

Classification non supervisée de l'image multispectrale du district d'Andapa en 8 classes avec 10 itérations

Légende :

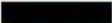
Row	Histogram	Color	Red	Green	Blue	Opacity	
1	31782693		0	0.392	0	1	forêt
2	26146352		0	0.392	0	1	forêt
3	18572562		1	1	0	1	savane_herbeuse
4	7702268		0	0	0	1	ombre
5	11126434		0.647	0.165	0.165	1	culture
6	9425353		0.647	0.165	0.165	1	culture
7	2513735		1	1	1	1	nuage+riz
8	7795042		1	1	1	1	nuage+riz

Ainsi, on voit très bien ici que le logiciel a tendance à attribuer à un même élément, des couleurs différentes avec des valeurs radiométriques différentes, mais il représente aussi des éléments différents comme la riziculture et les nuages dont les valeurs radiométriques sont sensiblement les mêmes, avec une même couleur.



Fig.14 : Classification non supervisée de l'image multispectrale du district d'Andapa en 5 classes avec 10 itérations

Légende :

Row	Histogram	Color	Red	Green	Blue	Opacity	
1	47305420		0	0.392	0	1	forêt
2	29027972		0	0	0	1	ombre
3	17749496		1	1	0	1	savane_herbeuse
4	6443616		1	1	1	1	nuage+riz
5	14537935		0.647059	0.164706	0.164706	1	culture

Dans cette classification en 5 classes, on voit une nette amélioration car chaque classe représente maintenant un élément. C'est-à-dire qu'il n'y a plus la présence d'un même élément sur deux ou plusieurs classes différentes, sauf pour le riz et les nuages qui se confondent encore et seront représentés par une seule couleur.

3.6.2 Classification supervisée

Contrairement à la classification non-supervisée, cette fois-ci l'utilisateur définit le nombre de classes mais aussi les sites de références sur lesquels se base le logiciel pour les regroupements. C'est-à-dire nous choisissons même les sites de références pour chaque classe et c'est le logiciel qui recherchera et regroupera tous ceux qui ont les mêmes signatures que ces

derniers. Une fois la classification réalisée, il y a une phase d'évaluation et de validation par la réalisation d'une matrice de confusion. Pour cela, nous utiliseront une classification orientée objet grâce aux images à très hautes résolutions.

L'identification des classes dans la zone d'étude a comme objectif de mieux différencier chaque élément du terrain, tout en mettant en valeur la surface existante pour la culture de riz (colorée en rouge). Les étapes à suivre pour la classification supervisée se présente comme suit :

- Création des signatures

Comme le titre l'indique, dans cette étape, on commence par choisir les éléments à classer en entrant leurs signatures spectrales. Cette étape est primordiale car c'est à partir de cette dernière que l'on indique, par la suite, tous les éléments appartenant à la même classe en créant des polygones qui limiteront les extraits de ces derniers [voir annexe 3].

- Classification

Une fois la signature faite, on poursuit avec la classification. Pour cela, on choisit l'image à classer, on ajoute la signature que l'on vient de faire sans oublier de choisir le dossier de destination.

Dans cette démarche, nous avons adopté la classification par Maximum de vraisemblance. C'est une méthode probabiliste qui permet de calculer pour chaque pixel, sa probabilité d'appartenir à une classe bien distincte. En d'autre mot, le pixel sera assigné à la classe pour laquelle la probabilité d'appartenance est la plus élevée (Caloz et Collet, 2001).

Voici le résultat de notre classification, une classification en 6 classes dont la riziculture qui nous intéresse particulièrement est illustrée en rouge.

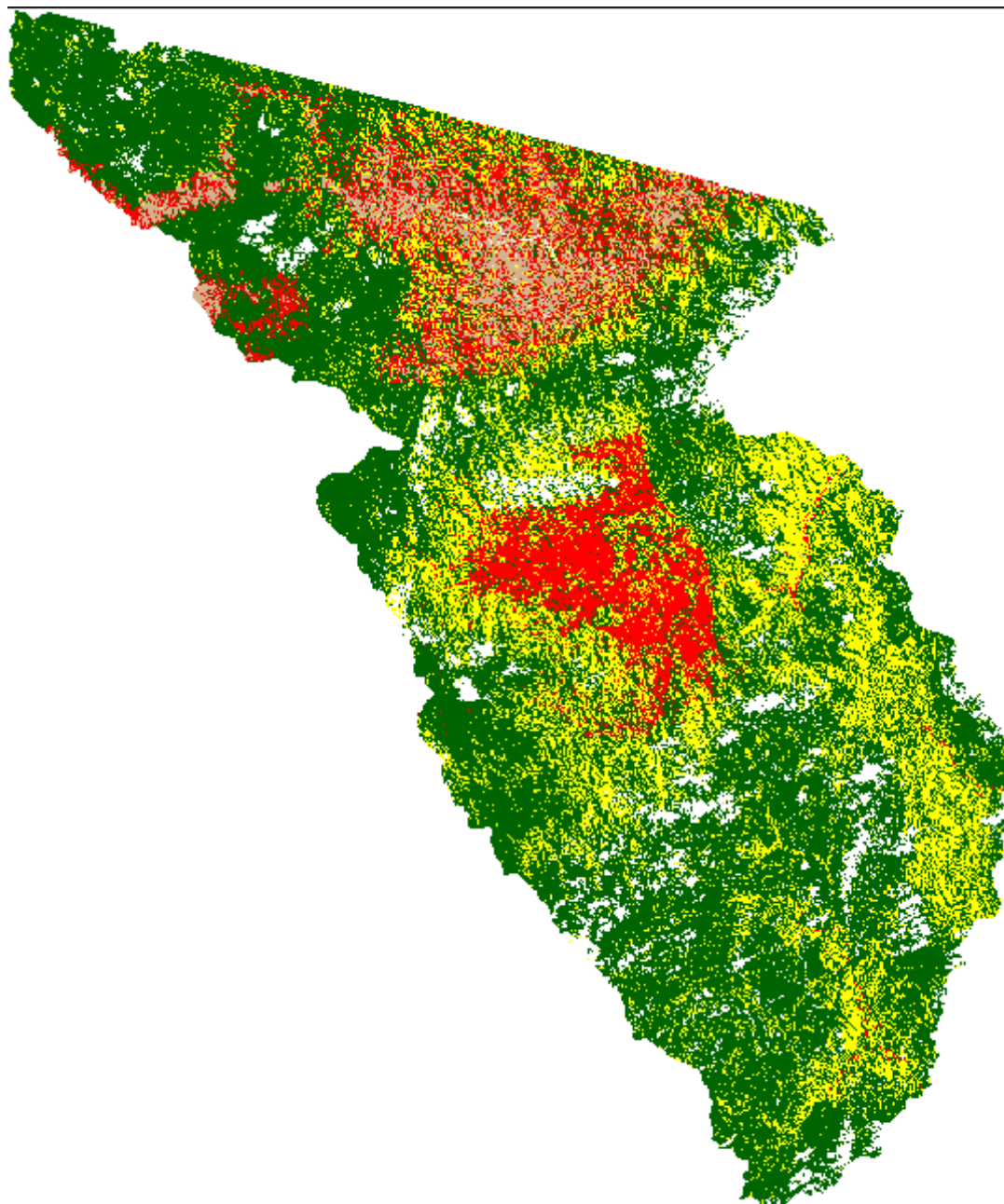


Fig.15 : Classification supervisée en 6 classes du District d'Andapa

Légende :

Class #	>	Signature Name	Color	Red	Green	Blue	Value	Order
1	▶	forêt		0.000	0.392	0.000	9	9
2		savane		1.000	1.000	0.000	8	17
3		nuage		1.000	1.000	1.000	21	36
4		sol		0.824	0.706	0.549	15	49
5		riziculture		1.000	0.000	0.000	12	59

Validation de la classification par la matrice de confusion

La matrice de confusion permet de mesurer la qualité d'un système de classification, c'est-à-dire qu'elle nous montre si le système parvient à classer correctement. De cette manière, elle permet de donner une valeur, l'indice de Kappa, montrant l'exactitude de la classification.

Indice de Kappa

Un indice qui permet de « retirer » la portion de hasard ou de subjectivité de l'accord entre les techniques. [10]

Cet indice est excellent quand il est supérieur à 0.80 ; bon quand il est compris entre 0.80-0.61 ; modéré quand il est entre 0.60-0.21 ; mauvais quand il est entre 0.20-0.0 et très mauvais quand il est inférieur à 0.0

Voici la matrice de confusion pour notre cas :

Dans notre résultat, l'indice de kappa = 0.8386 qui nous permet de dire que la classification que nous avons effectué est excellent.

Tableau 6: Matrice de confusion de l'image optique multispectrale

(Pixels)	Savane	Ombre	Nuage	Sol	Riz	Forêt	Total
Unclassified	61	26	4	5	62	1736	1894
Savane	41124	0	628	0	5027	19742	66521
Ombre	0	43529	59	0	0	18448	62036
Nuage	601	16	35280	0	5243	382	41522
Riz	567	0	1780	1973	88483	758	93561
Forêt	2859	1359	2058	0	904	454004	461184
Total	45212	44930	39809	24830	104436	495104	75321

Tableau 7: Exactitude de la classification de l'image optique multispectrale

Classes	Exactitude pour le producteur (pixel)	Exactitude pour l'utilisateur (pixel)	Exactitude pour le producteur (%)	Exactitude pour l'utilisateur (%)
Savane	90.96	61.82	41124/45212	41124/66521
Ombre	96.88	70.17	43529/44930	43529/62036
Nuage	88.62	84.97	35280/39809	35280/41522
Sol	92.03	82.79	22852/24830	22852/27603
Riz	84.72	94.57	88483/104436	88483/93561
Forêt	91.70	98.44	454004/495104	454004/461184

[Voir annexe 4]

4 Traitement de l'image RADAR

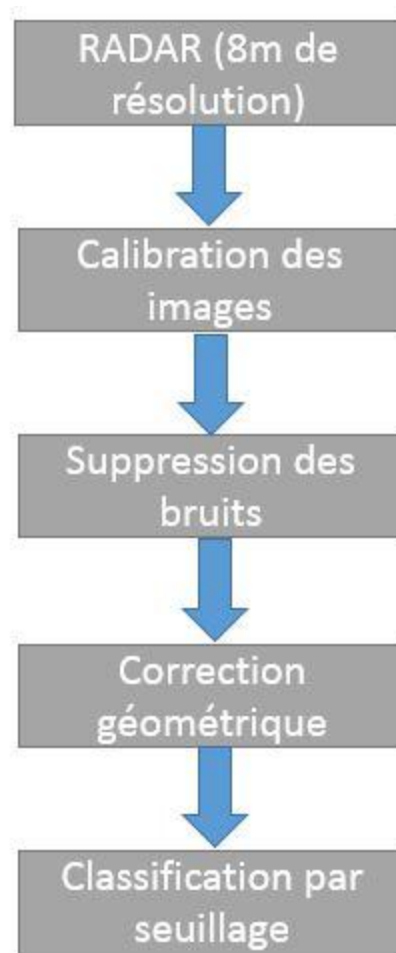


Fig.16 : Organigramme du traitement des images RADAR

On a en notre possession des images RADAR à double polarisation : une image HH et une image HV avec une résolution de 8m ; Des images provenant du satellite RADARSAT-2, le successeur de RADARSAT-1, un satellite commercial canadien qui a été lancé le 14 Décembre 2007. C'est un radar à Synthèse d'Ouverture (RSO) fonctionnant en bande C (5.405 GHz). Son altitude moyenne est de 798 km, son orbite est héliosynchrone avec une inclinaison de 98.6 degré et une période de révolution de 100.7 minutes. Il possède un mode de capture ultrafin qui permet l'acquisition d'images jusqu'à une résolution spatiale de 3 mètres, soit la meilleure résolution spatiale disponible commercialement par télédétection radar. RADARSAT-2 à deux directions pour la visée ainsi, il a donc la capacité d'acquérir des images à gauche ou à droite du satellite. Toutefois, par défaut, la visée est à droite.

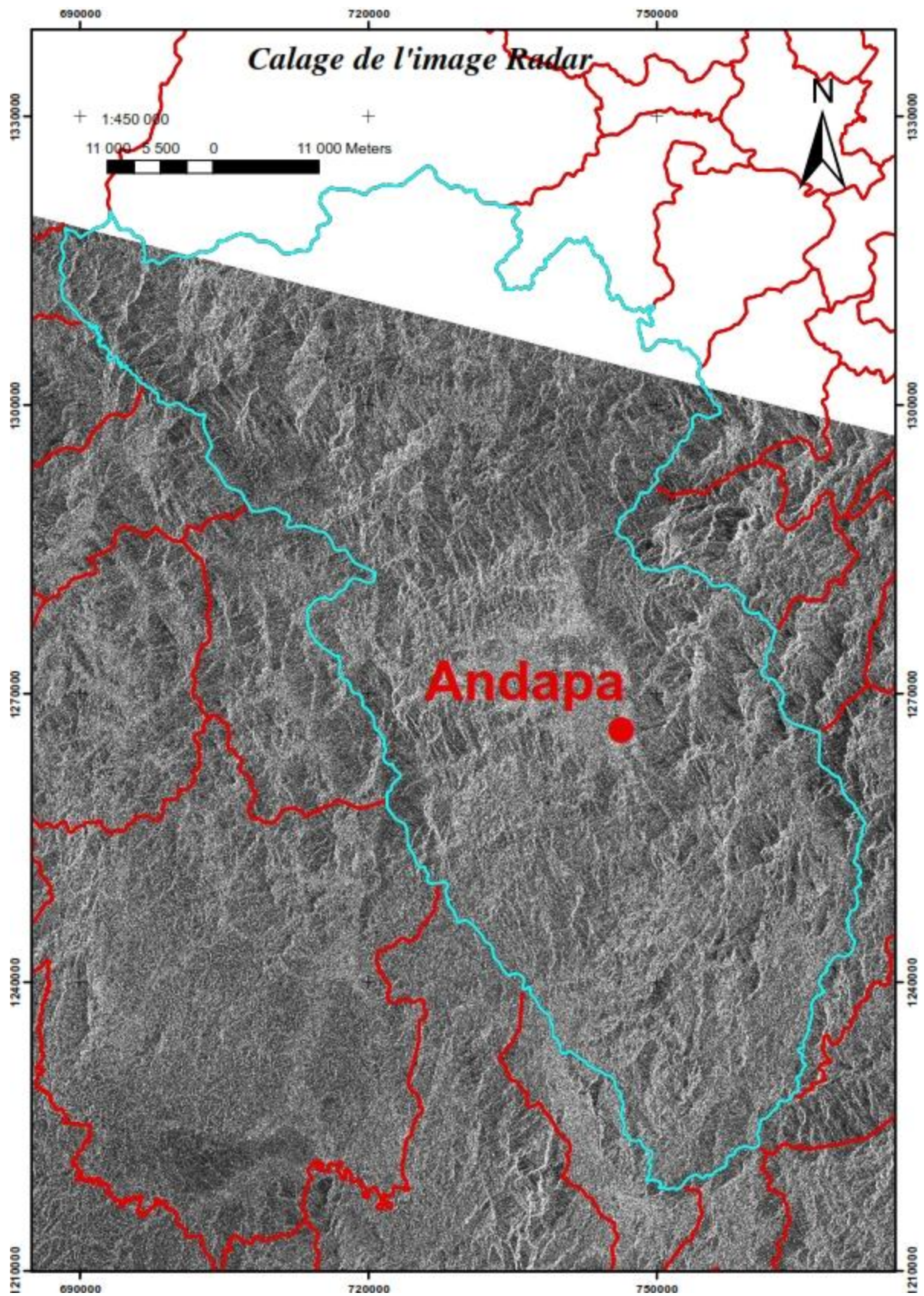


Fig.17 : Représentation des images RADAR acquises (en bleu : le district d'Andapa)

On a signalé au début que les images radar présentent des bruits appelés chatoiement ou speckle. Le chatoiement est dû à l'interférence cohérente des ondes diffusées de beaucoup de diffuseurs élémentaires. Ce bruit complique le problème d'interprétation de l'image en réduisant l'exactitude de l'information. Ainsi, pour réduire le niveau du chatoiement, un filtrage est nécessaire afin de ne pas dégrader la qualité de l'image et ne pas altérer l'aspect polarimétrique. Le but du filtrage étant de créer une image exploitable sur laquelle pourront être appliquées les méthodes de segmentation, classification et extraction du contour. A cet effet, il faut aussi lisser les zones homogènes, préserver la texture, conserver les structures et préserver l'information polarimétrique.

4.1 Le logiciel utilisé Sentinel toolbox

C'est un logiciel spécialisé dans le traitement des images de tous les formats et tous les types. Il prend en charge les différents capteurs possibles, bien que ce soient des capteurs optiques ou des capteurs radars.

4.2 L'amélioration des images radar

Nous avons ici des images RADAR à synthèse d'ouverture (ou RSO) à double polarisation HH et HV. [Voir annexe 5]

Les images RADAR sont affectées par un bruit multiplicatif qui augmente avec l'intensité. Ce bruit, appelé chatoiement, rend inefficaces les méthodes usuelles de traitement d'images comme les méthodes de segmentation ou de classification. A cela s'ajoute les effets dus au positionnement oblique du capteur par rapport à la cible quand il envoie le rayonnement. Toutefois, il serait nécessaire d'améliorer la qualité de ces images afin de soulager la tâche de l'interprétation. Parmi les techniques d'amélioration de la qualité des images radar, nous présentons dans ce paragraphe la calibration des images, la suppression du speckle, la correction géométrique et la Co-registation des images. [Voir annexe 6]

4.2.1 La calibration des images :

Après avoir coupé et délimité notre zone d'étude, cette étape est la première à faire. Pour travailler correctement avec les images RSO, on a besoin de calibrer l'image. [6]

Elle permet d'appliquer une correction radiométrique sur les images ainsi de faire apparaître les vraies valeurs des pixels sur les images. C'est-à-dire qu'on va convertir les comptes numériques en coefficients de rétrodiffusion σ^0 ou σ Nought (en décibels) afin de soustraire l'information nécessaire. Cette grandeur σ^0 dépend non seulement des paramètres physiques de la surface, tels que sa rugosité et son humidité, mais également de paramètres propres au capteur, comme la longueur d'onde du signal, la polarisation et l'angle d'incidence au sol. [9]

A noter qu'après avoir précisé la nature du capteur et du produit qu'on va utiliser lorsqu'on l'insère, le logiciel effectue automatiquement les corrections nécessaires et correspondantes aux

images RADARSAT-2. (RADARSAT Data Product Specification, RSI-GS-026, Revision 3, May 8, 2000

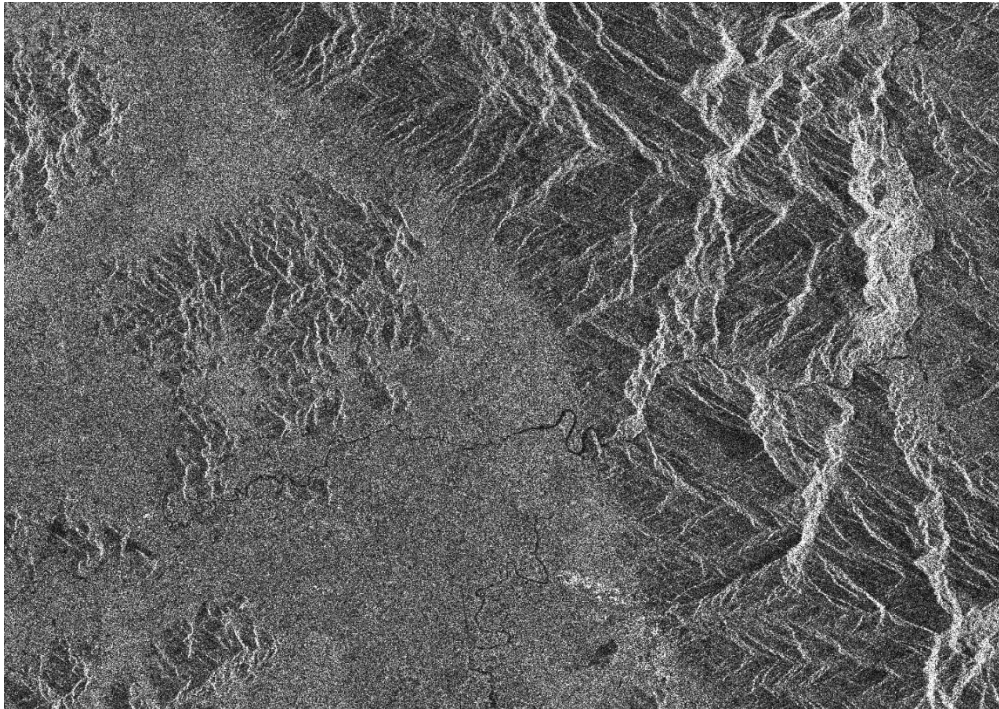


Fig.18 : Extrait de l'image de l'amplitude_HV initiale

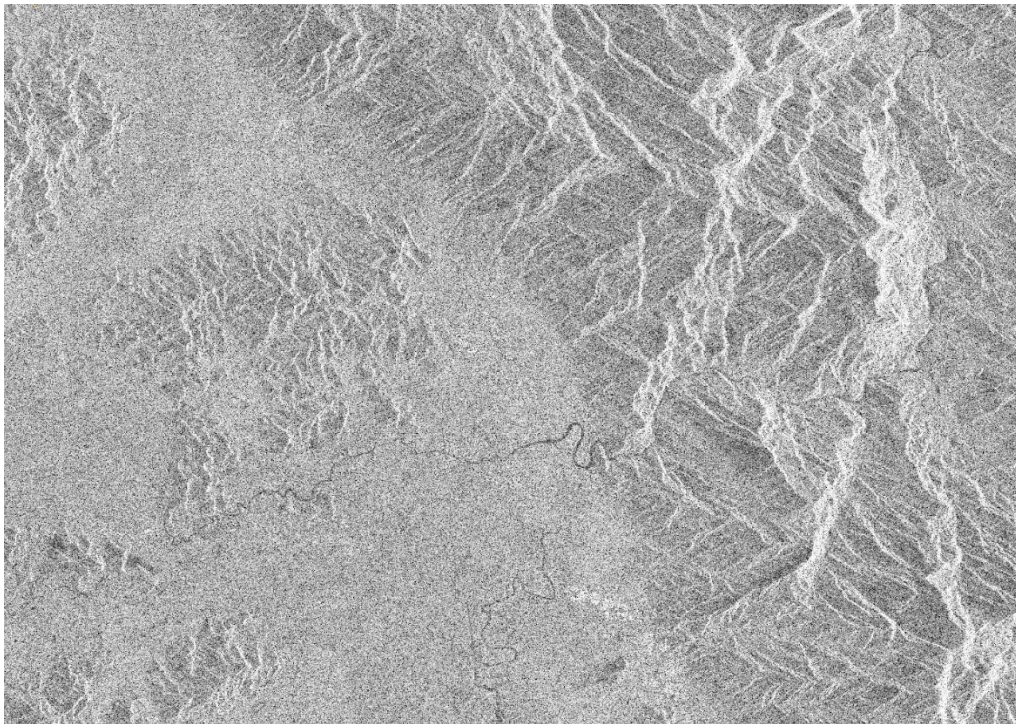


Fig.19: Image amplitude_HV après calibration

4.2.2 Suppression des bruits par l'application d'un filtre

Comme on a mentionné précédemment, le filtrage du bruit dans une image radar est obligatoire avant les traitements. Car tout en éliminant le bruit, le filtrage doit aussi préserver les éléments structuraux de l'image tels que les lignes et les frontières entre les régions.

On peut observer deux types de filtrage. Le premier est un filtrage qui se fait au moment de l'acquisition de l'image. Ce dernier consiste à prendre plusieurs vues de la même scène et à calculer la moyenne pour chaque point de l'image. On l'appelle aussi filtrage par traitement multi-vues (multi-look processing) et c'est un genre de filtrage qui réduit la variation du signal et par conséquent réduit le chatoiement dans l'image.

Le deuxième type consiste à appliquer des transformations après que l'image soit formée. Des transformations qui doivent tenir compte des caractéristiques des images radar, surtout du modèle statistique du bruit qui les affecte.

Et c'est ce deuxième type de filtrage qui nous intéresse parce que c'est ce dernier qui concerne notre cas.

En effet il existe plusieurs type de filtre comme le filtre moyen, le filtre median ou le filtrage adaptatif mais c'est le filtrage adaptatif qui va nous intéresser car les filtres adaptatifs tiennent vraiment compte des caractéristiques des images radar et ont été élaborées pour réduire la granularité des images tout en préservant sa structure (arrêtes, lignes, régions). Plus précisément, on va parler du filtre de Lee. [7]

Par définition, le filtre de Lee est un type de filtrage adaptatif qui estime la réflectivité du terrain en chaque pixel par la moyenne calculée sur une partie d'une fenêtre, cette partie doit inclure des pixels qui appartiennent à la même région homogène que le pixel central.[4] En n'utilisant aucun modèle statistique du signal R , le filtre de Lee propose d'estimer la moyenne et la variance de R par la moyenne locale observée, $\bar{I}$, et la variance locale observée, $Var(I)$. $\bar{I}$ et $Var(I)$ sont calculés sur une fenêtre. Cette méthode est dite LS (Local Statistic). $\hat{R}$ et $Var(R)$ sont exprimés en fonction de $\bar{I}$ et de $Var(I)$ de la façon suivante [4] :

$$\bar{R} = \bar{I} \quad (1)$$

$$Var(R) = \frac{Var(I) - \bar{I}^2 \sigma_u^2}{(1 + \sigma_u^2)} \quad (2)$$

σ_u est l'écart type de signal bruit U . $\sigma_u = C_u = 1/\sqrt{L}$, C_u étant le coefficient de variation de U . Lee propose d'approximer le modèle multiplicatif du signal image I par un modèle linéaire de forme $\hat{R} = aI + b\bar{R}$, où $\hat{R}$ est l'estimateur de R donnant la plus petite erreur quadratique par rapport à la moyenne (*Minimum Mean Square Error MMSE*). Les variables a et b sont choisies de façon à minimiser $E((\hat{R} - R)^2)$, E étant l'espérance mathématique. Nous obtenons :

$$\hat{R} = aI + (1 - a) \bar{R} \quad (3)$$

$$\text{Avec } a = Var(R) / Var(I) \quad (4)$$

En remplaçant $Var(R)$ par l'expression de l'équation (2), on aura :

$$\alpha = \frac{Var(I) - \bar{I}^2 \sigma_u^2}{(1 + \sigma_u^2) Var(I)} \quad (5)$$

$1 + \sigma_u^2$ peut être remplacé par 1 car $\sigma_u^2 \approx 0$, on aura donc :

$$\alpha = 1 - \frac{c_u^2}{c_i^2} \quad (6)$$

Finalement, le filtre de Lee est défini de la façon suivante :

$$\hat{R}(t) = w(t)I(t) + (1 - w(t))\bar{I}(t) \quad (7)$$

$$\text{Avec } w(t) = 1 - \frac{c_u^2}{c_i^2(t)}, \quad C_I^2(t) = Var(I) / \bar{I}(t)^2$$

Le filtre de Lee a été appliqué sur l'image du district d'Andapa qui est notre zone d'étude. On a commencé à appliquer le filtre de Lee avec une fenêtre de 3 x 3 puis 5 x 5 et 7 x 7.

La taille de la fenêtre d'application influence le résultat du filtrage car : l'algorithme de filtrage n'est pas efficace quand la fenêtre est trop petite et contrairement à cela, les détails de l'image seront perdus si elle est trop grande. Mais il est recommandé d'utiliser une fenêtre 3x3 ou 5x5 pour préserver la texture des informations. [5]

Finalement, on a choisi une fenêtre 3 x 3 pour ne pas perdre trop d'information.

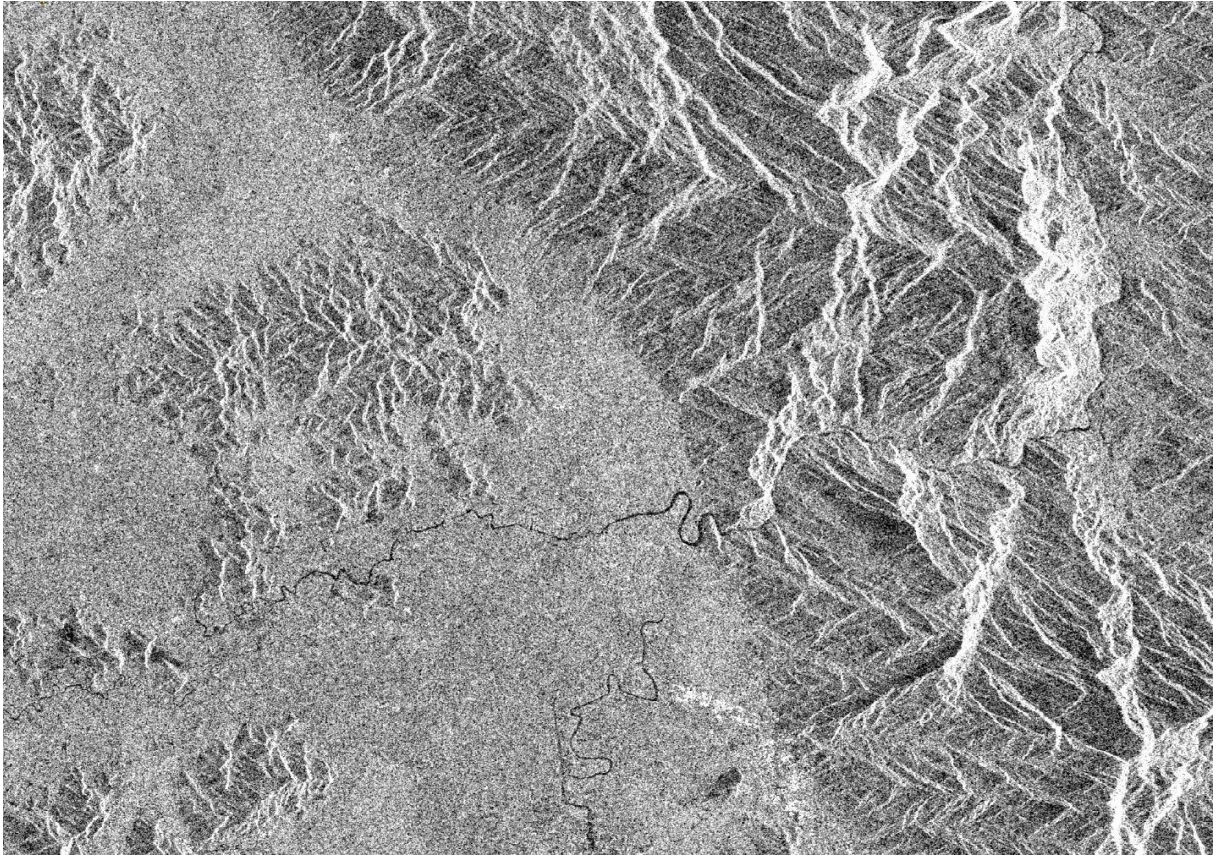


Fig.20: Amplitude_HV après application du filtre Lee (3x3)