PARTIE III : RESULTATS ET DISCUSSIONS

A. RESULTATS

Chapitre VIII. **Décomposition en ondelettes**

Le résultat des décompositions en ondelettes des données LAI brutes est représenté sur la figure 21a et des données LAI filtré est représenté par la figure 21b.



Figure 21: (a): Données LAI brutes, (b): LAI filtré par la décomposition en ondelettes

Chapitre IX. Analyse en composantes principales : sélection des indices de végétation

Nous présentons dans le tableau III la matrice de corrélation entre les décompositions en ondelette du signal LAI original, les bandes spectrales et les indices de végétation.

MCours.com

Résultats

Tableau III: Matrice de corrélation entre les 4 premières approximations du LAI obtenues à l'aide de la décomposition en ondelettes, les variables spectraux et des différents indices de végétation

Variables	LAI	LAI1	LAI2	LAI3	LAI4	XS1	XS2	XS3	XS4	RATIO	NDVI	PVI	TSAVI	SAVI1	SAVI2	NDWI	GNDVI	SLAVI	CNDVI	RSR	CNDVI1	RSR1
LAI	1																					
LAI1	0,893	1																				
LAI2	0,798	0,893	1																			
LAI3	0,723	0,810	0,907	1																		
LAI4	0,625	0,699	0,783	0,864	1																	
XS1	-0,254	-0,278	-0,306	-0,326	-0,406	1																
XS2	-0,227	-0,253	-0,282	-0,310	-0,381	0,931	1															
XS3	-0,284	-0,314	-0,349	-0,380	-0,463	0,925	0,877	1														
XS4	-0,289	-0,326	-0,367	-0,403	-0,467	0,748	0,744	0,816	1													
RATIO	-0,277	-0,305	-0,337	-0,364	-0,439	0,719	0,582	0,899	0,716	1												
NDVI	-0,276	-0,305	-0,336	-0,363	-0,435	0,719	0,586	0,898	0,713	0,998	1											
PVI	-0,287	-0,318	-0,352	-0,383	-0,465	0,876	0,795	0,989	0,798	0,954	0,951	1										
TSAVI	0,221	0,243	0,266	0,282	0,332	-0,429	-0,255	-0,662	-0,502	-0,909	-0,920	-0,757	1									
SAVI1	-0,277	-0,305	-0,337	-0,363	-0,435	0,720	0,587	0,899	0,713	0,998	1,000	0,952	-0,919	1								
SAVI2	-0,276	-0,305	-0,336	-0,363	-0,435	0,720	0,586	0,898	0,713	0,998	1,000	0,952	-0,919	1,000	1							
NDWI	-0,052	-0,048	-0,046	-0,044	-0,085	0,451	0,377	0,480	-0,109	0,469	0,478	0,488	-0,413	0,478	0,478	1						
GNDVI	-0,281	-0,314	-0,350	-0,385	-0,458	0,793	0,772	0,961	0,795	0,939	0,944	0,973	-0,780	0,944	0,944	0,460	1					
SLAVI	-0,186	-0,199	-0,216	-0,231	-0,298	0,685	0,564	0,803	0,345	0,848	0,852	0,838	-0,756	0,852	0,852	0,864	0,810	1				
CNDVI	0,244	0,279	0,316	0,353	0,404	-0,597	-0,635	-0,605	-0,925	-0,444	-0,429	-0,565	0,186	-0,430	-0,430	0,374	-0,543	-0,031	1			
RSR	0,275	0,312	0,352	0,388	0,448	-0,696	-0,712	-0,740	-0,987	-0,611	-0,603	-0,712	0,375	-0,603	-0,603	0,226	-0,701	-0,215	0,974	1		
CNDVI1	-0,242	-0,264	-0,290	-0,310	-0,376	0,639	0,486	0,829	0,556	0,973	0,979	0,895	-0,948	0,979	0,979	0,600	0,892	0,910	-0,235	-0,427	1	
RSR1	-0,184	-0,197	-0,214	-0,227	-0,285	0,489	0,309	0,687	0,316	0,888	0,890	0,771	-0,911	0,889	0,889	0,714	0,759	0,929	0,015	-0,177	0,961	1

- LAI1 : première approximation du LAI ;
- LAI2 : deuxième approximation du LAI ;
- LAI3 : troisième approximation du LAI ;
- LAI4 : quatrième approximation du LAI.



Le cercle de corrélation des variables est donné par la figure ci-dessous :

Figure 22: Cercle de corrélation des variables

Chapitre X. Entrainement du réseau de neurones artificiels

Nous ne présentons ici que le meilleur résultat que nous avons obtenu ; le nombre de neurones dans la couche cachée a déjà été optimisé. La figure suivante nous montre l'évolution de l'erreur quadratique au cours des itérations



Figure 23: Variation de l'erreur quadratique au cours des itérations

Les résultats obtenus consistent à comparer les valeurs de LAI prédites par les modèles à celles des valeurs mesurées sur terrain. La figure 24 illustre ces résultats appliqués à la base de construction sur le réseau de neurones. Le coefficient de détermination R² de cette relation vaut 0.94.



Figure 24: Corrélation entre les valeurs de LAI mesurées et les valeurs de LAI calculées

Chapitre XI. Carte de LAI

L'objectif principal de cette étude est l'élaboration d'une carte d'indice foliaire du complexe d'aires protégées de Zahamena. La carte que nous présentons est la carte de LAI obtenue à partir de réseau de neurones artificiels.



Carte 3: Carte de LAI de la zone d'étude construite à l'aide du réseau de neurones artificiels

B. DISCUSSIONS

Chapitre XII. La source des bruits considérés dans le signal de LAI

Les couverts forestiers de la zone d'étude sont fortement hétérogènes horizontalement et verticalement. Les plus concernés se trouvent dans la partie Ouest de Namarafana (Figure 2). La contribution de la strate arbustive dans le LAI mesuré par le capteur LAIL est très variable et elle est étroitement liée aux conditions écologiques. La discontinuité de la strate herbacée et surtout de la strate arbustive est à l'origine des grandes variabilités de LAI mesuré in situ. Le LAI considéré pour l'étude de corrélation LAI-IMAGES est le LAI correspondant à l'étage supérieur. Mais le signal LAI mesuré est bruité par les strates herbacée et arbustive. D'autre part, les perturbations de la forêt causées par les chablis bruitent le signal de LAI. Elles se trouvent très fréquentes dans le haut versant et mi versant de la partie Ouest de Namarafana. La figure 25a suivante représente la structure verticale tandis que la figure 25b représente la structure horizontale de la végétation de la zone d'étude.



Figure 25: Structures verticale et horizontale de la végétation

On peut voir sur ces figures les difficultés que nous avons rencontrées lors des mesures de LAI. La strate arbustive est très dense, parfois impénétrable. Mais, le pas de mesure de LAI doit être respecté et le LAIL doit être maintenu verticalement à une distance minimale de deux mètres par rapport au sol. À cause de la densité des strates végétales, les rayonnements lumineux sont parfois piégés, ce qui entraine une grande variabilité des LAI mesurés.

Chapitre XIII. Filtrage

Le filtrage par la méthode des ondelettes permet éliminer les hautes fréquences d'après les spectres des signaux LAI avant et après le filtre. Nous constatons qu'après le premier filtrage le signal est encore bruité et la valeur de fréquence est un peu élevée. Nous procédons la 2^{ème} approximation et ainsi de suite. Mais après le 4^{ème} filtrage, ces bruits ont été enlevés. Au-delà de ce 4^{ème} filtrage, les résultats obtenus sont des droites donc non interprétables. C'est la raison pour laquelle nous nous sommes arrêtés à ce degré de filtrage.

Chapitre XIV. Analyse en composantes principales

Le tableau III montre que les coefficients de corrélation R des 4 premières approximations de LAI et les variables spectrales sont un peu faibles. La valeur maximale de **R** est égale à 0,467. Cette valeur correspond au coefficient de corrélation de **LAI4** et de la bande XS4. La valeur minimale de **R** est à égale 0,085. Elle correspond au coefficient de corrélation de **LAI4** et l'indice de végétation NDWI. Nous constatons aussi que LAI4 est corrélé avec beaucoup plus de variables (spectrales et indices de végétation) que les autres résultats de filtrage.

Le cercle de corrélation (Figure 27) contient 88,11% de la variance totale. L'axe **F1** du cercle factoriel représente 70,63% de la variance totale tandis que l'axe **F2** du cercle factoriel montre 17,49% de la variabilité totale.

Chapitre XV. Réseau de neurones artificiels

D'après la figure 30, l'erreur quadratique moyenne (MCE) diminue au cours des itérations. Après 720 itérations, cette erreur reste constante : le nombre optimal de neurones dans la couche cachée a été identifié. Pour les données que nous avons utilisées, ce nombre optimal de neurones est égal à 15. Ceci correspond à une erreur quadratique de 0,15593.

La figure 27 présente le nuage de points construit avec LAI prédit et LAI recueilli sur terrain et illustre la relation qui existe entre ces deux variables. La droite de régression qui ajuste au mieux le nuage de points est décrite par l'équation suivante : y = 0.89x + 0.029. Le coefficient de détermination associé à cette relation est extrêmement significatif (R = 0.94263). Toutefois, l'approche neuronale a, elle aussi, quelques inconvénients. Il n'existe pas de règle stricte sur le choix de la topologie du réseau de neurones artificiels le plus adapté. Le fonctionnement en mode 'black box' des réseaux de neurones artificiels peut laisser des doutes quant à la validité et la pérennité des résultats quand la méthode sera appliquée à d'autres endroits avec d'autres données et d'autres types de formations végétales. Des tests seront donc nécessaires à chaque fois.

XV.1. Avantages et Inconvénients des réseaux de neurones

XV.1.1 Les avantages

Les réseaux de neurones ont montré leur efficacité dans le domaine de la reconnaissance de forme. Ils sont, à l'heure actuelle, capables de faire aussi bien que les programmes classiques dans ce domaine, et pour certains problèmes spécifiques, peuvent aborder la reconnaissance de forme pour lesquelles les approches classiques n'ont pas de solution.

Un autre atout des réseaux de neurones est leur flexibilité face aux variations de l'environnement à analyser, en d'autres termes leur capacité à s'adapter à la nouveauté.

Les réseaux de neurones ont une résistance naturelle aux données bruitées lors de l'apprentissage. En effet, si la taille des échantillons est assez large, une erreur ne faussera pas beaucoup la mise à jour des poids. En outre, ils résistent au manque de fiabilité des données

XV.1.2 Les inconvénients

Les réseaux de neurones ne dispensent pas de bien maitriser le problème avant de le résoudre.

En outre, la connaissance acquise par un réseau de neurone est codée par les valeurs des poids synaptiques. Les réseaux de neurones sont donc des boites noires où les connaissances sont inintelligibles pour l'utilisateur.

Les réseaux de neurones doivent parfois apprendre les échantillons plusieurs dizaines de milliers de fois. Si la taille de ces échantillons est grande, le temps d'apprentissage risque d'être démesuré.

Les réseaux de neurones ont une bonne capacité de généralisation. Si l'on gère mal l'apprentissage des réseaux, par exemple si l'on arrive à trop minimiser l'erreur, les réseaux auront « appris par cœur » les échantillons et risquent de ne pas connaitre des configurations voisines : on parle alors de sur-apprentissage ou over-fitting.

Un des inconvénients est aussi l'absence de méthode systématique permettant de définir la meilleure topologie des réseaux et le nombre de neurones à placer dans la ou les couches cachées.

Chapitre XVI. Analyse de résidu

Le diagnostic graphique des résidus est un dispositif puissant pour valider une régression. Il procure un nombre important d'informations que les indicateurs statistiques appréhendent mal. L'analyse des résidus pratiqués montre que ce résidu suit une loi normale avec une moyenne nulle et une variance constante. Nous représentons ci-après les valeurs de LAI mesurées, LAI calculés et de résidus sur la figure suivante. Les LAI estimés sont obtenus avec les équations de régression possédant des variances résiduelles faibles qui nous donne des coefficients de détermination R² élevé. D'après la figure ci-dessus les valeurs entre les LAI observé et estimé sont en général comprises entre -1 et +1. Dans Peterson *et al.*, (1987), on peut observer que pour un LAI d'environ 6, le RATIO varie de 4 à 6. Pour ces deux bornes, le LAI prédit par la régression varie de 3,5 à 7.

Encore, dans Chen *et al.* (2002) [64], on peut observer que pour un LAI d'environ 4 le RATIO varie d'environ de 4 à 11. Pour cet exemple, le RMSE de la relation établie est de 1,78. Toutes ces affirmations nous permettent de conclure que les valeurs de résidus obtenues variant entre [-1, 1] sont acceptables.



Figure 26: Superposition de la courbe de LAI estimé et la courbe de LAI mesuré et les résidus correspondants

Chapitre XVII. Carte de LAI

Comme nous l'avons constaté sur la carte 1, les résultats obtenus avec le modèle de réseau de neurones artificiels sont très intéressants. La variation de LAI obtenue dans la zone d'étude est comprise entre 4,18 à 7,68. Si on se rapporte à une image classifiée de la zone d'étude (Figure 27), nous constatons que les non-forêts sont représentées par des faibles valeurs de LAI et la valeur de LAI augmente si on se trouve dans les classes forêts dégradées, forêt denses humides sempervirentes de basse altitude-forêts sclérophylles (FDHSBA-FS) et forêts denses humides sempervirentes de basse altitude (FDHSBA).



Figure 27: Image classifiée de la zone d'étude obtenue par la méthode kNN orientée objet

MCours.com