

Estimation quantitative de la pluie, à partir des variables simulées de radar polarimétrique bande X, par la méthode de réseau de neurones artificiels

1. Introduction

La mesure des précipitations revêt une importance capitale tant pour la société que pour la science. Sur le plan sociétal, l'agriculture est fortement dépendante de la pluie en Afrique de l'ouest. Ainsi, les longues périodes de sécheresse ou encore les périodes de pluie excessive ont souvent des conséquences néfastes sur les activités sociétales et même sur la vie des humains et des animaux. En outre dans le domaine de la science, la mesure des précipitations est utile pour la prévention des risques hydrométéorologiques, la modélisation en hydrologie continentale, etc. Différents moyens sont utilisés pour la mesure des précipitations. Il s'agit des pluviomètres, des pluviographes, les disdromètres, des radars et des satellites météorologiques. Les pluviographes et pluviomètres donnent une mesure directe de la quantité de pluie tombée au sol. Cependant, une bonne connaissance de la distribution spatiale de la pluie nécessite un réseau très dense de pluviographes à cause du caractère ponctuel de leur mesure, ce qui demande des investissements conséquents. Le Disdromètre permet de mesurer individuellement le diamètre des gouttes de pluies leur nombre pour d'en déduire la quantité d'eau tombée et le spectre de distribution granulométrique. Les radars météorologiques effectuent des mesures sur les hydrométéores en tenant compte de leur interaction avec les ondes électromagnétiques. Ces mesures dites indirectes sont alors converties en quantité de pluie à l'aide des algorithmes de restitution.

Ce travail vise à évaluer des algorithmes d'estimation quantitativement de la pluie, basés sur la méthode de réseau de neurones, à partir des variables simulées de radar polarimétrique bande X. Après la présentation des données utilisées et la méthode du réseau neuronal, nous avons présenté les résultats obtenus, la conclusion et les perspectives.

2. Données : variables simulées de radar polarimétrique bande X

Ces variables polarimétriques sont simulées avec le code numérique appelé matrice T (Mishchenko et al., 1996). Pour cela, on introduit les paramètres la polarimétrie bande X, l'angle d'élévation du radar (fixé à 2°), la température de pluie (qu'on varie) et le modèle d'aplatissement des gouttes de pluie (qu'on varie). En ce qui concerne la distribution des gouttes de pluie (en anglais DSD : rain Drop Size Distribution), nous avons utilisé les données mesurées au Nord-Ouest du Bénin (Moumouni et al., 2009 ; Moumouni et al. 2021) qui sont un ensemble de 12342 spectres de DSD (de durée une minute) issus 93 évènements pluvieux. Pour chaque spectre, le taux de pluie (R) est calculé à et les variables radars polarimétriques suivante sont simulées :

- la réflectivité de Raleigh (Z)
- la réflectivité horizontale (Z_h)

- la réflectivité verticale (Z_v)
- la réflectivité différentielle (Z_{dr})
- l'atténuation horizontale (A_h)
- l'atténuation verticale (A_v)
- l'atténuation spécifique (K_{dp}).

Dans nos travaux, nous avons conçu à partir de ces données radars simulées, des algorithmes bi-variables et tri-variables pour l'estimation de l'intensité de pluie R . Ces algorithmes se présentent comme suit :

bi-variables : $R(Z, Z_h), R(Z, Z_{dr}), R(Z, Z_v), \dots$ etc.

tri-variables : $R(Z, Z_h, Z_{dr}), R(Z, A_h, K_{dp}), \dots$ etc.

Pour trier le meilleur algorithme qui fait une bonne estimation de la pluie, nous avons utilisé le réseau de neurone.

3. Le réseau de neurones artificiels

Un réseau neuronal artificiel est un ensemble de neurones qui prennent des informations en entrée et, en conjonction avec des informations provenant d'autres nœuds, développent des sorties sans règles programmées.

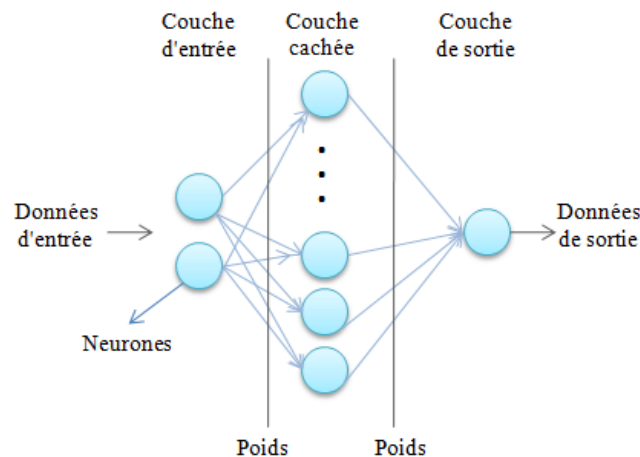


Figure 1 : Vue simplifiée d'un réseau de neurones artificiels

Le réseau de neurones fonctionne en trois grandes étapes : l'apprentissage, le test et la prédiction. Au cours de la phase de l'apprentissage, on lui fournit à l'entrée, il s'agit ici des variables polarimétriques selon chaque algorithme, et la variable de sortie, il s'agit ici du taux de pluie (R). Le réseau mène l'apprentissage en essayant d'estimer convenablement la sortie en tenant compte de l'entrée. Les coefficients qui ont permis de faire les meilleures estimations sont alors sauvegardés pour les phases de test et de la prédiction. Lors des étapes de test et de prédiction, seules les variables d'entrée sont fournies au réseau qui simule la sortie. Au cours de la phase de test, on compare les valeurs simulées aux valeurs attendues (mesurées). Lorsque le test est concluant, on utilise l'algorithme pour la prédiction.

Cette étude s'arrête à l'étape du test pour évaluer l'efficacité des algorithmes (types de couple ou de triplet de variables polarimétriques) donnant une meilleure estimation du taux de pluie.

Le jeu de donnée d'effectif total 12342, pour chaque variable, a été divisé en deux : 9343 pour l'apprentissage et 2999 pour le test. Le réseau de neurones artificiels utilisé est celui codifier sous le package « *neuralnet* » dans le logiciel R. Les variables sont normalisées avant d'être introduites dans le réseau selon.

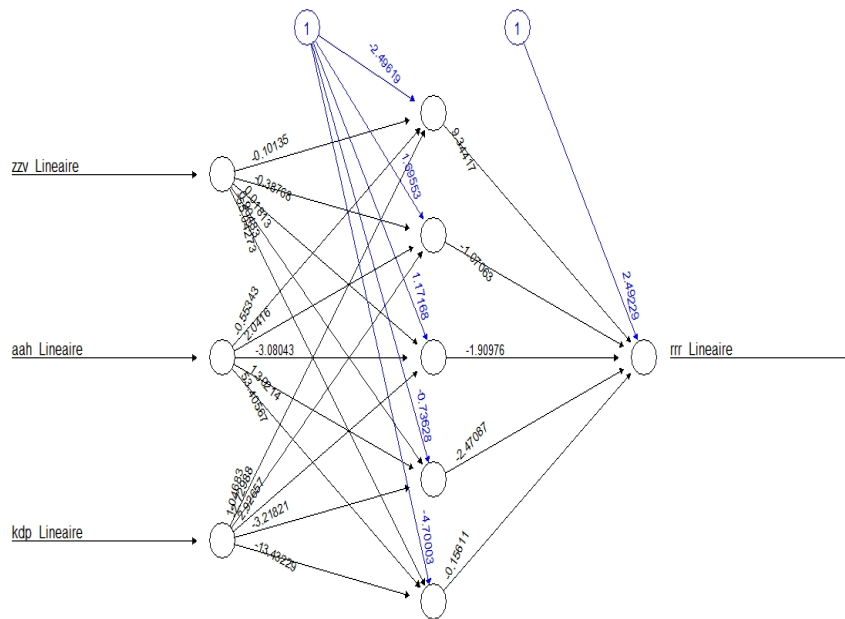


Figure 2 : Réseau de neurones artificiels pour le cas d'un algorithme tri-variable

A l'étape du test, le taux de pluie simulé est comparé au taux de pluie mesuré en utilisant plusieurs critères statistiques présentés en annexe. Le réseau neuronal possède un certain nombre de couches cachées. Une étude de sensibilité de l'efficacité des algorithmes au nombre de couches cachés, a été aussi menée.

3. Résultats et analyse

Notons que pour certains algorithmes bi-variables ou tri-variables, l'apprentissages de réseau de neurones ne converge pas. Nous présentons ici d'uniquement les résultats des algorithmes dont l'apprentissage a convergé.

3.1. Les algorithmes bi-variables

Les résultats du test des algorithmes bi-variables se présente dans le tableau 1 et indique que l'algorithme $A_{12} = R(A_h, Z_{dr})$ est le plus efficace.

Tableau 1 : Test des algorithmes bi-variables (critères statistiques du test)

Algorithmes	ρ	Nash	KGE	MRE	SDFE
-------------	--------	------	-----	-----	------

$A1 = R(Z, K_{dp})$	0.9986594	0.9972985	0.991581	0.2184147	0.6227647
$A2 = R(Z, Z_h)$	0.9941784	0.9864138	0.9318116	0.3119872	0.9967931
$A3 = R(Z, A_h)$	0.9896494	0.9782794	0.9396711	0.3527921	1.151444
$A4 = R(Z, Z_v)$	0.9851154	0.9698847	0.9557642	0.5080027	1.25453
$A5 = R(Z_h, Z_v)$	0.9814291	0.9550177	0.9213671	0.2252472	0.6452199
$A6 = R(Z_h, A_h)$	0.9901138	0.9794178	0.9530122	0.3445145	1.1123
$A7 = R(Z_h, Z_{dr})$	0.9636358	0.9136484	0.8957663	0.6400622	1.777636
$A8 = R(Z_h, K_{dp})$	0.9982152	0.9963889	0.9886283	0.2766608	0.8041727
$A9 = R(Z_v, A_v)$	0.9838695	0.9649767	0.9129047	0.1912196	0.6581388
$A10 = R(Z_v, Z_{dr})$	0.9689803	0.9250765	0.8954931	0.4387834	1.239794
$A11 = R(Z_v, K_{dp})$	0.9982394	0.9963718	0.9842164	0.2659169	0.7792389
$A12 = R(A_h, Z_{dr})$	0.996676	0.993344	0.9932226	0.03985184	0.2961001
$A13 = R(A_v, K_{dp})$	0.998728	0.9973411	0.9850326	0.1807923	0.9850326

3.2. Les algorithmes tri-variables

Les résultats du test des algorithmes tri-variables se présente dans le tableau 2 et indique que les algorithmes $A1 = R(Z, Z_{dr}, K_{dp})$, $A2 = R(Z_h, Z_{dr}, K_{dp})$ et $A3 = R(A_h, Z_{dr}, K_{dp})$ sont les plus efficaces.

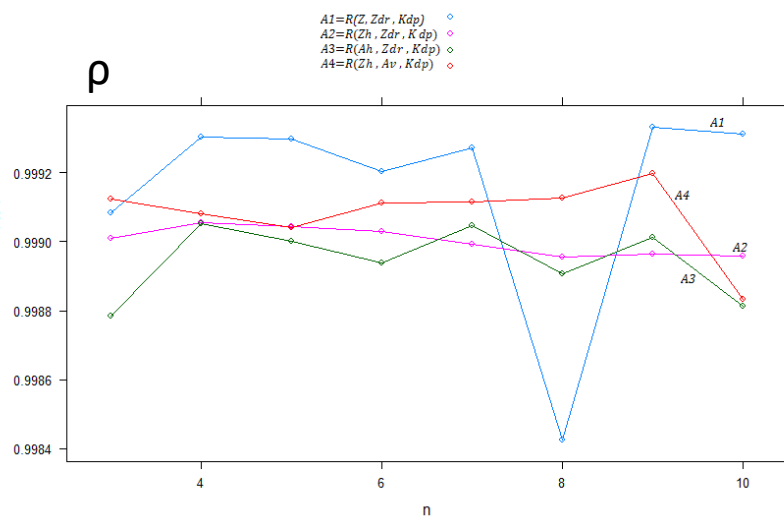
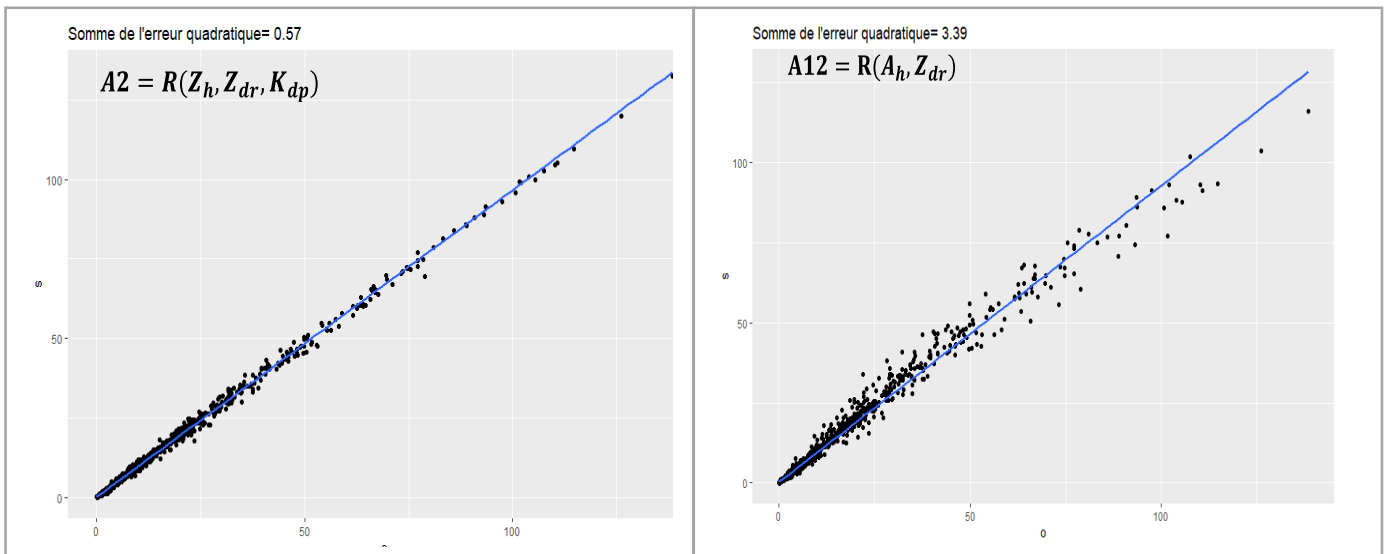
Tableau 2 : Test des algorithmes tri-variables (critères statistiques du test)

Algorithmes	ρ	Nash	KGE	MRE	SDFE
$A1 = R(Z, Z_{dr}, K_{dp})$	0.9985196	0.9969697	0.9868913	0.0078904	0.2641193
$A2 = R(Z_h, Z_{dr}, K_{dp})$	0.9985196	0.9969829	0.9898677	0.0022373	0.3749756
$A3 = R(A_h, Z_{dr}, K_{dp})$	0.9981212	0.996203	0.991206	-0.041261	0.3441086
$A4 = R(Z_h, A_v, K_{dp})$	0.9986905	0.9972519	0.9801632	0.195933	0.4426652
$A5 = R(Z_v, A_h, K_{dp})$	0.9987974	0.9972807	0.9747627	0.1965625	0.5527756
$A6 = R(Z, Z_v, A_h)$	0.9888656	0.975703	0.9179645	0.3207792	1.105679

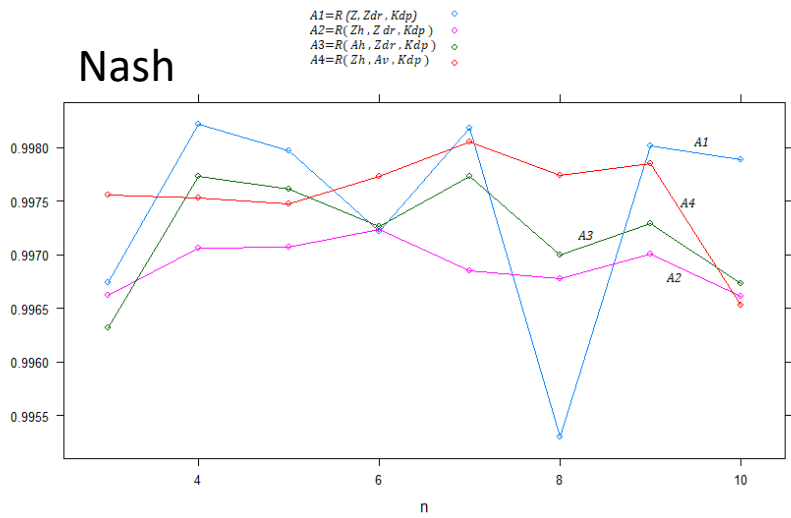
Algorithmes	ρ	Nash	KGE	MRE	SDFE
-------------	--------	------	-----	-----	------

$A2 = R(Z_h, Z_{dr}, K_{dp})$	0.9985196	0.9969829	0.9898677	0.0022373	0.3749756
$A12 = R(A_h, Z_{dr})$	0.996676	0.993344	0.9932226	0.03985184	0.2961001

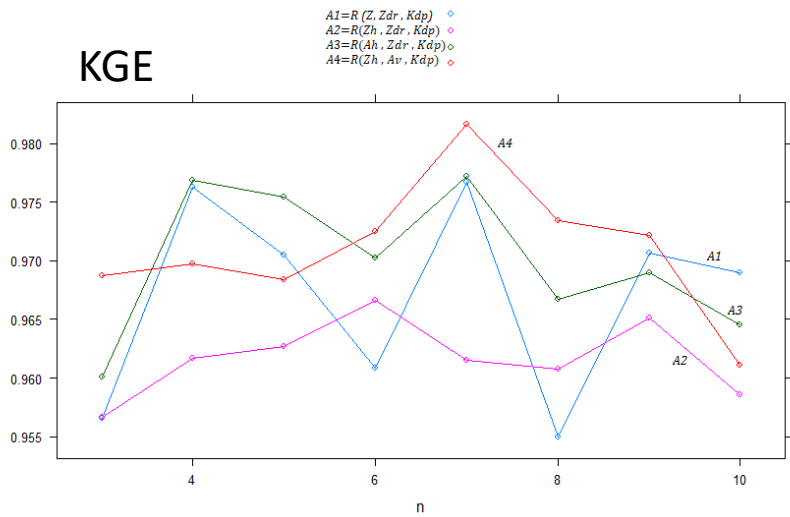
3.3. Comparaison entre l'algorithme bi-variables et tri-variables



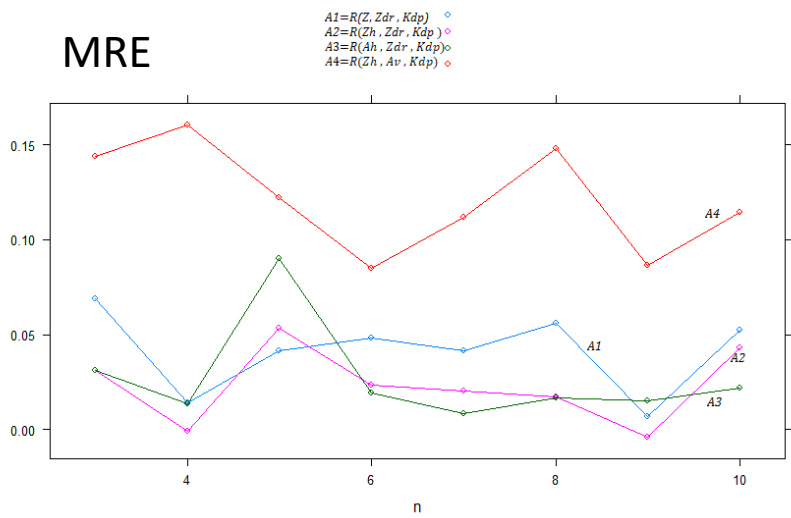
Nash



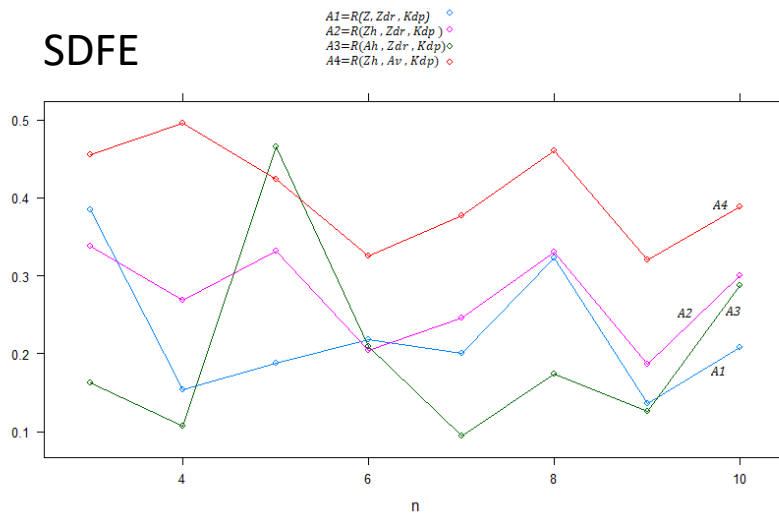
KGE



MRE



SDFE



Tous les algorithmes sont sensibles au nombre de couche interne du réseau neuronal utilisé. Nous recommandons l'algorithme A2 à cause de la faible variabilité des critères statistiques en fonction du nombre de courbes.

4. Conclusion et perspectives

La variabilité de la distribution de la taille des gouttes de pluie représente l'un des principaux facteurs physiques affectant l'estimation quantitative des précipitations par radar. L'utilisation de radars polarimétriques une source très prometteuse pour l'amélioration de cette l'estimation. Cette étude évalue différents algorithmes de variables polarimétriques pour l'estimation quantitative des précipitations en utilise la méthode de réseau neuronal. Cette étude pour la pluie à la température de 20°C et avec le modèle d'aplatissement des gouttes proposé Andsager et al. (1999), a montré que l'algorithme tri-variables des différents algorithmes $A2 = R(Z_h, Z_{dr}, K_{dp})$ est le plus performant. Ce résultat est proche de ceux de Ryzhkov (1996) et Brandes (2002) qui ont recommandé des estimateurs empiriques du taux de pluie : $R(K_{dp})$, $R(Z_h, Z_{dr})$ et $R(K_{dp}, Z_{dr})$; et qui les ont justifiés par le fait que Z_{dr} est lié au diamètre moyen des gouttes et que K_{DP} est non affecté par l'atténuation du faisceau.

Dans la suite nous prévoyons étendre sur d'autres modèle de formes de gouttes de pluie et varier la température de la pluie. Nous entamerons ensuite utilisation des autres méthodes d'optimisation heuristiques.