avec la procédure essai-erreur. Cependant, à chaque fois qu'on définit un nombre de neurone, l'apprentissage du RNA est effectué 50 fois pour varier le paramétrage initial du réseau et choisir celui qui donne les meilleures performances.

Nous avons dessiné les graphes de NSE, MSE, et R^2 pour les quatre meilleures performances obtenues par les combinaisons (pt, pth, pts et psth) (Figure33, 34, 35).

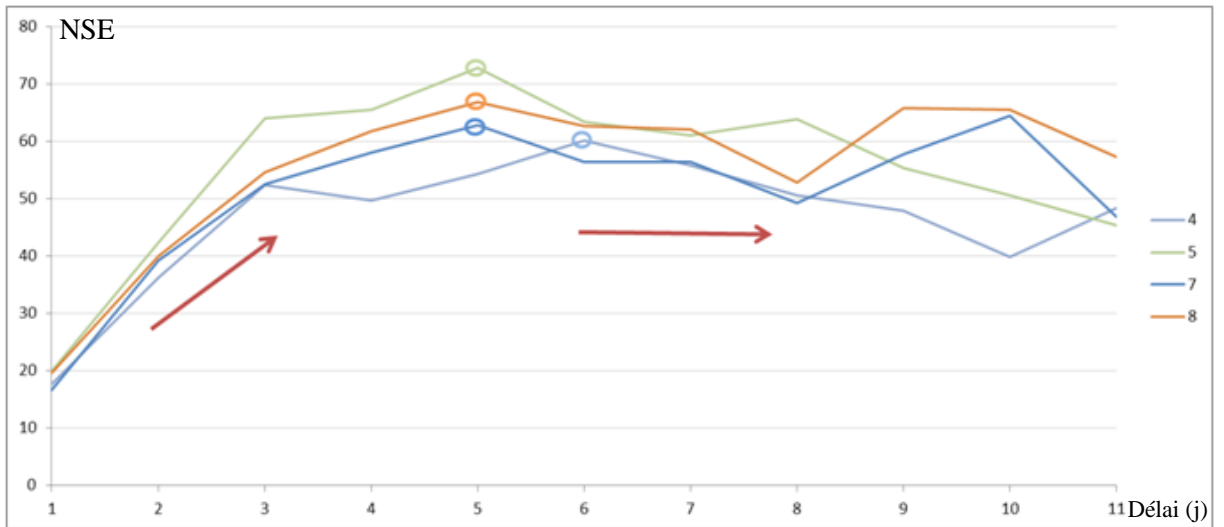


Figure 33. Résultat de NSE avec délai par jour pour 4 meilleur combinaisons

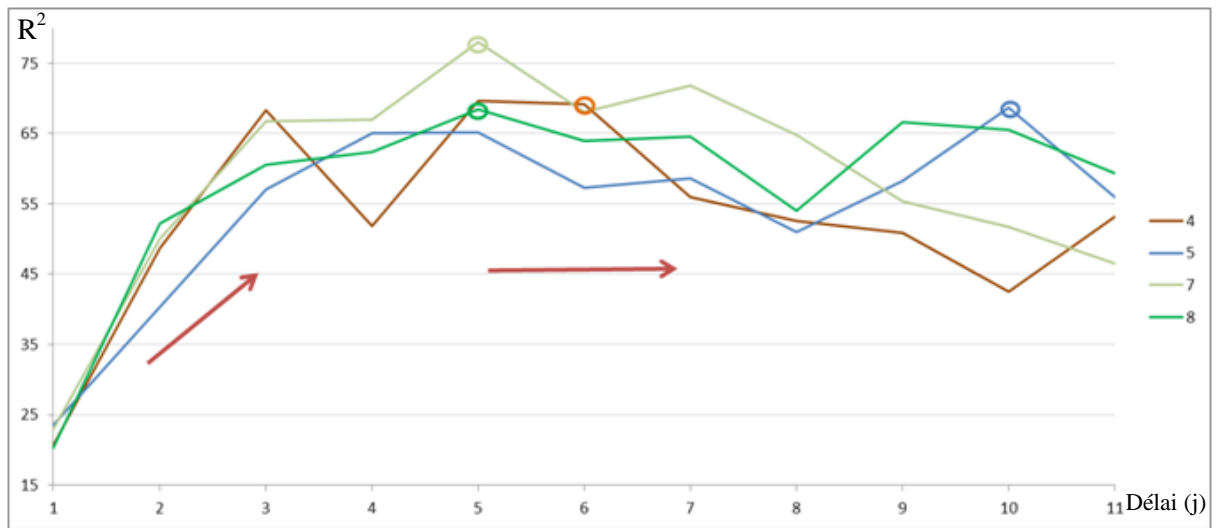


Figure 34. Résultat de R² avec délai par jour pour 4 meilleur combinaisons

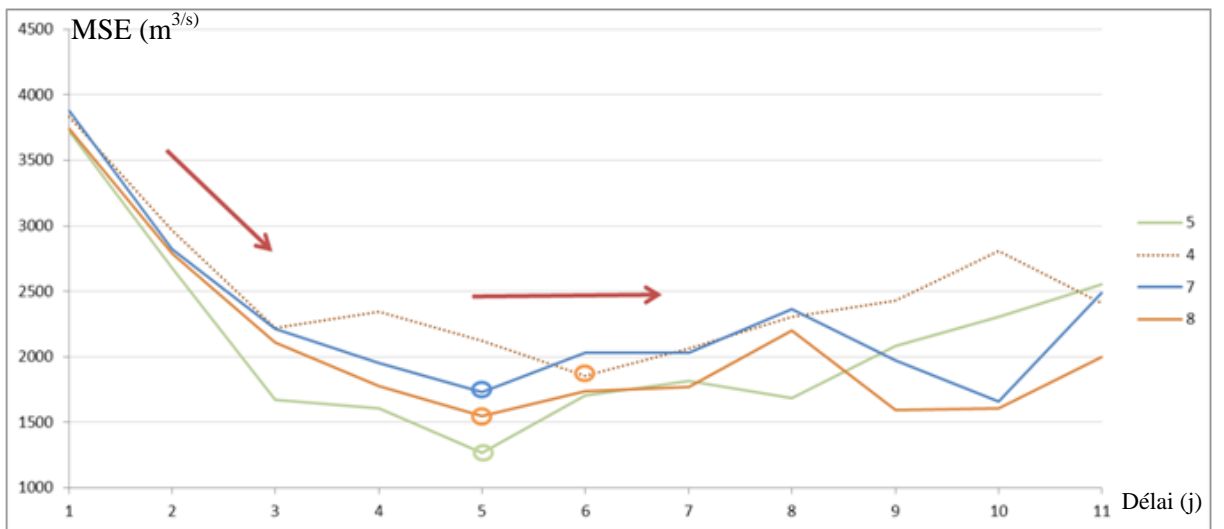


Figure 35. Résultat de MSE avec délai par jour pour 4 meilleur combinaisons

Les cercles dans les trois courbes des (Figure 33;34;35) sont au-dessus de la meilleure valeur des coefficients pour chaque combinaison.

A travers ces courbes qui représentent un changement dans les coefficients de performance pendant le changement de délai pour chaque combinaison, on peut noter que la valeur de chaque coefficient change pour le mieux jusqu'à ce qu'elle atteigne un point de crête qui représente le meilleur délai et commence à diminuer.

Pour le meilleur délai des données utilisées et à travers les courbes, nous notons que trois des combinaisons sont situées à proximité les uns des autres. On remarque que pour la combinaison 8 et 5, le délai de 5 peut être considéré comme le meilleur délai. Aussi, la combinaison 4 arrive au pic de sa performance au délai de 6. Toutefois, ce n'est qu'au délai 10 que la combinaison 7 atteigne une meilleure performance. Par ailleurs, cette performance n'est pas très éloignée de celle obtenue au délai 5. A cet effet, on peut considérer que le délai optimal pour ce bassin versant est aux alentours de 5 et 6.

Les nuages des points (Figure 36) représentent le débit observé par rapport au débit estimé de chacune des quatre combinaisons prises en considération et nous avons utilisé une échelle logarithmique dans ces courbes parce que les valeurs de données sont espacées, ce qui les rend dans une échelle normale inappropriée.

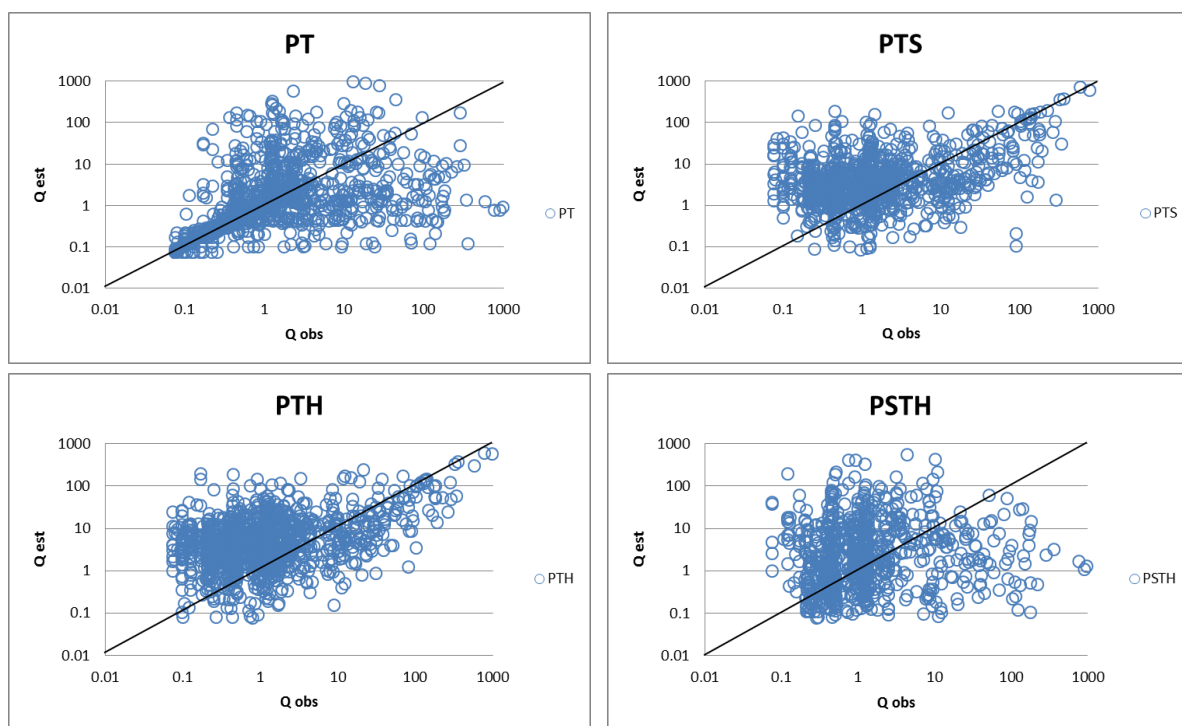


Figure 36. Le débit observé par rapport au débit estimé de chacune des quatre combinaisons

À partir des nuages de points, nous notons que la plupart des points sont situés près de la ligne de régression par un pourcentage élevé dans toutes les combinaisons et c'est la preuve de la similitude entre le débit observé et le débit estimé.

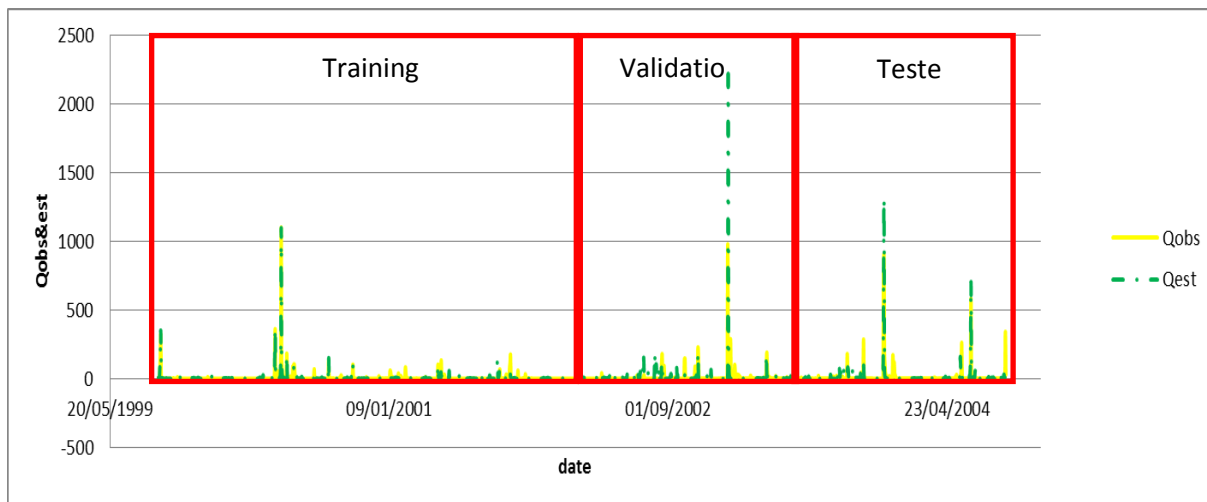


Figure 37. Qest de meilleur combinaison sur Qobs avec les dates

Afin de mieux comparer, nous avons choisi le meilleur résultat offert par la meilleure formation 5 et nous avons peint le débit simulé par le RNA et le débit observé l'un sur l'autre et nous avons divisé les données sur le graphique comme il a été divisé dans le réseau utilisé dans l'étude (50% apprentissage, 25% validation et 25% pour le teste).

Dans la (Figure 37) dans la première étape qui est la phase d'apprentissage. Pour les petites et moyennes valeurs, le débit estimé est à une proximité très proche du débit observé le long de la série, et aussi aux grandes valeurs ou aux pics est presque parfait entre les deux débits.

Pour la deuxième étape qui est l'étape de la validation, nous notons pour les petites et moyennes valeurs, le débit estimé dans le cas d'une convergence moyenne avec le débit observé aussi comme la première étape. Le long de la série et aussi noter pour les grandes valeurs ou pics un état de différence, nous trouvons que le débit estimé prend des valeurs très grande par rapport au débits observés ce qui signifie que la modélisation n'a pas été correcte à ces pics.

Enfin, pour la troisième phase qui est l'étape de test, pour les petites et moyennes valeurs, le débit estimé dans le cas d'une convergence moyenne avec le débit observé comme les deux étapes précédentes le long de la série. Aussi, pour les grandes valeurs ou pics, nous constatons que le débit estimé prend des valeurs non éloigné des valeurs de débit observées.

CONCLUSION

GENERALE

CONCLUSION GENERALE

Les modèles pluie-débit sont des outils qui permettent de simuler les débits en un point donné d'un cours d'eau à partir de la connaissance des pluies tombées sur le bassin versant correspondant.

Les applications des modèles pluie-débit sont multiples : simulations de crues à court terme, prévision d'étiages, prédétermination des crues et dimensionnement d'ouvrages, mise en évidence du non stationnarité du comportement hydrologique sous l'effet du changement climatique ou de l'évolution de l'occupation du sol.

Dans le but de simuler un modèle pluie-débit pour l'exploitation des données satellitaires dans la modélisation pluie-débit de bassin versant de l'oued de Mellegue-Medjerda; nous avons entamé l'application du modèle "boite noir" ou réseau de neurones artificiel au pas du temps journalière.

Le modèle du réseau de neurone artificiel utilisé dans cette étude s'ajuste très bien avec les données satellitaires des précipitations (en plus des variables climatiques). Le coefficient de corrélation R^2 est de 0,78 pour la meilleure combinaison des données, qui est la cinquième combinaison. Ces résultats sont confirmés par le coefficient de Nash et sont très significatifs 72.71, Et pour la deuxième meilleure combinaison qui est la huitième combinaison le coefficient de corrélation R^2 est de 0,68 et Nash est de 0.66

A la fin de ce travail, nous pouvons dire que l'application des modèles du réseau de neurones artificiel aux données du bassin versant l'oued de Mellegue-Medjerda donne des résultats très satisfaisants pour les pas de temps journalier avec les données satellitaires. Ce qui indique que l'utilisation des données satellitaires dans la modélisation pluie-débit peut être une alternative des précipitations de sol dans le cas d'un bassin non (ou mal) jaugé.

REFERENCES

BIBLIOGRAPHIQUES

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

Abdelghani Boudhar.,2009. Télédétection du manteau neigeux et modélisation de la contribution des eaux de fonte des neiges aux débits des Oueds du Haut Atlas de Marrakech ; UNIVERSITE de Marrakech ;p7-8.

Ambroise B. (1998). La dynamique du cycle de l'eau dans un bassin versant - Processus, Facteurs, Modèles. *H*G*A* (Ed.), Bucarest, 200 p.

AMBROISE B. 1991. Hydrologie des petits bassins versants ruraux en milieu tempéré, processus et modèles. Séminaire du Conseil Scientifique du département « Science du sol » de l'Institut National de Recherches Agronomiques de Dijon, p.

Ambroise, B., 1998. " La dynamique du cycle de l'eau dans un bassin versant – Processus, Facteurs, Modèles", Editions *H*G*A, Bucarest, Roumanie, 206 pp.

Ambroise, B., 1999. La dynamique du cycle de l'eau dans un bassin versant (processus, facteurs, modèles) Centre d'Études et de Recherches écogéographique (CEREG, EP 2047 CNRS) Université Louis Pasteur de Strasbourg.

ASCE 2000. task committee on application of Artificial Neural Networks in hydrology,. Artificial neural networks in hydrology 2: hydrologic applications. J. Hydro l. Eng. 5 (2), 124–137.

Baahmed Dj. (2015). Bilan hydrique et évaluation des ressources en eau superficielle du bassin versant de la Macta, *Thèse Doctorat, Univ. d'Oran*, pp.13-19., fig. 2.1 ., tab. 2.1.

Berrezoug Nisrin.,2016. Hydrologie et modélisation Pluie-Débit de l'oued Boukiou (NW algérien), *Univ de Tlemcen*.11p.

Beven, K.J., 2006. A manifesto for the equifinality thesis. Journal of Hydrology 320, pp.18–36.

Beven, K.J et Freer, J., 2001. Equifinality, data assimilation, and uncertainly estimation in mechanistic modelling of complex environmental systems using the GLUE methodology. J. Hydrol. 249, pp. 11-29.

Bouvier, C., 2004. De la pluie à l'inondation : contribution à la compréhension et à la prévision des événements extrêmes sur petits bassins tropicaux et méditerranéens. Habilitation à Diriger des Recherches. Université Montpellier 2, 93 p.

Boudahraa H. (2007). Modélisation pluie - débit à base géomorphologique en milieu semi-aride rural Tunisien : Association d'approches directe et inverse. *Thèse de Doctorat, Univ. 7 novembre Carthage (Tunisie)*, 227 p., 129 fig.

Cai, S., Toral, H., Qiu, J., Archer, J.S., 1994. Neural network based objective flow regime identification in air–water two phase flow. *Can. J. Chem. Eng.* 72, 440–445.

Cheloufi Nour El Yakine et Foual Imene ., Juin 2018. Modélisation hydraulique du bassin versant de l'oued EL Hammam par HEC-RAS., Université de Badji Mokhtar – Annaba.,06p.

Chikhaoui, M., Turki, M.M., et Maamouri, A.L., 1994. *Evolution géodynamique de la ride diapirique de Zag Ettir (Kef, Tunisie nord occidentale) en relation avec une structurogenèse précoce d'âge crétacé inférieur.* Tunis: Notes Service Géologique de Tunisie, n° 60, 87–97.

Chocat B., 1997. Encyclopédie de l'hydrologie urbaine et de l'assainissement, Lavoisier/Tec&Doc, Paris. Collectif (Ministère de l'Environnement, EURYDICE 92, Institut de prévention et de Gestion des Risques Urbains), 1994, Ruissellement pluvial urbain. Guide de prévention. Evaluation du risque. Eléments de méthode, La Documentation Française, Paris.

Clarke R.T. (1973). A review of some mathematical models used in hydrology, with observations on their calibration and use. *Journal of Hydrology*, 19, 1-20.

Coustau, M., 2011. " Contribution à la prévision des crues sur le bassin du Lez : modélisation de la relation pluie-débit en zone karstique et impact de l'assimilation de débits", Thèse de doctorat, Université Montpellier II, Montpellier, France, 234 pp.

Desbois, Michel, Michel Capderou, Laurence Eymard, Rémy Roca, Nicolas Viltard, Michel Viollier, et Nadia Karouche. 2007. « Megha-Tropiques, a French Indian satellite ». <http://hdl.handle.net/2042/18185>.

EUMETCAL, 2015. Orbites satellitaires et Observation de la Terre – Exemples. Consulté le: 20/02/2015. Disponible à l'adresse <http://www.eumetcal.org/euromet/french/satmet/s3220/s3220327.htm>

EUMETSAT, 2015. Multispectral Satellite Applications. Consulté le: 20/02/2015. Disponible à l'adresse : http://www.meted.ucar.edu/satmet/multispectral_topics/fire_wx2/media_gallery.php

Ferrah Nadia, 2017. Simulation des écoulements mensuels par le modèle GR2M Cas du bassin de l'Isser, 19p.

Gaume, E., 2002. " Eléments d'analyse sur les crues éclair", Thèse de doctorat, Ecole Nationale du Génie Rural des Eaux et des Forêts – Institut National de la Recherche Scientifique, France, 359 pp.

GHERISSI R. (2012)- Hydrologie et modélisation Pluie- Débit : Cas du bassin versant de l'oued Lakhdar (ex : Chouly) Tafna-NW Algérien. *Mém .Magister*, Ressources en eau dans leur environnement, *Univ. Tlemcen*.

GOES, 2015. Geostationary satellite server. Full Disk: Meteosat. Consulté le: 20/02/2015. Disponible à l'adresse : http://www.goes.noaa.gov/f_meteo.html .

Griffith, Cecilia Girz, William Lee Woodley, Pamela G. Grube, David W. Martin, John Stout, et Dharendra N. Sikdar. 1978. « Rain Estimation from Geosynchronous Satellite Imagery Visible and Infrared Studies ». *Monthly Weather Review* 106 (8): 1153-71. doi:10.1175/1520 0493(1978)106<1153:REFGSI>2.0.CO;2.

Guesmi. I., (2004), Dégradation de la qualité de l'eau dans l'oued de Medjerda (Souk Ahras). Mémoire de magister, Université de Batna 89p.

Hachemaoui Djillali et Sadek Mohamed ., Juin 2016. Hydrologie et Modélisation pluie-débit : cas du bassin versant de l'oued El-Malleh Wilya de Ain Temouchent., Université Dr Moulay Tahar – Saida, 69p.

Hatira, N., Perthuisot, V., et Rouvier, H., 1990. Les minéraux à Cu,Sb, Ag Hg des minerais de Pb-Zn de Sakiet Koucha (diapir de Sakiet Sidi Youssef, Tunisie septentrionale). *Mineral. Deposita*, 25, 112–117.

Hillger, D.W. 1997a. « Geostationary Weather Satellites ». *Topical Time*, avril, sect. 41-42.

Hillger. 1997b. « Polar-Orbiting Weather Satellites ». *Topical Time*, août, sect. 33-36.

Hingray B.MUSY A.PICOUET C.2009. Volume2: une science pour l'ingénieur Guide (livre CDROM).

Hornik, K., Stinchcombe, M., White, H., 1989. Multilayer feed-forward networks are universal approximators. *Neural Networks* 2 (5), 359–366.

Hsu, K., Li, S., 2010. Clustering spatial–temporal precipitation data using wavelet transform and self-organizing map neural network. *Adv. Water Resources* 33, 190–200.

Huffman, George J., David T. Bolvin, Eric J. Nelkin, David B. Wolff, Robert F. Adler, Guojun Gu, Yang Hong, Kenneth P. Bowman, et Erich F. Stocker. 2007. « The TRMM Multisatellite Precipitation Analysis (TMPA): Quasi-Global, Multiyear, Combined-Sensor Precipitation Estimates at Fine Scales ». *Journal of Hydrometeorology* 8 (1): 38-55. doi:10.1175/JHM560.1.

Kampf, S., et Burges, S.J., 2007. " A framework for classifying and comparing distributed hillslope and catchment hydrologic models", *Water Resour. Res.*, 43, W05243, 24 pp., doi:10.1029/2006WR005370.

Kohonen, T., 1997. *Self-Organizing Maps*. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg.

Kohonen, T., 1998. The self-organizing map. *Neurocomputing* 21, 1–6.

Mabrouk Abaza,2009/2010 . Régionalisation des paramètres hydrologiques d'un modèle de prévision des crues,. Université Montpellier II, 10p.

Marchandise, A., 2007. "Modélisation hydrologique distribuée sur le Gardon d'Anduze ; étude comparative de différents modèles pluie-débit, extrapolation de la normale à l'extrême et tests d'hypothèses sur les processus hydrologiques", Thèse de doctorat, Université Montpellier II, Montpellier, France, 214 pp.

Massin, J.M., 1971. Les champs ferrifères de Nébeur. Contribution à l'inventaire des ressources minières de la Tunisie. *BRGM Bulletin*, 2ème série, sect. 2, n° 4, 29–66.

McCulloch,W.S., Pitts, W(2003)., A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, *Bulletin of Math. Biophysics*, vol.5, pp. 115-133, (1943).

Menzel, W. Paul. 2006. « Remote Sensing Applications with Meteorological Satellites », W. Paul Menzel édition. <https://cimss.ssec.wisc.edu/rss/benevento/source/AppMetSat06.pdf>.

Mouelhi S., (2003). Vers une chaîne cohérente de modèles pluie-débit conceptuels globaux aux pas de temps pluriannuel, annuel, mensuel et journalier. thèse de Doctorat, ENGREF, Cemagref Antony, France, 323 pp.

NASA-TRMMa , **2015**. Precipitation Measurement Missions. TRMM. Consulté le: 20/02/2015 Disponible à l'adresses: <http://pmm.nasa.gov/TRMM/trmm-instruments> et à l'adresses: <https://wdc.dlr.de/sensors/>

NASA-TRMMa.,2015. Precipitation Measurement Missions. TRMM. Consulté le: 20/02/2015 Disponible à l'adresses: <http://pmm.nasa.gov/TRMM/trmm-instruments>. et à l'adresses: <https://wdc.dlr.de/sensors/>

NASA-TRMMb 2015. TRMM Tropical Measuring Mission. Consulté le: 20/02/2015 Disponible à l'adresse: http://trmm.gsfc.nasa.gov/overview_dir/background.html

Nascimento N.O., (1995). Appréciation à l'aide d'un modèle empirique des effets d'action anthropiques sur la relation pluie-débit à l'échelle du bassin versant. Thèse de Doctorat, CERGRENE/ENPC, Paris, 550 pp.

Negri, Andrew J., et Robert F. Adler. 1987. « Infrared and visible satellite rain estimation. I - A grid cell approach. II - A cloud definition approach ». Journal of Climate and Applied Meteorology, novembre, 1553-157.

Nourani, V., Kalantari, O., Hosseini Baghanam, A., 2012b. Two semi-distributed ANN-based models for estimation of suspended sediment load. J. Hydrol. Eng.. [http://dx.doi.org/10.1061/\(ASCE\)HE.1943-5584.0000587](http://dx.doi.org/10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0000587) (Published on-line).

OUALLOUCHE Fethi ,2014.Estimation des précipitations par fusion de donnéesde télédétection; UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI, TIZI – OUZOU ;p56 ,64 ,71.

LOUDIN L. (2004). Recherche d'un modèle d'évapotranspiration potentielle pertinent comme entrée d'un modèle pluie-débit global. *Thèse Doctorat*, Cemagref. Ecole Nationale du Génie Rural, des eaux et des forêts, *centre de Paris*, 495 p

Parkinson, Claire. 2002. « AQUA. Monitoring the Earth's Water Cycle and Associated Variables from the Vantage of Space ». NASA. https://www.nasa.gov/pdf/151986main_Aqua_brochure.pdf.

Payraudeau S., 2002. Modélisation distribuée des flux d'azote sur des petits bassins versants méditerranéens. Thèse : Sciences de l'Eau, UMR Structures et Systèmes Spatiaux Cemagref-Engref, Engref de Montpellier (France).

Petty, Grant W., et Witold F. Krajewski. 1996. « Satellite estimation of precipitation over land ». *Hydrological Sciences Journal* 41 (4): 433-51. doi:10.1080/02626669609491519.

Sainfeld, P., 1952. Les gîtes plombo-zincifères de Tunisie. *Annales des mines et de la géologie*, 9, 285 pp.

Tania Gascon 2016. Impact de la résolution spatiale et temporelle des entrées pluviométriques pour la modélisation hydrologique en Afrique de l'Ouest et implication dans l'utilisation des produits satellitaires : Etude de cas sur le Bassin de l'Ouémé au Bénin. Hydrologie. Université Grenoble Alpes, 2016. Français.

Tempfli, Klaus, Norman Kerle, Gerrit Huurneman, et Lucas L.F Jassen. 2009. Principles of Remote Sensing. An introductory textbook. ITC EDUCATIONAL TEXTBOOK SERIES. https://www.itc.nl/library/papers_2009/general/principlesremotesensing.pdf.

ملخص

لفهم أفضل للسلوك الهيدرولوجي لمستجمعات المياه من وادي ملاق-مجردة الواقع في الحدود التونسية الجزائرية (7.15,35.2,8.9,36.26) حاولنا في هذا العمل تطبيق نمذجة الأمطار - تدفق باستخدام نماذج من 'الصندوق الأسود' أو الشبكة العصبية الاصطناعية باستخدام بيانات الأقمار الصناعية هطول (TRMM 3B42 Daily 7) وأشعة الشمس وحرارة والرطوبة النسبية.

الشبكات العصبية الاصطناعية. هذه النماذج ، المستوحاة من الدماغ البشري ، تستخدم على نطاق واسع في الهيدرولوجيا. لإدخال مفهوم محاكاة جديد يعتمد على تعلم البيانات. يضم خوارزميات التحسين غير الخطية، فإنها تستفيد من محاكاة صحيحة في علاقة تدفق المطر الشهري. في الوقت خطوة كل يوم، وتطبيقها أمر صعب وهذا، بالنظر إلى تعقيد علاقة تدفق المطر على هذا النطاق.

نماذج الشبكة العصبية الاصطناعية تسمح لمحاكاة تحول المطر في التدفق على الأحواض الطبيعية ، هذا العمل يعتمد على نمذجة تدفق الأمطار على مقياس يوميا؛ يتم تطبيقها على مستجمعات المياه من وادملاق-مجردة.

تطبيق نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية الذي معلمات المدخلات هي هطول (TRMM 3B42 Daily 7) والإشعاع الشمسي ودرجة الحرارة القصوى والدنيا والرطوبة النسبية من خلال مجموعات مختلفة والمخرجات هي التدفق التي لوحظت في محطة قياس ملاق كانت البيانات في فترة (1999/09/01) إلى (2004/08/31) . كانت النتائج مختلفة من مجموعة إلى أخرى ، بعضها جيد والآخر سيئ (في توقيت تأخير مختلف) ، وكانت النتائج واعدة. في مرحلة التدريب، نجد تشابهاً بين المخرجين الملاحظ والمقدر، بينما مرحلة التحقق أظهرت اختلاف عند الذروات مع أداء جيد في القيم الصغيرة والمتوسطة ومرحلة الاختبار اعادت الشبكة لتوفير تقارب جيد بين معظم التدفق الملحوظ والمقدر.

توضح هذه النتائج أن النموذج يمكنه العثور على العلاقة بين هطول الأمطار والتدفق عبر مجموعات مختلفة من المعطيات وفترة التأخير المختلفة، ولكن مع اختلاف الأداء من حالة إلى أخرى.

الكلمات المفتاحية : الهيدرولوجيا، الحوض المائي ، واد ملاق- مجردة ، النموذج التساقط - التدفق ، الشبكة العصبية الاصطناعية، بيانات الأقمار الصناعية.

Abstract

For a better understanding of the exploitation of satellite data in the rainfall-flow modeling of Mellegue- Medjerda wadi, we have tried in this work the application of the rain-flow modeling using the models of the "black box" or artificial neural network with the use of TRMM 3B42 Daily 7 precipitation satellite data and solar radiation and temperature and relative humidity. And the reason for the use of satellite data is the lack of ground data in Algeria because of the lack of adequate metering equipment.

Artificial neural networks are models that are inspired by the human brain, widely used in hydrology, to introduce a new simulation concept based on data learning. Equipped with nonlinear optimization algorithms,

The models of artificial neural networks make it possible to simulate the transformation of the rain in flow on natural ponds, this work based on the modelization rain-flow on the daily scale; is applied to the wadi Mellegue-Medjerda watershed.

Model inputs are TRMM 3B42 Daily 7 estimated satellite precipitation, as well as other climate variables (solar radiation, min and max temperature, and relative humidity). Several combinations of these variables have been tested for best performance. The data used are from the period 01/09/1999 to 31/08/2004. The results were different from one combination to another, some good and some bad (in the timing of a different delay) for the good combinations, the results were promising.

Theseresults show that the model canfind the relationshipbetweenprecipitation and runoffthroughdifferentcombinations and the differentdelay time, but with performance differingfrom case to case.

Keywords: artificial neural network, Hydrology, Satellite data, precipitation, Modeling Rain-flow , Model, Watershed, Wadi Mellegue- Medjerda.

RESUME

Pour une meilleure compréhension de l'exploitation des données satellitaires dans la modélisation pluie-débit de l'Oued de Mellegue-Medjerda, nous avons tenté dans ce travail l'application de la modélisation pluie-débit en utilisant les modèles du "boîte noir" ou réseau de neurones artificiel avec l'utilisation de données satellite de précipitation TRMM 3B42 Daily 7 et rayonnement solaire et température et humidité relative. Et la raison de l'utilisation des données satellitaires est le manque de données au sol en Algérie en raison soit du manque d'équipement de comptage adéquat.

Les réseaux de neurones artificiels sont des modèles qui s'inspirent du cerveau humain, très utilisés en hydrologie, permettent d'introduire un nouveau concept de simulation basé sur l'apprentissage de données. Dotés d'algorithmes d'optimisation non-linéaires,

Les modèles de réseaux de neurones artificiels permettent de simuler la transformation de la pluie en débit sur des bassins naturels, Ce travail basé sur la modélisation pluie-débit à l'échelle journalière ; est appliqué au bassin versant d'Oued Mellegue-Medjerda.

Les entrées du modèle sont la précipitation estimée par le satellite de TRMM 3B42 Daily 7, ainsi que d'autres variables climatiques (rayonnement solaire, température min et max et humidité relative). Plusieurs combinaisons de ces variables ont été testées pour obtenir les meilleures performances. Les données utilisées sont tirées de la période allant de 01/09/1999 jusqu'au 31/08/2004. Les résultats étaient différents d'une combinaison à l'autre, certains bons et d'autres mauvais (dans le timing d'un délai différent) pour les bonnes combinaisons, les résultats étaient prometteurs.

Ces résultats montrent que le modèle peut trouver la relation entre les précipitations et le débit à travers différentes combinaisons et le délai de temporisation différent, mais avec les performances différentes d'un cas à l'autre.

Mots clés : Données satellitaires, Hydrologie, Modélisation pluie-Débit, Oued Mellegue, précipitation, réseau de neurones artificiel, télédétection.