

DOCUMENT PUBLIC

MAJOR :

***Utilisation des différents capteurs satellitaires
pour la mise à jour des indicateurs liés
aux problèmes de ressources hydrogéologiques
et minières en Afrique***

Étude réalisée dans le cadre du projet de recherche 2000-RIS-D02

Rapport intermédiaire

**décembre 2000
BRGM/RP-50597-FR**

DOCUMENT PUBLIC

MAJOR :

***Utilisation des différents capteurs satellitaires
pour la mise à jour des indicateurs liés
aux problèmes de ressources hydrogéologiques
et minières en Afrique***

Étude réalisée dans le cadre du projet de recherche 2000-RIS-D02

N. Baghdadi

avec la collaboration de

C. Parent, A. Bourguignon, X. Descombes, C. King, J.F. Desprats

Rapport intermédiaire

décembre 2000

BRGM/RP-50597-FR

Mots clés : Capteurs satellitaires, Indicateurs, Ressources hydrogéologiques, Ressources minières, Afrique.

En bibliographie, ce rapport sera cité de la façon suivante :

Baghdadi N., C. Parent, A . Bourguignon, X. Descombes, C. King, J.F. Desprats (2000) - MAJOR : utilisation des différents capteurs satellitaires pour la mise à jour des indicateurs liés aux problèmes de ressources hydrogéologiques et minières en Afrique. BRGM/RP-50597-FR, 90 p., 19 fig., 23 tabl., 5 ann.

© BRGM, 2000, ce document ne peut être reproduit en totalité ou en partie sans l'autorisation expresse du BRGM.

Synthèse

L'importance stratégique de certains thèmes géographiques comme par exemple les ressources en eau, la traficabilité, les agglomérations et les infrastructures, ainsi que l'évolution rapide en fonction du temps de certains d'entre eux, rendent nécessaire le développement d'un outil automatique ou semi-automatique de mise à jour cartographique des différents thèmes. L'objectif de cette étude est d'analyser le potentiel des images radar et optiques pour la cartographie de l'occupation du sol en Afrique. Une zone d'étude située en Guinée-Conakry a été choisie où les cartes topographiques existantes datent de plus de 40 ans.

Cette étude s'inscrit dans le cadre du projet MAJOR (Mise à jour optique/radar) qui a été commandité par la DGA (Direction Générale des Armées) dans le cadre d'un appel d'offre PNTS/DGA. Elle vise à consolider les connaissances thématiques déjà existantes sur quelques thèmes géographiques (occupation du sol, géographie humaine, disponibilité des données en eau, infrastructures) pour permettre d'apprécier le potentiel des différents types d'imagerie (radar et optique) pour la mise à jour des cartes militaires JOG (Joint Operations Graphics).

On propose dans le cadre de ce projet d'évaluer le potentiel de différents capteurs, optique et radar, et leur complémentarité en matière de cartographie.

Plusieurs thèmes sont intéressants à cet égard :

- ressources en eau : détection des réseaux hydrologiques permanents ou temporaires ;
- agglomérations (villages, villes) et infrastructures routières (pistes et routes) ;
- orpaillages sauvages ;
- formations superficielles : détection des régolithes/cuirasses.

Les résultats obtenus ont permis d'évaluer quantitativement les performances respectives des capteurs SIRC bande L, SIRC bande C, ERS, SPOT, Landsat TM et de proposer les voies les plus efficaces pour atteindre au mieux l'une des composantes cartographiques recherchées.

Le projet comportera une deuxième étape pour baliser les procédures de mise à jour automatique par fusion des données pertinentes.

Sommaire

Introduction	9
 1. Contribution du BRGM.....	17
1.1. Fabrication des modèles numériques de terrain (MNT).....	17
1.1.1. MNT à partir des données radar altimétrique.....	17
1.1.2. MNT à partir de scènes SPOT XS (région de Siguiri)	18
1.1.3. Comparaison entre les différents MNT fabriqués	20
1.2. Prétraitements des images satellitaires	20
1.3. Traitement des images radar.....	22
1.3.1. Interprétation visuelle.....	22
1.3.2. Analyse statistique.....	24
1.3.3. Classification	27
1.4. Traitement des images optiques	37
1.4.1. Interprétation visuelle.....	37
1.4.2. Classification	39
1.4.3. Amélioration de la détection de thèmes principaux	45
1.5. Complémentarité entre radar et optique	53
1.6. Apport de l’outil SIG.....	54
1.7. Conclusions	56
1.7.1. Images radar	56
1.7.2. Images optiques	57
 2. Apport de l’INRIA	59
2.1. Introduction	59
2.2. Description de la méthode	59
2.3. Expérimentation	60
2.4. Plan de travail	60
 3. Perspectives	63

4. Personnes impliquées dans le projet	65
Références	67

Liste des figures

Fig. 1 - Site d'étude situé dans le nord-est de la Guinée-Conakry : région de Siguiri	11
Fig. 2 - Localisation des images acquises dans le cadre du projet MAJOR.....	12
Fig. 3 - Une sous-image SIR-C acquise en avril 1994 et quelques photos de certains objets	23
Fig. 4 - Coefficients de rétrodiffusion moyens calculés pour différents objets en fonction des différentes configurations du radar SIR-C. (a) saison sèche et (b) saison de pluies	25
Fig. 5 - Résultat de la classification des images multi-dates de SIR-C (CHH, CHV, LHH et LHV en saison sèche et saison des pluies)	31
Fig. 6 - Composition colorée réalisée à partir de l'ACP des deux images SIR-C : rouge : ACP1 sèche, vert : ACP1 humide, bleu : ACP2 humide.....	32
Fig. 7 - Image composite réalisée à partir de trois images ERS (rouge : 08 juin 1997 ; vert : 20 août 1993 ; bleu : 21 août 1994)	33
Fig. 8 - Une sous-image SPOT acquise en mars 1998 et des photos de certains objets présents sur le site d'étude	39
Fig. 9 - Détection du réseau hydrographique permanent sur l'image F-SPOT 4 en utilisant : (a) l'indice NDVI, (b) l'indice de brillance, (c) le filtre passe haut et (d) le filtre passe haut adaptatif.....	47
Fig. 10 - Détection du réseau hydrographique permanent sur l'image F-SPOT 4 résultante de la fusion avec la bande panchromatique de Landsat TM	47
Fig. 11 - Détection du réseau hydrographique permanent sur l'image Landsat TM résultante de la fusion avec la bande panchromatique de Landsat TM	48
Fig. 12 - Détection du réseau hydrographique permanent en utilisant l'analyse en composantes principales	49
Fig. 13 - Détection du réseau hydrographique temporaire sur une zone test. Extraction du réseau de talwegs à partir du MNT et superposition du réseau hydrographique permanent issu de la classification (classes forêts galerie et fleuves)	50
Fig. 14 - Détection des infrastructures de type routes et pistes à partir des images optiques. (a) G-SPOT 3 ; (b) Landsat panchromatique	51

Fig. 15 - Détection des infrastructures de type routes et pistes à partir des images optiques. Application des filtres sur une zone test de l'image G-SPOT 3.....	52
Fig. 16 - Potentiel de détection des anciens objets miniers (orpaillages sauvages) : détection visuelle et classification sur l'image E-SPOT 3 (les orpaillages repérés sur le terrain sont signalés par les points jaunes ou noirs).	53
Fig. 17 - Apport de l'outil SIG : exemple de carte de traficabilité.....	55
Fig. 18 - Bonne détection de la ville de Siguiri sur une image ERS-1.....	61
Fig. 19 - Mauvaise détection des villages en utilisant le capteur SIR-C et SPOT.	61

Liste des tableaux

Tabl. 1 - Caractéristiques des images optiques SPOT et Landsat TM.....	13
Tabl. 2 - Caractéristiques des images radar (ERS et SIRC).....	13
Tabl. 3 - Matrices de variance-covariance et de corrélation (entre parenthèses). (a) : saison sèche, (b) : saison de pluies.....	25
Tabl. 4 - Matrices de valeurs propres obtenues à partir des images SIR-C. (a) : saison sèche, (b) : saison de pluies.....	26
Tabl. 5 - Matrices de vecteurs propres obtenus à partir des images SIR-C. (a) :saison sèche, (b) : saison de pluies.....	26
Tabl. 6 - Matrice de confusion de l'image SIR-C de saison sèche	29
Tabl. 7 - Matrice de confusion de l'image SIR-C acquise en saison de pluies.....	29
Tabl. 8 - Matrice de confusion de la combinaison des deux images SIR-C	30
Tabl. 9 - Matrice de confusion de l'ACP réalisée sur les deux images SIR-C (deux saisons, deux fréquences, et deux polarisations).....	32
Tabl. 10 - Matrice de confusion obtenue à partir des images ERS	34
Tabl. 11 - Matrice de confusion obtenue à partir des images SIR-C (bande C, deux polarisations et deux saisons)	35
Tabl. 12 - Matrice de confusion obtenue à partir des images SIR-C (bande L, deux polarisations et deux saisons)	35
Tabl. 13 - Résultats des classifications effectuées sur les images radar (ERS et SIR-C) ...	36
Tabl. 14 - Caractérisation des classes reconnues sur les images optiques	38
Tabl. 15 - Classes reconnues sur chacune des images étudiées	38
Tabl. 16 - Caractéristiques des images optiques utilisées	40

Tabl. 17 - Matrice de confusion obtenue sur l'image G-SPOT 3 en utilisant les AOI de validation : Précision moyenne = 81.3 % ; Kappa = 0.83 ; Précision totale = 84.8 %	40
Tabl. 18 - Matrice de confusion obtenue sur l'image E-SPOT 3 en utilisant les AOI de validation : Précision moyenne = 86.6 % ; Kappa = 0.84 ; Précision totale = 85.6 %	41
Tabl. 19 - Matrice de confusion obtenue sur l'image F-SPOT 3 en utilisant les AOI de validation : Précision moyenne = 79.4 % ; Kappa = 0.75 ; Précision totale = 79.2 %	41
Tabl. 20 - Matrice de confusion obtenue sur l'image Landsat en utilisant les AOI de validation : Précision moyenne = 85.4 % ; Kappa = 0.83 ; Précision totale = 85.9 %	41
Tabl. 21 - Matrice de confusion réalisée sur l'image G-SPOT 3 en utilisant les AOI qui ont servis à la validation radar. Précision moyenne : 58,7 % ; Kappa : 0,42 ; Précision totale : 51,93 %	45
Tabl. 22 - Codage des différentes classes de traficabilité	55
Tabl. 23 - Conclusions sur le potentiel des images optiques et radar pour la détection des principaux thèmes de l'étude.	58

Liste des annexes

Ann. 1 - MNT réalisés d'une part à partir des données altimétriques radar et d'autre part par stéréoscopie SPOT	69
Ann. 2 - Localisation des points de contrôle terrain superposés aux images SPOT G-SPOT 3 et E-SPOT3.....	75
Ann. 3 - AOI de référence et de validation sélectionnées sur les images optiques.....	79
Ann. 4 - Analyse en composantes principales.....	83
Ann. 5 - Apport de l'outil SIG.....	87

Introduction

CONTEXTE

L'utilisation de plus en plus généralisée des données de géographie numérique dans les systèmes opérationnels ainsi que l'importance stratégique de cette information aussi bien dans le monde civil que dans celui de la Défense en font une donnée primordiale dont la qualité doit être suivie et contrôlée.

Une des caractéristiques primordiales associées à une donnée géographique est sa fraîcheur. La mise à jour de ces données et/ou la validation de la pertinence d'une donnée sont des processus indispensables qu'il faut mettre en œuvre en parallèle avec les processus de production de données. Les images de télédétection appartiennent maintenant couramment aux filières de production des données géographiques de par leur grande accessibilité et leur large couverture. Elles présentent aussi un potentiel fort pour les étapes de mise à jour ou de contrôle des données.

La diversité des zones d'intérêt de la Défense l'incite à considérer de nombreux paysages où les cartes sont inexistantes, obsolètes ou inaccessibles. La priorité associée à une zone peut varier rapidement de manière assez imprévisible. Le mécanisme de mise à jour n'est alors plus une procédure globale qui s'applique à l'ensemble de la base de donnée mais plutôt un mécanisme local et pointu qui devra produire dans des délais contrôlés une qualité de mise à jour pouvant être prédite à partir de la nature des données disponibles pour effectuer cette mise à jour.

Ce mécanisme doit être développé. Pour cela et dans un premier temps, on doit s'interroger sur le contenu informatif des différents types d'images satellites utilisés en mono-image ou en multi-images. En effet, l'accessibilité de plus en plus grande aux données de capteurs satellites civils est en train de modifier les schémas d'emploi de ces données. Alors que jusqu'à présent les applications restaient mono-capteur avec des capteurs dédiés, l'utilisation synergique de capteurs aux caractéristiques différentes (comme par exemple des données optiques et des données radar) apparaît comme la solution du futur.

OBJECTIFS

Comparativement aux continents à fort taux de croissance comme l'Asie et l'Amérique latine, on constate en Afrique un désengagement assez général des forces d'investissement et de développement depuis plus d'une dizaine d'années. Or, le continent africain a de solides potentialités géologiques unanimement reconnues pour la mine (la zone hors Afrique du sud représentant 8 % de la production minière mondiale), l'eau, l'agriculture et la forêt. Il est donc essentiel de mettre les Sciences de la Terre au service du cadre de vie et du développement de ce continent ce qui constitue l'un des défis majeurs de cette fin

de siècle. La connaissance de l'infrastructure géologique est cruciale pour la gestion de l'équilibre naturel du continent mais nécessite des moyens dont l'ampleur dépasse le cadre strictement régional.

Cette étude s'inscrit dans le cadre du projet MAJOR (Mise à jour optique/radar) qui a été commandité par la DGA (Direction Générale des Armées) dans le cadre d'un appel d'offre PNTS/DGA¹. Ce projet a pour objectif la mise à jour des cartes géographiques par l'utilisation de données satellitaires radar et optique. L'importance stratégique de certains thèmes géographiques comme par exemple les ressources en eau, la traficabilité, les agglomérations et les infrastructures, ainsi que l'évolution rapide en fonction du temps de certains d'entre eux, rendent nécessaire le développement d'un outil automatique ou semi-automatique de mise à jour des différents thèmes. Différents outils de détection, de segmentation et de classification seront utilisés. Les méthodes proposées devraient être extrapolables à d'autres zones en Afrique.

Le potentiel et la disponibilité des ressources en eau ou de ressources minières peuvent modifier rapidement la distribution et l'évolution de la concentration des activités humaines. Cette étude vise à consolider les connaissances thématiques déjà existantes sur quelques thèmes géographiques (occupation du sol, géographie humaine, disponibilité des données en eau, infrastructures) pour permettre d'apprécier le potentiel des différents types d'imagerie (radar et optique) pour la mise à jour des cartes militaires JOG (Joint Operations Graphics) en Guinée-Conakry.

On propose dans le cadre de ce projet d'évaluer le potentiel de différents capteurs, optique et radar, et leur complémentarité en matière de cartographie. Plusieurs thèmes sont intéressants à cet égard :

- ressources en eau : détection des réseaux hydrologiques permanents ou temporaires, des ressources en eau libre, de retenues ou de lacs ;
- agglomérations (concessions, villages, villes) et infrastructures routières (pistes et routes) ;
- éventuellement, potentiel de détection des anciens objets miniers (orpaillages sauvages), dont l'enveloppe peut représenter une carte des aires à potentiel minier ;
- formations superficielles : détection des régolithes/cuirasses ;
- occupation du sol (zones de cultures, forêts, etc.).

Outre le fait de fournir une donnée géographique à jour, ce travail permettra d'évaluer la qualité de cette donnée et de définir dans quelles conditions la méthodologie de mise à jour est généralisable.

¹ DGA : Direction Générale des Armées ; PNTS : Programme National de Télédétection Spatiale.

SITE D'ÉTUDE

Le site d'étude se situe en zone équatoriale, au nord-est de la Guinée-Conakry (fig. 1). Il s'agit du bassin sédimentaire de Siguiri, à la frontière Mali/Guinée (longitude : 9° à 11° N, latitude : 10° à 12° W).

Ce site d'étude a été choisi pour son intérêt géographique (zone frontière avec le Mali), pour bénéficier des connaissances et de la logistique des équipes du BRGM déjà en place grâce au projet SIG Afrique et Métallogénie, et enfin grâce à la possibilité de mettre à jour une grande variété de thèmes géographiques.



Fig. 1 - Site d'étude situé dans le nord-est de la Guinée-Conakry : région de Siguiri.

Le climat est de type soudanien avec une saison humide de juin à octobre (1 500 mm par an en moyenne répartis sur trois mois). La saison sèche, la plus longue, s'étend sur sept mois.

C'est une région essentiellement plate ou légèrement ondulée avec une topographie moyenne de 400 m sur l'ensemble du secteur.

La couverture végétale est essentiellement de type savane (arbustive ou herbeuse) avec quelques régions boisées clairsemées et des forêts-galeries le long des cours d'eau. Sur le sud du secteur d'étude, le couvert forestier est plus développé avec des zones de réserves forestières.

Le réseau hydrographique est caractérisé par des fleuves à régimes permanents (le Niger) et des cours d'eau à régime temporaire (les rivières Tinkisso, Milo et Ntankan), à sec lors de la saison sèche. En saison humide, les cours d'eau transportent de nombreux débris (alluvions) qui se déposent sur les bords et servent à l'agriculture. Ces sols très fertiles permettent le développement de nombreuses cultures tels que le mil, le maïs et le sorgho alors que les bassins d'inondation constituent un lieu privilégié pour la riziculture.

On distingue plusieurs types de sols : les sols ferrugineux, les sols argilo-limoneux, les sols des plaines alluviales et des bas-fonds ainsi que les « bowal » qui sont des cuirasses ferrugineuses impropres à la culture. Notons également, la richesse de cette région en matière d'or et de diamant (Devey, 1997).

BASE DE DONNÉES

Dans le cadre de cette étude, nous disposons d'images satellitaires acquises par différents capteurs optiques et radars (fig. 2), d'un levé altimétrique aéroporté, des données terrains (points GPS, photos) ainsi que des cartes topographiques, géologiques, minérales, et militaires (JOG).

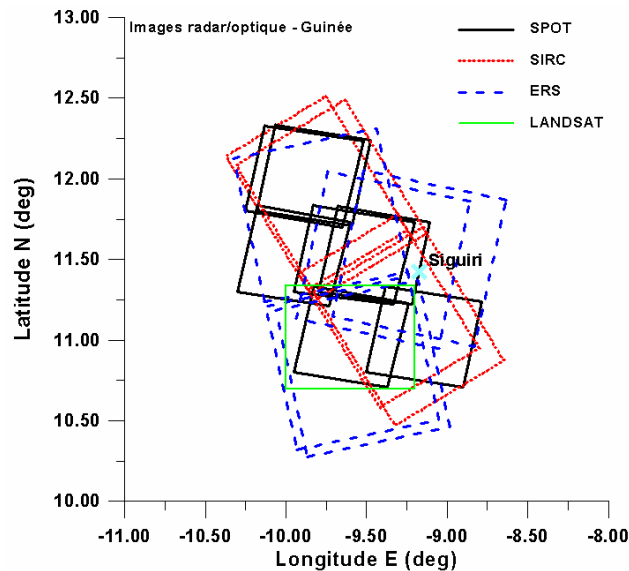


Fig. 2 - Localisation des images acquises dans le cadre du projet MAJOR.

Images optiques

Sept images SPOT ont été utilisées dans le cadre du projet MAJOR. Le tableau 1 fournit les caractéristiques des images. Les dates d'acquisition des images correspondent à la fin de la saison sèche. Ces images ont été utilisées d'une part pour étudier le potentiel du capteur SPOT à cartographier les différentes classes d'occupation du sol et d'autre part pour fabriquer un MNT par stéréoscopie.

Images radar

Cinq images du satellite européen ERS et quatre images SIR-C ont été acquises dans le cadre de ce projet. SIR-C étant le capteur radar embarqué à bord d'une navette spatiale américaine lors d'une campagne à l'échelle planétaire qui a eu lieu en 1994. Les dates d'acquisition des images ERS correspondent à la fin de la saison sèche et au début de la saison de pluie (de juin à août) alors que les images SIRC ont été acquises pendant les deux saisons (avril et octobre). Le tableau 2 présente les différentes dates d'acquisition des images radar.

Capteur	Path-Row	Date	Heure	Coordonnées (deg min)	Incidence
SPOT XS ²	038-327	04/03/1998	11:05	N1149/W0940 N1144/W0906 N1118/W0948 N1113/W0913	-14.8°
SPOT XS	038-327	03/03/1998	11:24	N1150/W0950 N1144/W0912 N1118/W0958 N1112/W0920	23.4°
SPOT XS	037-326	04/03/1998	11:05	N1220/W1004 N1214/W0928 N1148/W1011 N1143/W0936	-18.6°
SPOT XS	037-326	03/03/1998	11:24	N1220/W1008 N1214/W0931 N1148/W1015 N1142/W0939	20.3°
SPOT XI ²	037-327	15/04/1999	11:23	N1150/W1011 N1144/W0937 N1118/W1018 N1113/W0944	13.1°
SPOT XI	038-328	15/04/1999	11:23	N1120/W0950 N1114/W0915 N1048/W0957 N1042/W0922	16.8°
SPOT XS	039-328	25/03/1998	11:01	N1120/W0923 N1114/W0847 N1048/W0930 N1043/W0854	-19.2°
Landsat TM ²	200-052	08/03/2000	-	N1120/W1000 N1120/W0912 N1048/W1000 N1048/W0912	0°

Tabl. 1 - Caractéristiques des images optiques SPOT et Landsat TM.

Capteur	Orbite/Frame	Date	Heure	Coordonnées (deg)
ERS	11156/3375	97/06/08	11:03	N11.861/W08.857 N12.046/W09.741 N11.133/W09.937 N10.947/W09.055
ERS	10966/0225	93/08/20	23:13	N11.211/W10.117 N11.397/W09.241 N12.312/W09.437 N12.126/W10.324
ERS	10968/0207	93/08/20	23:13	N10.321/W09.932 N10.508/W09.051 N11.422/W09.247 N11.236/W10.131
ERS	16214/0207	94/08/21	23:12	N10.277/W09.867 N10.463/W08.985 N11.372/W09.179 N11.186/W10.063
ERS	15704/3375	94/07/17	11:03	N11.869/W08.633 N12.054/W07.518 N11.146/W09.711 N10.961/W08.829
SIRC	-	94/04/12	15:13	N11.779/W09.305 N10.950/W08.802 N10.583/W09.420 N11.411/W09.924
SIRC	-	94/04/12	15:13	N12.511/W09.752 N11.682/W09.246 N11.314/W09.865 N12.140/W10.372
SIRC	-	94/10/03	15:24	N12.490/W09.632 N11.662/W09.126 N11.259/W09.803 N12.085/W10.310
SIRC	-	94/10/03	15:24	N11.701/W09.150 N10.872/W08.648 N10.471/W09.323 N11.299/W09.827

Tabl. 2 - Caractéristiques des images radar (ERS et SIRC).

² SPOT XS (SPOT 3) : Vert/Rouge/PIR - SPOT Xi (SPOT4) : Vert/Rouge/PIR/MIR
Landsat 7 : Bleu/Vert/Rouge/PIR/MIR1/MIR2/panchro.

Données terrain

Une campagne terrain a été réalisée par le BRGM entre le 20 et le 31 mars dans les régions de Siguiri et de Kankan. Lors de cette campagne, nous avons utilisé un GPS portatif, une sortie papier des images satellitaires, et des cartes topographiques. Des sites tests ont été sélectionnés à l'avance à partir des images pour les différents types d'occupation du sol (forêts, alluvions, zones de cultures, orpaillages, villages, infrastructures, cuirasses, eau, etc.). Toutefois, compte tenu du manque d'infrastructures routières, certains sites n'ont pas pu être visités au profit d'autres sites plus accessibles. Les coordonnées des sites visités (environ 200) ont été obtenues à 20 m près par le GPS. Pour chaque site, la caractérisation de l'état de surface (type de sol, couverture végétale) a été réalisée. Ainsi, une base de données terrain constituée de photos et de points GPS a été établie.

Cartes JOG (Joint Operations Graphics)

Deux cartes JOG des régions de Siguiri et de Kankan ont été fournies par la DGA sous format papier. La carte JOG de la région de Siguiri est définie pour des latitudes entre 12° et 11° Nord et des longitudes entre 10.5° et 9° Ouest. Quant à celle sur Kankan, les latitudes sont entre 11° et 10° Nord et les longitudes entre 10.5° et 9° Ouest.

L'échelle des cartes est à 1/250 000. Ces cartes ont été scannées et géoréférencées. En plus de certaines indications militaires (aérodromes, bases, etc.), les informations contenues sur les cartes JOG sont les mêmes que celles qu'on trouve sur les cartes topographiques établies dans les années 40-50 par les cartographes français à l'époque où la Guinée était française (1/200 000). Voici une liste des objets illustrés sur les cartes :

- routes et chemins ;
- villages et villes ;
- fleuves, rivières et cours d'eau ;
- réserves forestières ;
- occupation du sol (broussailles, marais, etc.) ;
- contours d'altitude équidistants de 100 m et de 50 m ;
- points cotés et levés géodésiques.

Inversement, les informations disponibles sur les cartes topographiques le sont également sur les cartes JOG.

Données radar altimétrique

Des données radar altimétrique ont été obtenues sur la partie nord-est de la Guinée dans le cadre de la campagne d'aéromagnétisme conduite en 1998. Le levé a été réalisé avec un avion bi-moteur Cessna Titan selon un plan de vol constitué de lignes de vol

orientées N-S, régulièrement espacées de 1 000 m et de lignes de contrôle transverses (recoupes) espacées de 7 500 m. Les vols sont faits en essayant de maintenir une garde au sol constante de 120 m (vol drappé au-dessus de la surface topographique).

Les mesures accessoires au levé géophysique comprennent le positionnement GPS 3D (GPS différentiel - récepteurs Magnavox 9212 - différé utilisant une référence locale) et une mesure d'altitude barométrique (Rosemount) permettant de recalibrer les « sauts » d'altitude GPS qui peuvent se produire lors des changements de constellation de satellites, ainsi que la mesure de la garde au sol par radar altimétrie (appareillage Terra TRA-3000). La précision GPS après post-traitement est estimée dans une fourchette de 2 à 5 m.

Les mesures sont échantillonnées à la cadence de 5 points par seconde pour les altimètres et de 10 points par seconde pour le GPS. La vitesse moyenne de vol est de 140 nœuds (vitesse par rapport au sol), c'est-à-dire environ 240 km/h, ce qui donne un échantillonnage spatial de mesures le long des trajectoires de vol de 7 et 14 m respectivement.

1. Contribution du BRGM

1.1. FABRICATION DES MODÈLES NUMÉRIQUES DE TERRAIN (MNT)

1.1.1. MNT à partir des données radar altimétrique

Les altitudes du terrain ont été calculées point par point le long des lignes de vol par différence entre l'altitude de l'avion (GPS et baromètre) et la garde au sol (radar). Le résultat a été mis à niveau par compensation des écarts lignes-recoupes (levelling) pour assurer la cohérence spatiale et corriger d'éventuelles dérives sur les mesures altimétriques.

Les données ont ensuite été interpolées avec un opérateur « spline Akima » à la maille de 200 x 200 m. La grille a aussi été filtrée dans le domaine spatial avec une fonction Hanning 5 x 5. Le positionnement des mesures est repéré en utilisant l'ellipsoïde mondial WGS84. Une projection UTM zone 29 (méridien central 9°W) a été réalisée pour le report cartographique, en gardant le même ellipsoïde.

Le constructeur du radar altimétrique donne une erreur moyenne de 2 %, et une erreur maximale de 5 % avec la calibration d'usine ; toutefois en utilisations géophysiques assorties de recalibrations périodiques (il y en a eu durant le levé) la précision est réputée être meilleure que 2 %. Dans la pratique, le relevé altimétrique épouse le toit de la canopée ou des surfaces de sols nus ou d'eau libre, et de ce fait, il est donc difficile de parler de précision altimétrique absolue.

La grille MNT comporte 576 points dans la direction X et 476 points dans la direction Y avec un pas de 200 m. Les coordonnées du premier point au coin haut gauche (noeud de grille) sont : $X = 385\,000\text{ m}$ et $Y = 1\,385\,000\text{ m}$ (longitude = 10.06°W et latitude = 12.53°N) et celles du dernier point en bas à droite sont : $X = 585\,000\text{ m}$ et $Y = 1\,155\,000\text{ m}$ (longitude = 8.22°W et latitude = 10.45°N). L'altitude minimale trouvée est de 283 m et l'altitude maximale de 809 m (cf. ann. 1).

A cause de l'espacement élevé entre les lignes de vol, les reliefs représentés par le MNT ne peuvent pas être finement reconstitués. Par contre, on peut s'attendre à une meilleure précision sur les zones planes (sols nus, fleuve). Deux séries de points de contrôles ont été utilisées pour juger la qualité du MNT obtenu ; l'une en zones planes et l'autre en zones de relief :

- en zones planes, l'écart entre les points cotés des cartes JOG et le MNT altimétrique est de 19 m en moyenne avec un écart-type de 9 m ;
- en zones de relief, l'écart entre MNT altimétrique et cartes JOG est de 67 m en moyenne avec un écart-type de 30 m ;
- l'écart entre les altitudes du MNT altimétrique et celles des cartes JOG atteint parfois les 100 m en zones de relief ;

- les altitudes du MNT altimétrique sont en moyenne inférieures à celles des cartes JOG ; ceci pourrait être dû au référentiel GPS utilisé.

1.1.2. MNT à partir de scènes SPOT XS (région de Siguiri)

a) Données utilisées

Les scènes traitées sont les images SPOT XS 037-326 du 03/03/98 et du 04/03/98 couvrant 3 600 km² de territoire guinéen situé vers 10 degrés de longitude ouest et 12 degrés de latitude nord, et les images 038-327 des 3 et 4 mars 1998, couvrant un secteur situé vers 9,5 degrés de longitude ouest et 11,5 degrés de latitude nord (cf. ann. 1).

Les images sont de niveau 1B c'est-à-dire qu'il s'agit de scènes ayant déjà subi des traitements destinés à améliorer leur géométrie (par rapport aux images originelles, dites de niveau 1A). Ces traitements ont été effectués par SPOT-Image en utilisant les paramètres orbitaux, paramètres de géométrie de prise de vue, d'altitude et d'attitude du satellite. Ces traitement corrigent les effets induits par la rotation de la Terre pendant l'acquisition des images.

Les données constituent deux couples stéréographiques utilisés dans le logiciel Geoimage pour restituer le relief d'une façon numérique : le calcul des modèles numériques de terrain (MNT) est effectué par recherche automatique de points homologues sur les deux images du couple, c'est-à-dire par autocorrélation. Ce procédé implique que les contrastes, dans les images, soient suffisamment variés pour autoriser cette recherche, les cas défavorables étant représentés par des surfaces radiométriquement unies, homogènes ou peu contrastées (par exemple : sables, neige, étendues d'eau, forêts...).

Cette recherche est d'autant plus facile que les écarts radiométriques entre les deux scènes sont faibles (des changements importants de radiométrie entre les deux images peuvent empêcher le fonctionnement du programme). Dans le cadre de cette étude, l'acquisition des images a été réalisée dans d'excellentes conditions avec un jour d'écart entre les deux prises de vue.

b) Réalisation des MNT

Le calcul des MNT est effectué avec le module Geotopo du logiciel Geoimage. Le logiciel travaille selon un processus qui peut être divisé en plusieurs phases, au cours desquelles l'opérateur peut intervenir pour vérifier la qualité des données et, si nécessaire, l'améliorer.

La première étape est la *calibration*, au cours de laquelle les images du couple sont géométriquement rectifiées, dans un même repère épipolaire. Les différences d'altitudes se traduisent entre les deux images par des décalages en colonnes. La calibration nécessite un point de calage (point d'amer), identifié sur chacune des images du couple.

La seconde étape consiste à améliorer la dynamique des images ; elle a pour but le renforcement de leur texture.

La troisième étape, complexe, est la mise en correspondance des structures ; c'est le *matching*. Cette phase est réalisée par corrélation automatique et hiérarchique. A chaque étape du matching, l'opérateur contrôle la carte des disparités obtenues et la corrige éventuellement.

Les disparités sont ensuite converties en altitude, à l'aide d'un modèle géométrique intégrant les paramètres d'acquisition des images. A chaque pixel est attribué une valeur numérique correspondant à l'altitude du point considéré.

Enfin, les données sont projetées dans un système cartographique défini et constituent le MNT ortho-rectifié. Il est nécessaire, dans cette étape, de disposer d'un ensemble de points amers pour caler le MNT dans le système de projection, afin de corriger d'éventuelles distorsions ou basculement dus aux incertitudes affectant les paramètres orbitaux ou de positionnement du satellite.

c) Qualité des MNT

Les caractéristiques des MNT obtenus à partir des images SPOT sont les suivantes :

a. MNT de la partie nord de Siguiri (MNT-37/326)

- Upper Left Corner : longitude = 10.18°W et latitude = 12.31°N
- Lower Right Corner : longitude = 9.52°W et latitude = 11.73°N
- Pas de grille : 40 m x 40 m
- Altitude minimale : 210 m
- Altitude maximale : 910 m
- Ellipsoïde : WGS84

b. MNT de la partie est de Siguiri (MNT-38/327)

- Upper Left Corner : longitude = 9.80°W et latitude = 11.79°N
- Lower Right Corner : longitude = 9.25°W et latitude = 11.22°N
- Pas de grille : 40 m x 40 m
- Altitude minimale : 210 m
- Altitude maximale : 780 m
- Ellipsoïde : WGS84

Les MNT obtenus ont été recalés par rapport à des images dont la géométrie a été corrigée en utilisant des points géoréférencés par GPS (collectés sur le terrain en mars 2000). Le calcul des MNT est réalisé selon interpolation bilinéaire. Au cours de cette transformation, afin de lisser les MNT, le pixel a été reéchantillonné à 40 m x 40 m (à la sortie du logiciel, les MNT ont la même résolution que les images SPOT utilisées : 20 m x 20 m). On remarque que les reliefs représentés par les MNT sont identifiables sans difficulté sur la carte, et que les morphologies sont semblables.

La qualité des MNT ainsi obtenus est jugée par rapport aux informations fournies par les cartes topographiques (cartes JOG). Celles-ci sont à l'échelle du 1/250 000 ; les courbes de niveau sont équidistantes de 100 m ; il existe parfois des courbes intermédiaires (équidistance de 50 m). Les statistiques ont été calculées en sélectionnant sur les cartes JOG quelques points cotés (ou points géodésiques) facilement repérables sur les MNT. Compte tenu du nombre limité de points et de la difficulté de se repérer très exactement sur les images (MNT), nous avons utilisé quelques points de contrôle dans des zones avec une topographie régulière (courbes de niveau dans des régions de morphologie douce : alluvions par exemple). La moyenne des écarts observés est de 4 m pour le MNT-37/326 (avec un écart-type de 21 m), et de 5 m (écart-type de 22 m) pour le MNT-38/327.

En considérant d'une part, l'échelle de la carte et d'autre part, le nombre extrêmement réduit de points de calage, on peut estimer que la qualité des MNT calculés par autocorrélation est assez bonne.

1.1.3. Comparaison entre les différents MNT fabriqués

Le MNT obtenu par radar altimétrique est bien plus précis que les MNT obtenus par stéréoscopie SPOT dans les zones planes. En zone de relief, ce sont les MNT SPOT qui sont bien plus précis. Ceci est essentiellement dû à la distance entre les lignes de vol (1 km) ce qui nous a contraint à fabriquer un MNT avec un pas d'échantillonnage bien plus élevé que celui du MNT SPOT (200 m x 200 m contre 40 m x 40 m pour les MNT SPOT).

La fusion entre les données obtenues par radar altimétrique et celles estimées par stéréoscopie SPOT reste intéressante à examiner. Les données altimétriques (brutes avant interpolation sur une grille 200 m x 200 m) nous fournissent une très bonne précision en altitude, un bon pas d'échantillonnage le long du vol (7 m) mais par contre un mauvais pas d'échantillonnage dans la direction transversale aux lignes de vol (1 km entre les lignes de vol). Quant aux données SPOT, elles nous fournissent une bonne précision sur les altitudes estimées (mais moins bonne que celle du radar altimétrique) et un pas d'échantillonnage très intéressant (40 m voire 20 m).

1.2. PRÉTRAITEMENTS DES IMAGES SATELLITAIRES

La première étape consiste à réaliser divers prétraitements afin de rendre les images satellitaires exploitables et ainsi commencer l'analyse thématique.

Dans un premier temps, les images radar ont été calibrées radiométriquement, en transformant l'amplitude du signal (compte numérique) en coefficient de rétrodiffusion σ^0 . Ainsi, avec des images calibrées, il est possible d'effectuer une étude multi-temporelle et une comparaison entre les capteurs (ERS et SIRC).

L'étape de géocodage qui consiste à corriger les déformations géométriques dues aux reliefs n'a pas été nécessaire dans ce projet. Rappelant que les pixels sur une image radar sont déplacés de $\Delta H \cdot \cotg(\theta)$ où ΔH est la différence d'élévation d'un point et θ l'angle d'incidence du capteur. Ainsi, une colline à 500 m est déplacée d'environ 1 200 m dans le cas de ERS ($\theta = 23^\circ$). Ce traitement est assez lourd puisqu'il nécessite un modèle numérique de terrain (MNT) ce qui n'est pas toujours disponible. En effet, ce traitement peut être évité dans les régions à morphologie plane où les distorsions sont faibles, ce qui est le cas pour une grande partie de notre site d'étude à l'exception de la partie située au nord-ouest de Siguiri où le paysage est plus accidenté. Comme les items qu'on cherche à identifier se trouvent en général dans les zones planes, le géocodage des images radar n'a pas été nécessaire.

Ensuite, les images ont été géoréférencées dans le système géodésique international WGS 84 à l'aide des points GPS relevés sur le terrain. Le manque de points remarquables (croisement de routes, ponts, etc.) sur la zone d'étude nous a obligé à prendre comme points amers les centres des petits villages. En effet, les villages forment les seules cibles de petites tailles qui se distinguent aisément sur les images SIR-C (non détectables sur les images ERS, SPOT et Landsat TM). Dans un premier temps, nous avons géoréférencé les images SIR-C et par la suite, toutes les autres images ont été géoréférencées par rapport aux images SIR-C géoréférencées. L'erreur de référencement ainsi obtenue est de l'ordre de 80 m. Il est d'une part dû au positionnement par GPS (donné à 20 m près) et d'autre part, dû à notre positionnement au milieu des villages, que ce soit sur le terrain ou sur les images. Deux autres tests de géoréférencement ont été effectués : (1) en utilisant les coordonnées des quatre coins de l'image fournis dans le fichier d'en-tête de l'image, (2) en utilisant les données orbitales du satellite, et (3) en utilisant les cartes JOG.

1) en utilisant les coordonnées des quatre coins de l'image

Nous avons effectué un test sur deux images ERS (20/08/1993 et 08/06/1997) et nous avons comparé le résultat avec les cartes JOG. L'écart obtenu entre cartes JOG et images ERS géoréférencées est d'environ 1400 m en X et de 250 m en Y pour l'image de 20/08/1993 et de -2 300 m en X et de 250 m en Y pour l'image de 08/06/1997.

2) en utilisant les données orbitales

Nous avons effectué un test sur les deux mêmes images ERS (20/08/1993 et 08/06/1997) et nous avons comparé le résultat avec les cartes JOG. L'écart obtenu entre cartes JOG et images ERS géoréférencées est d'environ 450 m en X et de -20 m en Y pour l'image de 20/08/1993 et de -1 300 m en X et de 50 m en Y pour l'image de 08/06/1997.

Le résultat obtenu est meilleur que celui obtenu en (1) mais reste de qualité médiocre.

3) en utilisant les cartes JOG

Les cartes JOG ont au moins 50 ans et seuls les cours d'eau et les villages sont facilement identifiables simultanément sur les cartes et les images. Les cours d'eau ont été souvent tracés d'une façon approximative et de plus le lit des rivières et des fleuves a été modifié depuis la réalisation des cartes. Quant aux centres des villages, il est très difficile de le localiser avec précision (1 mm sur la carte représente 250 m sur le

terrain). La précision obtenue est de l'ordre de 150 m en X et de 170 m en Y. La précision totale est d'environ 225 m.

Enfin, les images radar ont été filtrées, en utilisant un filtre Gamma MAP avec une fenêtre glissante de 5 x 5, afin d'atténuer le chatoiement qui gêne l'interprétation des images. Il s'agit de supprimer le speckle tout en limitant la perte d'informations.

1.3. TRAITEMENT DES IMAGES RADAR

1.3.1. Interprétation visuelle

L'interprétation visuelle des images s'est faite conjointement avec les photos issues de la campagne terrain. Chaque photo prise lors de cette mission présente une description détaillée de la zone observée avec notamment le type de sol et le pourcentage de végétation associé. Différents critères ont permis de réaliser l'interprétation des images radar, notamment la radiométrie (teinte) et la texture des objets (la forme) ainsi que leur localisation géographique sur l'image.

Les différents objets présents sur la zone d'étude sont :

- les cuirasses qui correspondent à des croûtes ferrugineuses résultant d'une importante accumulation d'oxyde de fer ;
- le réseau hydrographique permanent et temporaire ;
- la forêt composée d'arbres avec un taux de couverture supérieur à 30 % et d'une végétation de type brousse ;
- la savane arborée représentée par une végétation de type brousse avec quelques arbres dispersés ;
- les zones agricoles qui se trouvent au bord des fleuves (alluvions) ou bien à l'intérieur des terres suite à des coupes dans la forêt (clairières) ;
- le sable, présent seulement en saison sèche et localisé dans le lit du fleuve et des rivières ;
- les villages qui sont en général de petites tailles : constitués de murs en terre surmontés d'un toit en paille ou en taule (de forme circulaire ou rectangulaire) ;
- les infrastructures routières ;
- les ressources minières tels que les orpailages ;

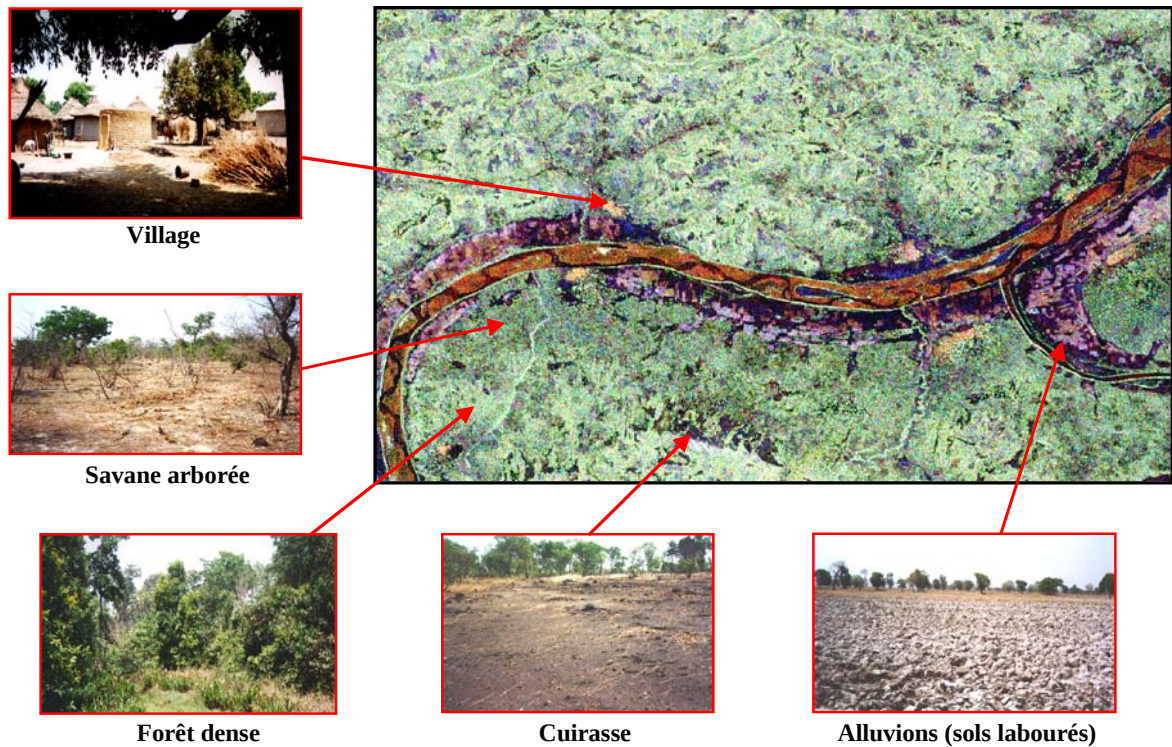


Fig. 3 - Une sous-image SIR-C acquise en avril 1994 et quelques photos de certains objets.

La figure 3 montre la composition colorée obtenue à partir de l'image SIR-C de saison sèche ainsi que les photos de terrains associées. L'attribution des couleurs est la suivante : rouge = LHH, vert = LHV et bleu = CHV. Sur cette image radar, les villages apparaissent avec une réponse très forte (couleur à dominance de jaune-orangé) due d'une part à l'effet de coin et d'autre part à la forte réflexion des toits. La forêt dense apparaît en vert clair. La réponse est également forte due à la diffusion multiple du couvert végétal. On visualise également les forêts-galeries qui ont des formes linéaires et possèdent une teinte très proche de la forêt dense. On distingue sur cette image deux types d'alluvions. Les alluvions rugueuses qui apparaissent avec une réponse forte (couleur rose) et correspondent à des sols labourés et les alluvions lisses qui présentent une couleur noire tachetée de bleu sombre. Ces deux types d'alluvions sont localisés le long des cours d'eau et se distinguent très bien sur notre image dans le lit majeur du fleuve Niger. Les bancs de sable se visualisent aisément avec une couleur rouge caractéristique. Le fleuve apparaît avec des détours sinueux et une couleur noire avec quelques taches rouges par endroits.

Cette image permet également de mettre en évidence des clairières qui servent pour l'agriculture. Ces clairières, qui sont en général de petites zones à l'intérieur des terres, apparaissent avec une couleur bleu-mauve. La savane arborée se visualise assez

distinctement avec une couleur à dominance de vert foncé. Enfin, les cuirasses apparaissent de la même couleur que les alluvions lisses (noire avec des tâches bleu sombre), cependant les critères de localisation et de formes permettent de faire la distinction entre ces deux objets. En effet, les cuirasses sont réparties majoritairement à l'intérieur des terres et ont des structures morphologiques particulières qui se distinguent très bien sur l'image.

Quant aux orpaillages, il est impossible de les détecter sur les images puisqu'ils se situent dans des zones forestières et sont donc cachés par le couvert végétal.

1.3.2. Analyse statistique

Une image SIR-C présente une grande richesse d'informations avec ses deux longueurs d'ondes (C et L) et ses deux polarisations associées (HH et HV). Quatre canaux sont donc disponibles pour l'analyse thématique. L'analyse statistique permet de définir à priori les meilleurs canaux pour la cartographie de notre zone d'étude.

Pour chaque objet, nous avons sélectionné des sites d'entraînement en numérisant des polygones sur toute l'image. Le nombre de polygones varie en fonction de l'objet étudié, allant de 20 polygones pour le sable à 80 pour les cuirasses. Sur les images radar, à cause du phénomène de chatoiement, il est nécessaire de prendre de grands polygones. Cependant, du fait de la taille des objets et de leur distribution dans l'image, on observe de grande différence sur le nombre de pixels caractérisant chaque objet. Ainsi, les clairières et les villages sont définis respectivement par 3 044 et 5 733 pixels alors qu'à l'opposé, la savane arborée et la forêt dense sont définies par 7 184 et 19 427 pixels.

Les coefficients de rétrodiffusion moyens sont ensuite calculés pour chaque objet. Grâce à des outils statistiques classiques (matrice de variance-covariance, analyse en composantes principales et critère de séparabilité), il est possible d'analyser les réponses des objets dans les différents canaux.

Nous avons choisi de regrouper les forêts-galeries et la forêt en un seul et même objet forêt. En effet, les forêts-galeries se distinguent très bien sur nos images car notre œil arrive à « extraire » cet objet qui présente une structure linéaire très caractéristique. De plus le signal rétrodiffusé par les forêts-galeries est très proche de celui de la forêt.

La figure 4 montre le comportement spectral des objets. Le signal est plus fort en polarisation HH qu'en polarisation HV. De même, on observe une dynamique plus importante en bande L comparativement à la bande C. Ainsi la bande L présente une meilleure discrimination entre les objets.

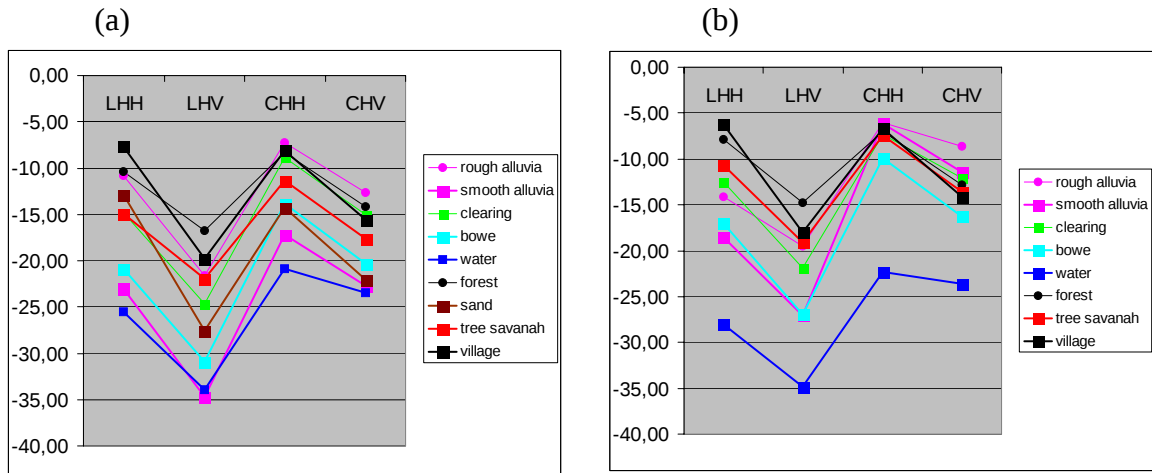


Fig. 4 - Coefficients de rétrodiffusion moyens calculés pour différents objets en fonction des différentes configurations du radar SIR-C. (a) saison sèche et (b) saison de pluies.

Le tableau 3 montre les matrices de variance et de covariance ainsi que les coefficients de corrélation, représentés entre parenthèses.

En saison sèche, la matrice de variance-covariance met en évidence une plus grande variance pour la bande L (436 et 587) donc une plus grande dynamique pour caractériser les objets, ce qui confirme les résultats obtenus précédemment. Pour cette bande, la polarisation HV donne une variance plus forte en saison sèche et donc on peut supposer que cette configuration donne de meilleurs résultats pour la cartographie. En saison humide, LHH et LHV ont la même variance (562 et 572). De ce fait, ces canaux sont à priori équivalents pour la discrimination des objets.

Les valeurs de corrélation montrent une relation de correspondance importante entre le canal LHH et le canal LHV (autour de 0,7) alors que les canaux CHH et CHV sont moins corrélés (autour de 0,5). De même, la corrélation entre la bande L et la bande C est faible quelle que soit la polarisation (de l'ordre de 0,55 pour la saison sèche et entre 0,4 et 0,5 pour la saison humide).

(a)				
	LHH	LHV	CHH	CHV
LHH	562 (1)	396 (0,7)	213 (0,5)	193 (0,48)
LHV		572 (1)	179 (0,41)	164 (0,4)
CHH			327 (1)	154 (0,5)
CHV				291 (1)

(b)				
	LHH	LHV	CHH	CHV
LHH	436 (1)	343 (0,68)	204 (0,56)	194 (0,54)
LHV		587 (1)	224 (0,53)	216 (0,52)
CHH			301 (1)	164 (0,55)
CHV				299 (1)

Tabl. 3 - Matrices de variance-covariance et de corrélation (entre parenthèses). (a) : saison sèche, (b) : saison de pluies.

L'analyse en composantes principales (ACP) permet de réduire la redondance d'information contenue dans les quatre canaux initiaux et d'obtenir ainsi des canaux décorrélés, combinaison linéaire des canaux initiaux. On obtient ainsi quatre composantes principales dont les caractéristiques sont données en tableaux 4 et 5. La première composante de l'ACP (ACP1) représente 74 % de l'information contenue dans l'image entière et ceci pour les deux saisons.

Pour la saison sèche, le premier vecteur propre est défini par $VP1 = 0,46 LHH + 0,72 LHV + 0,35 CHH + 0,39 CHV$ donc le canal LHV contient le plus d'informations et sa contribution est supérieure aux autres canaux.

Pour la saison humide, on a $VP1 = 0,62 LHH + 0,64 LHV + 0,35 CHH + 0,29 CHV$ donc la bande L, en polarisation HH ou HV présente le même contenu informatif et est supérieure à la bande C.

(a)			(b)		
Composantes principales	Valeurs propres	Variances (%)	Composantes principales	Valeurs propres	Variances (%)
CP1	1358.8	73.7	CP1	1910.8	74.5
CP2	179.9	9.8	CP2	341.7	13.3
CP3	172.9	9.4	CP3	161.6	6.3
CP4	131.1	7.1	CP4	150.9	5.9

Tabl. 4 - Matrices de valeurs propres obtenues à partir des images SIR-C.
(a) : saison sèche, (b) : saison de pluies.

(a)					(b)				
	VP1	VP2	VP3	VP4		VP1	VP2	VP3	VP4
CP1	0.46	-0.64	-0.64	0.23	CP1	0.62	0.20	-0.66	0.36
CP2	0.72	-0.13	-0.13	-0.17	CP2	0.64	0.43	0.53	-0.36
CP3	0.35	0.41	0.41	-0.69	CP3	0.35	-0.74	-0.20	-0.69
CP4	0.39	0.63	0.63	0.66	CP4	0.29	-0.40	0.49	0.66

Tabl. 5 - Matrices de vecteurs propres obtenus à partir des images SIR-C.
(a) : saison sèche, (b) : saison de pluies.

Nous avons également calculé des tables de séparabilité qui mettent en évidence, pour chaque bande, la faculté d'un objet à se distinguer d'un autre. Ces tables sont obtenues à partir des moyennes et des écarts-types des différentes classes d'objet (Mc Nairn *et al.*, 1999). Les résultats obtenus confirment les conclusions précédentes.

- **Village** : la bande L permet une bonne détection des villages ce qui n'est pas le cas avec la bande C.
- **Eau** : indépendamment de la longueur d'onde, la discrimination entre l'eau et les autres objets est meilleure en saison humide.
- **Forêt** : on obtient une bonne détection de la forêt avec la bande L en polarisation HV.

- **Cuirasses** : la bande C n'est pas très adaptée à la détection de cet objet alors que la bande L permet une bonne caractérisation des cuirasses.
- **Sable** : en saison sèche, la bande L avec une polarisation HV donne de meilleurs résultats pour la détection du sable.
- **Savane arborée** : toutes les configurations se valent pour la distinction de cet objet avec cependant de nombreuses confusions.
- **Clairière** : la bande L avec une polarisation HV permet une meilleure séparabilité pour les clairières, cependant il y a des confusions importantes avec le sable et la savane en saison sèche et une confusion importante avec les alluvions rugueuses en saison humide.
- **Alluvions** : la bande L permet une meilleure discrimination pour les alluvions, ceci pour les deux saisons.

En conclusion, on peut dire que la bande L semble plus appropriée que la bande C pour réaliser la cartographie de notre zone d'étude. Le comportement spectral des objets, la matrice de variance-covariance, l'analyse en composantes principales ainsi que les tables de séparabilité le confirment.

1.3.3. Classification

Une classification par maximum de vraisemblance a été réalisée sur les images radar. Cette classification est basée sur des méthodes probabilistes et donne ainsi de meilleurs résultats. Chaque pixel de l'image est alors affecté à une classe en fonction de sa probabilité d'appartenance à telle classe plutôt qu'à une autre (Girard *et al.*, 1999). Différentes configurations d'images ont été testées dans ce projet. Les images SIR-C qui présentent une grande richesse d'informations avec quatre canaux (LHH, LHV, CHH, CHV) ont permis d'évaluer l'apport de chaque saison pour la cartographie de notre zone d'étude. Ensuite, nous avons combiné les images de saison sèche et de saison humide en utilisant d'une part la combinaison d'images et d'autre part l'analyse en composantes principales (ACP). De même, nous avons évalué l'apport de chaque fréquence (bandes C et L) pour la cartographie de cette zone. Les images du satellite ERS, un des seuls capteurs radar opérationnel à l'heure actuelle, ont également été analysées. Pour cela, nous avons combiné plusieurs images de différentes saisons.

En effet, les données terrain ont été acquises près des voies de communication qui, d'une part, ne couvrent qu'une partie des images et d'autre part, caractérisent parfois des zones de petites tailles sur l'image. Or pour pouvoir valider nos données issues de la classification, il convient d'avoir des zones assez grandes et réparties sur la totalité de l'image. De ce fait, nous nous sommes servis de la radiométrie et de la texture de chaque objet obtenus sur les sites témoins et nous avons extrapolé à toute l'image (les sites témoins ont été numérisés sur l'image SIR-C de saison sèche). Un filtre modal 5 x 5 a été appliqué sur les images classifiées afin d'éliminer les erreurs de classification dus en partie au chatoiement. L'opération de filtrage a pour conséquence d'éliminer les objets de petite taille. Ceci permet également d'améliorer la précision de la classification.

Les sites de vérité terrain ont été divisés en deux parties. Le premier lot a servi à la classification et le second à la validation de la classification. Pour étudier les performances de nos classifications, nous avons établi les matrices de confusion qui permettent de connaître le pourcentage de pixels bien classés par rapport à la vérité terrain. A partir de ces matrices, nous avons utilisé deux estimateurs de précision : la précision moyenne et le coefficient Kappa qui est un estimateur de précision robuste puisqu'il prend en compte la précision propre à un objet ainsi que les confusions associées à cet objet.

Après classification, les différentes zones de cultures (clairières, alluvions lisses et rugueuses) ont été regroupées en une seule classe appelée zones de cultures.

La classification sur les images de la partie nord n'a pas pu être effectuée car la campagne terrain s'est limitée en grande partie à la moitié sud (facilité d'accès).

a) Analyse mono-date

• SIR-C saison sèche

L'image SIR-C de saison sèche avec ses quatre canaux (CHH, CHV, LHH et LHV) a été classifiée avec une précision moyenne de l'ordre de 82 % et un coefficient Kappa de 0,77 (tabl. 6). Les villages, forêt, cuirasses et sable sont bien classés avec une précision supérieure à 90 %. Quant aux alluvions et à la savane arborée, ils sont moyennement bien classés avec respectivement 71,5 % et 82,8 % de précision. Enfin, l'eau est très mal classée avec 51,5 %.

Les confusions significatives se font entre alluvions et cuirasses (19,3 % des alluvions sont classifiées en cuirasses et 5,4 % des cuirasses sont classifiées en alluvions), entre eau et alluvions (38,4 %), entre eau et sable (6,1 %), entre forêt et savane arborée (6,1 %), et entre savane arborée et alluvions (7,6 %). Les alluvions qui sont mis en cause dans la confusion avec l'eau sont les alluvions lisses qui ont une radiométrie très proche que celle de l'eau. Une explication peut être avancée pour expliquer cette mauvaise détection de l'eau. En effet, en saison sèche, les cours d'eau sont peu profonds et des remous peuvent apparaître dans le lit de la rivière entraînant un signal radar plus fort qui se confond ainsi plus facilement avec les autres objets. De plus, ces cours d'eau ne représentent parfois que quelques pixels de largeur d'où la difficulté de choisir des zones d'apprentissage. Si on regroupe le sable et l'eau du fleuve en une seule classe, alors on obtient une précision de détection de 78,8 %.

	allu	cuir	eau	for	sable	sav	vill	Total
allu	71,5	5,4	38,4	0,4	3,6	7,6	1,9	44238
cuir	19,3	93,0	3,6	0,0	0,1	3,3	0,0	17249
eau	2,9	0,2	51,5	0,0	0,0	0,0	0,0	7688
for	2,0	0,3	0,3	92,3	0,0	1,9	2,1	51381
sable	1,3	0,5	6,1	0,0	93,4	4,2	0,7	21897
sav	1,3	0,6	0,1	6,1	0,5	82,8	3,5	70536
vill	1,7	0,0	0,0	1,1	2,4	0,1	91,7	6942
Total	44835	5900	12351	52770	18338	80190	5543	219927

Précision moyenne= 82,3% Kappa=0,77 (Précis. totale=82,4%)

Tabl. 6 - Matrice de confusion de l'image SIR-C de saison sèche.

• **SIR-C saison de pluies**

Les objets observés sur l'image SIR-C acquise en saison de pluies sont les mêmes que ceux observés sur l'image de saison sèche. Seuls les bancs de sable n'existent plus car ils sont recouverts par l'eau.

La précision de la classification est légèrement moins bonne que l'image de saison sèche mais reste acceptable avec une précision moyenne d'environ 79 % (tabl. 7). Cependant le coefficient Kappa, qui prend en compte les différentes confusions entre objets est moyen (0,57).

Sur cette image, l'eau et les cuirasses sont parfaitement bien classées avec une précision supérieure à 95 %. Les alluvions et les villages sont moyennement bien classés (87,6 % et 79,2 % respectivement). L'essentiel de la mauvaise cartographie des alluvions est dû à la confusion avec les cuirasses (11,6 %). Quant à la forêt, elle est moins bien détectée (de l'ordre de 70 %) avec 5,7% de confusion avec les villages. De même, 11,6 % des villages sont classifiés en forêt pendant la saison de pluies. Enfin, la savane arborée est très mal classée (46,4 %) et présente une grande confusion avec les villages, la forêt et les alluvions.

	allu	cuir	eau	for	sav	vill	Total
allu	87,6	2,0	0,0	0,1	12,7	0,4	47107
cuir	11,6	98,0	4,3	0,1	0,1	0,0	11056
eau	0,1	0,0	95,3	0,0	0,0	0,0	11079
for	0,1	0,0	0,4	69,6	27,5	11,6	56179
sav	0,6	0,0	0,0	24,5	46,4	8,8	48099
vill	0,0	0,0	0,1	5,7	13,4	79,2	17157
Total	42589	5613	11583	49891	75733	5268	190677

Précis. moy.= 79,3 Kappa=0,57 (Précis.totale=67,1%)

Tabl. 7 - Matrice de confusion de l'image SIR-C acquise en saison de pluies.

b) Analyse multi-dates

• SIR-C : analyse multi-saisons

L'utilisation conjointe des deux saisons a été testée. En premier temps, nous avons utilisé la combinaison des huit canaux (CHH, CHV, LHH et LHV en saison sèche et saison des pluies). Ensuite, une analyse en composantes principales a été réalisée.

La précision moyenne sur la classification multi-date est de l'ordre de 90 %. Elle est meilleure de 10 % par rapport à une classification mono-date (tabl. 8). Le coefficient Kappa est également meilleur (0,83) avec des confusions faibles entre les différents objets. On constate ainsi que l'apport des deux images permet d'améliorer sensiblement la classification. En effet, les cuirasses, l'eau, le sable et les villages sont très bien classés (entre 92 et 99 %) avec peu de confusions. La forêt est également très bien classée (93 %) mais présente un peu confusion avec la savane arborée. La classification de la savane arborée et des alluvions est réalisée avec une précision de l'ordre de 80 %. Notons qu'environ 15 % de la savane arborée est classée en alluvions et que 22 % des alluvions sont faussement détectés en cuirasses. Si on regroupe le sable et l'eau du fleuve en une seule classe, alors on obtient une précision de détection de 97,8 %.

Ces très bons résultats s'expliquent en partie par le fait que la superposition des deux images outre le fait, de donner une plus grande richesse d'information, permet un meilleur filtrage du chatoiement. L'image classifiée est présentée en figure 5.

	allu	cuir	eau	for	sable	sav	vill	Total
allu	77,5	1,2	3,9	0,0	0,9	14,6	0,3	47203
cuir	21,7	98,5	0,0	0,0	0,0	0,5	0,0	15980
eau	0,2	0,0	91,9	0,0	0,0	0,0	0,0	11390
for	0,1	0,0	0,1	93,1	0,0	2,3	1,4	51131
sable	0,1	0,3	4,1	0,1	99,0	0,0	0,0	18720
sav	0,3	0,1	0,0	5,9	0,0	82,3	2,9	69511
vill	0,1	0,0	0,0	0,8	0,0	0,3	95,5	5998
Total	44852	5910	12280	52814	18329	80207	5541	219933

Précision moyenne = 91,1% Kappa=0,83 (Précis. totale=91,1%)

Tabl. 8 - Matrice de confusion de la combinaison des deux images SIR-C (deux saisons, deux fréquences, et deux polarisations).

• SIR-C : analyse en composantes principales

L'analyse en composantes principales (ACP) a été également effectuée d'une part sur l'image SIR-C de saison sèche et d'autre part sur l'image de saison humide. L'ACP permet de créer une nouvelle image, combinaison des canaux de départ, ainsi que de réduire le nombre de canaux tout en gardant l'information la plus pertinente possible. Cette approche permet de détecter les changements temporels dans une série d'images multidates. Rappelons que pour chaque image, la première composante de l'ACP

explique 74 % de l'information de l'image (cf. tabl. 4). Une composition colorée réalisée à partir de la 1^{ère} composante de la saison sèche et de la 1^{ère} et la 2^{ème} composante de la saison humide (fig. 6). L'avantage de l'ACP est qu'elle permet une interprétation visuelle plus aisée (le coefficient de variation³ calculé sur l'image ACP est plus faible que celui obtenu sur les images SIR-C brutes : 0,35 pour l'ACP contre 0,65 pour les images SIR-C brutes). Toutefois, l'ACP ne permet pas de détecter les villages qui se confondent avec la forêt. Ainsi, dans la classification réalisée à partir des composantes principales, nous n'avons pas pris en compte les villages. La précision obtenue sur la classification est du même ordre de grandeur que celle obtenue par la combinaison des deux images acquises en saison sèche et en saison de pluies (tabl. 9). Cependant, l'ACP ne permet pas d'extraire les villages.

Si on regroupe le sable et l'eau du fleuve en une seule classe, alors on obtient une précision de détection de 99,8 %.

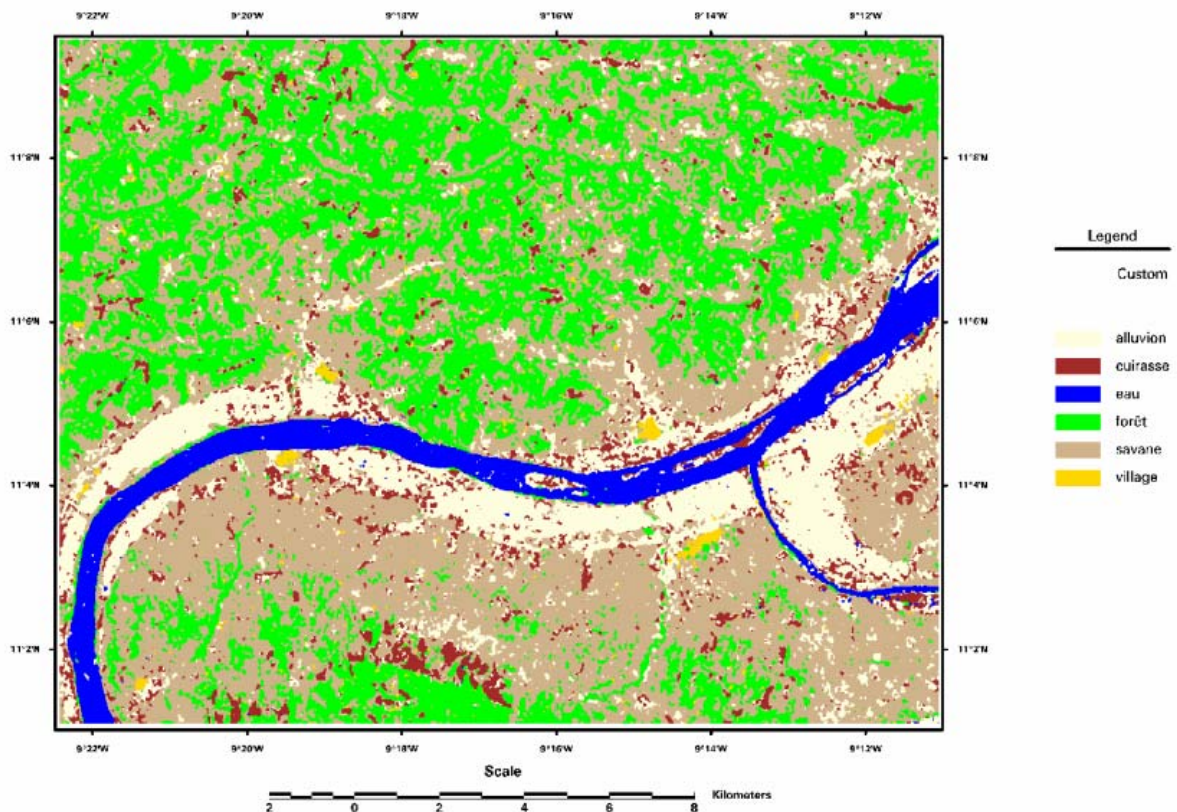


Fig. 5 - Résultat de la classification des images multi-dates de SIR-C (CHH, CHV, LHH et LHV en saison sèche et saison des pluies).

³ coefficient de variation = $\frac{\sqrt{\text{variance}}}{\text{moyenne}}$

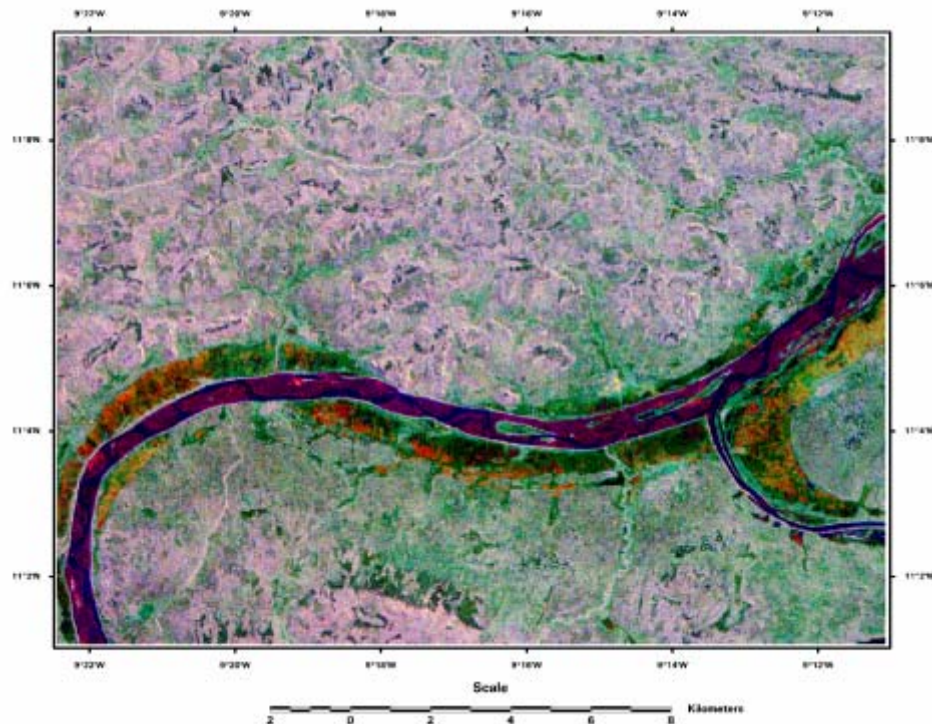


Fig. 6 - Composition colorée réalisée à partir de l'ACP des deux images SIR-C : rouge : ACP1 sèche, vert : ACP1 humide, bleu : ACP2 humide.

	allu	cuir	eau	for	sable	sav	Total
allu	83,7	1,4	0,0	0,0	0,2	10,7	46209
cuir	15,2	96,6	0,0	0,0	0,0	0,0	12500
eau	0,2	0,0	93,6	0,0	0,1	0,0	11553
for	0,1	0,0	0,1	92,9	0,0	1,9	50629
sable	0,2	0,0	6,1	0,0	99,8	0,0	18863
sav	0,7	2,0	0,1	7,1	0,0	87,4	74179
Total	44827	5887	12244	52770	18076	80109	213913

Précis. moy. = 92,3% Kappa=0,86 (Précis. totale=89,6%)

Tabl. 9 - Matrice de confusion de l'ACP réalisée sur les deux images SIR-C (deux saisons, deux fréquences, et deux polarisations).

• ERS : analyse multi-saisons

Les images ERS, à la différence des images SIR-C, ne possèdent qu'un seul canal : bande C et polarisation VV. La combinaison des images ERS acquises à différentes dates va nous permettre de voir quel est le potentiel de ce capteur, sachant qu'ERS est un des seuls satellites radar opérationnel à l'heure actuelle (avec Radarsat) pour une éventuelle mise à jour cartographique régulière.

Nous avons analysé une combinaison de trois dates : 8 juin 1997 en rouge, 20 août 1993 en vert et 21 août 1994 en bleu (*cf.* fig. 7).

Les résultats de la classification (tabl. 10) sont nettement moins bons que ceux obtenus à partir des images SIR-C. En effet, la précision moyenne n'est que de 55,6 % de pixels bien classés par rapport à la vérité terrain et le coefficient Kappa est également faible (0,5). Cependant, les résultats obtenus sont largement sous-estimés pour l'eau et le sable car les images n'ont pas été acquises la même année (1993, 1994 et 1997). D'une année sur l'autre, ces deux objets peuvent avoir des localisations et des étendues très différentes donc notre vérité terrain qui a été réalisée à partir des images SIR-C n'est plus tout à fait adaptée pour les images ERS. Une solution aurait été de regrouper ces deux entités en un seul objet appelé fleuve mais nous avons préféré travailler avec les résultats initiaux (la précision est d'environ 90 % si on regroupe sable et eau).

Les objets les mieux classifiés sont la savane arborée et la forêt avec 76 et 61 % de bonne détection. Les alluvions et les cuirasses sont mal classées (43 % et 55 %, respectivement) et présentent de ce fait des confusions très importantes avec les autres objets. Cependant, ces résultats sont en bon accord avec ceux obtenus sur les images SIR-C en bande C.

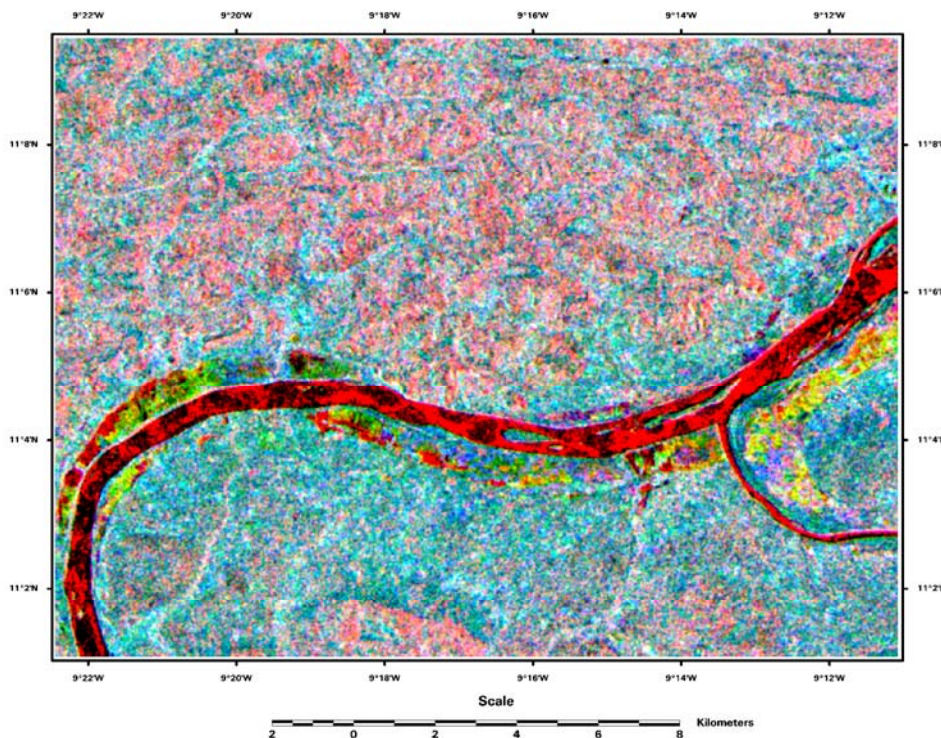


Fig. 7 - Image composite réalisée à partir de trois images ERS (rouge : 08 juin 1997 ; vert : 20 août 1993 ; bleu : 21 août 1994).

	allu	cuir	eau	for	sable	sav	Total
allu	43,1	1,8	23,2	7,5	2,3	3,8	11927
cuir	34,0	54,5	0,0	9,7	0,0	14,2	17188
eau	0,0	0,0	49,4	0,0	48,6	0,0	4129
for	14,5	19,4	0,0	61,3	0,0	5,8	24818
sable	0,4	0,0	27,4	0,0	49,1	0,0	3495
sav	7,4	24,2	0,0	21,4	0,0	76,1	43489
Total	15998	4078	3269	31102	5170	45529	105146

Précis. Moy. = 55,6% Kappa=0,5 (Précis. totale=63,7%)

Tabl. 10 - Matrice de confusion obtenue à partir des images ERS.

c) Analyse fréquentielle

Afin de connaître l'apport de chaque fréquence, nous avons classifié séparément les images en bande C et les images en bande L. Ceci nous a permis d'évaluer quantitativement la différence de précision entre les deux fréquences.

Nous nous sommes placés dans le cas le plus favorable, c'est-à-dire en prenant pour chaque bande, les deux polarisations (HH et HV) et les deux saisons. Sur les images en bande C, les villages ne sont pas détectables à l'exception de la grande ville de Siguiri (troisième ville du pays). Par contre, nous voyons quelques points brillants à l'emplacement de certains villages qui doivent correspondre à des structures métalliques (toits par exemple).

Les résultats de la classification sont présentés en tableaux 11 et 12. La bande L donne une précision moyenne et un coefficient Kappa largement supérieurs à ceux obtenus avec la bande C (84 % contre 65 % et 0,74 au lieu de 0,6). Si on regroupe le sable et l'eau en une seule classe, alors on obtient une précision de détection de 100 % en bande C et 92,3 % en bande L. Ainsi, la bande C est meilleure pour la détection du fleuve. La classification des autres objets est de 10 % meilleure en bande L qu'en bande C. Les villages sont très mal classifiés et se confondent avec la savane arborée, la forêt et les alluvions. Ces résultats montrent que la bande C est nettement moins bonne que la bande L pour la cartographie des zones d'étude en Afrique.

L'utilisation de la bande L avec une configuration de quatre canaux (deux polarisations et deux saisons) permet d'obtenir une précision très proche de celle obtenue avec les deux bandes C et L (huit canaux : deux polarisations, deux fréquences et deux dates). Toutefois, les confusions entre objets sont plus importantes avec quatre canaux.

	allu	cuir	eau	for	sable	sav	vill	Total
allu	52,0	20,6	0,0	13,8	0,1	23,0	16,3	51224
cuir	29,4	75,3	0,0	0,7	0,0	0,5	0,8	18471
eau	0,1	0,0	74,1	0,0	1,3	0,0	0,0	9358
for	7,3	0,2	0,0	74,2	0,0	3,8	22,2	46756
sable	0,6	0,9	25,9	1,6	98,6	0,0	0,0	22095
sav	10,0	2,4	0,0	9,2	0,0	72,6	51,3	70393
vill	0,6	0,6	0,0	0,5	0,0	0,1	9,3	1192
Total	44944	5891	12281	52816	18052	79932	5551	219467

Précis. Moy. = 65,2% Kappa=0,6 (Précis. totale=69,5%)

Tabl. 11 - Matrice de confusion obtenue à partir des images SIR-C (bande C, deux polarisations et deux saisons).

	allu	cuir	eau	for	sable	sav	vill	Total
allu	65,3	13,0	16,1	0,0	0,7	15,3	0,1	44461
cuir	26,9	83,9	0,8	0,0	0,0	0,5	0,0	17570
eau	6,1	2,4	75,4	0,0	0,0	0,0	0,0	12114
for	0,0	0,3	0,8	87,2	0,0	4,1	1,8	49520
sable	0,9	0,1	6,8	0,0	99,2	0,0	0,0	19290
sav	0,7	0,3	0,1	11,0	0,0	78,9	1,2	69375
vill	0,1	0,0	0,0	1,8	0,0	1,1	96,9	7232
Total	44944	5872	12265	52747	18159	80000	5575	219562

Précis. Moy. = 83,8% Kappa=0,74 (Précis. totale=80,2%)

Tabl. 12 - Matrice de confusion obtenue à partir des images SIR-C (bande L, deux polarisations et deux saisons).

d) Analyse mono-canal

Nous avons également analysé chaque canal des images SIR-C. Il ressort des traitements qu'avec une seule fréquence, une seule polarisation et une seule date, les images en bande L donnent une précision de classification de l'ordre de 50 % alors que la bande C présente des résultats inférieurs à 40 %. En combinant deux saisons, la précision augmente de 10 à 15 % par rapport à une saison seule.

e) Discussions

La date d'acquisition des images présente un intérêt particulier pour la détection des objets car un même objet ne se distingue pas de la même façon que l'on soit en saison sèche ou en saison humide. Cette différence de détection se voit de manière spectaculaire sur le fleuve (eau + sable) qui, en saison humide, présente une précision de classification meilleure de

20 % par rapport à celle obtenue en saison sèche. La saison humide permet également une meilleure caractérisation des alluvions (87,6 % contre 71,5 %). La forêt, la savane arborée et les villages sont par contre beaucoup mieux détectés en saison sèche. Mais d'une façon générale, la saison sèche est légèrement meilleure que la saison humide (tabl. 13).

Les images mono-dates donnent des résultats satisfaisants en terme de précision mais de nombreuses confusions apparaissent. L'utilisation des images acquises en saisons sèche et de pluies permet une amélioration de la classification d'environ 10% par rapport à l'utilisation d'une seule saison. De même, les confusions entre classes sont moins importants qu'avec une seule saison.

Les résultats obtenus à partir des données radar montrent l'importance de la bande L en terme de cartographie et éventuellement de mise à jour. La classification à partir des données en bande L est précise à environ 85 %. Elle est moins bonne en bande C et ceci d'environ 20 % pour les images SIR-C et 30 % pour les images ERS. Le tableau 13 montre également qu'un système satellitaire avec une fréquence adéquate (bande L) serait un bon outil de cartographie et de mise à jour pour des sites en Afrique. Le gain apporté par l'utilisation de la bande C en plus de la bande L est très faible. De plus, l'utilisation d'images en bande L acquises pendant les deux saisons fournirait une meilleure classification comparativement à l'utilisation d'images acquises en bandes C et L mais à une seule saison.

Configuration radar	Bonne classification par classe (%)						Précision moyenne
	forêt	villages	cuirasses	fleuve	savane	zones de cultures	(%)
SIR-C saison sèche: CHH, CHV, LHH and LHV	92.3	91.7	93.0	78.8	82.8	71.5	82
SIR-C saison de pluie: CHH, CHV, LHH and LHV	69.6	79.2	98.0	95.3	46.4	87.6	79
SIR-C saison sèche, saison de pluie : CHH, CHV, LHH et LHV	93.1	95.5	98.5	97.8	82.3	77.5	91
SIR-C saison sèche, saison de pluie : CHH et CHV	74.2	9.3	75.3	100	72.6	52.0	65
SIR-C saison sèche, saison de pluie : LHH et LHV	87.2	96.9	83.9	92.3	78.9	65.3	84
ERS saison sèche, saison de pluie : août 93, août 94 et juin 97	61.3	-	54.5	49.2	76.1	43.1	56

Tabl. 13 - Résultats des classifications effectuées sur les images radar (ERS et SIR-C).

1.4. TRAITEMENT DES IMAGES OPTIQUES

1.4.1. Interprétation visuelle

L'interprétation visuelle des images optiques a été réalisée pour se donner une première idée sur les performances des images SPOT et Landsat TM. Dans ce rapport, nous avons choisi la scène 039-328 de SPOT (appelée G-SPOT 3) pour détailler cette interprétation. Cette image, acquise en mars 1998 (saison sèche), présente les meilleurs contrastes visuels ainsi que la plus grande densité de points de contrôle terrain. Rappelons qu'en raison des difficultés d'accès rencontrées sur le site, les points de contrôle ont été recueillis essentiellement le long des routes et par là le plus souvent le long du fleuve (cf. ann. 2).

Par interprétation visuelle, on distingue 11 classes radiométriquement différentes correspondant à quatre types d'occupation du sol (tabl. 14). La distinction a été faite entre des zones couvertes de végétation (de type forêt et brousse), des zones de sols nus (alluvions, zones de cultures, sable et éléments lithologiques), des zones d'eau libre, et des zones construites :

- Les zones de végétation : elles comprennent la couverture forestière ainsi que les zones de type brousse. Sur cette image de saison sèche, toutes les zones occupées par des cultures lors de la saison humide apparaissent en sols nus. Les zones de végétation ont été distinguées en trois classes :
 - forêts,
 - zones de végétation peu dense (savane arborée),
 - forêts-galeries qui bordent le réseau hydrographique permanent et permettent ainsi de le détecter indirectement lorsque la largeur du cours d'eau est trop faible.
- Les sols nus qui comprennent :
 - les alluvions et le sable du fleuve dont l'extension est importante à la fin de la saison sèche,
 - les brûlis qui apparaissent sur l'image en vert très sombre mais dont aucun contrôle au sol ne permet l'attribution ferme et définitive à un type particulier d'occupation du sol. Les brûlis représentent une pratique très largement utilisée par la population pour dégager des zones cultivables,
 - les éléments lithologiques tels que les cuirasses latéritiques. Ces éléments ont pu être identifiés à l'aide du contrôle terrain ainsi que des résultats de l'interprétation des images radar SIR-C sur lesquelles la discrimination des cuirasses est performante. Toutefois la dénomination de la classe cuirasse n'inclura que les zones de cuirasse sans recouvrement végétal. Dans le cas contraire, cette zone sera classée en végétation peu abondante voire en forêt le cas échéant,
 - les zones de cultures qui correspondent en général à des cultures temporaires exploitées pendant la saison humide. L'acquisition d'images satellitaires optiques durant la période humide est très difficile en raison de la forte nébulosité régnant sur la région à cette période. En leur absence, il est donc impossible d'individualiser des

zones de cultures à l'aide de la végétation couvrante qu'elles devraient présenter pendant la saison des pluies. Ces zones de cultures ont une radiométrie qui se situe entre la radiométrie des zones de cuirasses et celle des zones d'alluvions.

- L'eau : le réseau hydrographique est caractérisé par des fleuves à régime permanent et de nombreux cours d'eau à régime temporaire qui sont souvent à sec lors de la saison sèche.
- Les zones construites représentées par les villages et les infrastructures telles que les routes.

Classes	Type
1 – Cuirasses	Sols nus
2 – Forêt galerie	Végétation
3 – Routes	Zones construites
4 – alluvions	Sols nus en saison sèche
5 – Fleuves	Eau
6 – Sable	Sols nus en saison sèche et eau en saison humide
7 – Savane arborée	Végétation
8 – Forêt	Végétation
9 – Villages	Zones construites
10 – Zones de cultures	Sols nus en saison sèche
11 – Brûlis	Sols nus en saison sèche

Tabl. 14 - Caractérisation des classes reconnues sur les images optiques.

Par interprétation visuelle de chacune des images, on distingue un nombre variable de classes radiométriquement différentes. Le tableau 15 contient les classes détectées pour chaque image étudiée.

G-SPOT 3 Mars 98	E-SPOT 3 Mars 98	F-SPOT 4 Avril 99	Landsat TM Mars 2000
Cuirasses	Cuirasses	Cuirasses	Cuirasses
Forêt galeries	Forêt galeries	Forêt galeries	Forêt galeries
Routes	Routes	Routes	
Alluvions	Alluvions	Alluvions	Alluvions
Eau/fleuve	Eau/fleuve	Eau/fleuve	Eau/fleuve
Sables	-	-	-
Savane arborée	Savane arborée	Savane arborée	Savane arborée
Forêt	Forêt	Forêt	Forêt
Villages	Villages	Villages	-
Sols nus/culture	Sols nus/culture	Sols nus/culture	Sols nus/culture
Brûlis	Brûlis	-	Brûlis

Tabl. 15 - Classes reconnues sur chacune des images étudiées.

La figure 8 montre une image SPOT et quelques photos prises sur des classes d'occupation du sol lors de la campagne terrain.

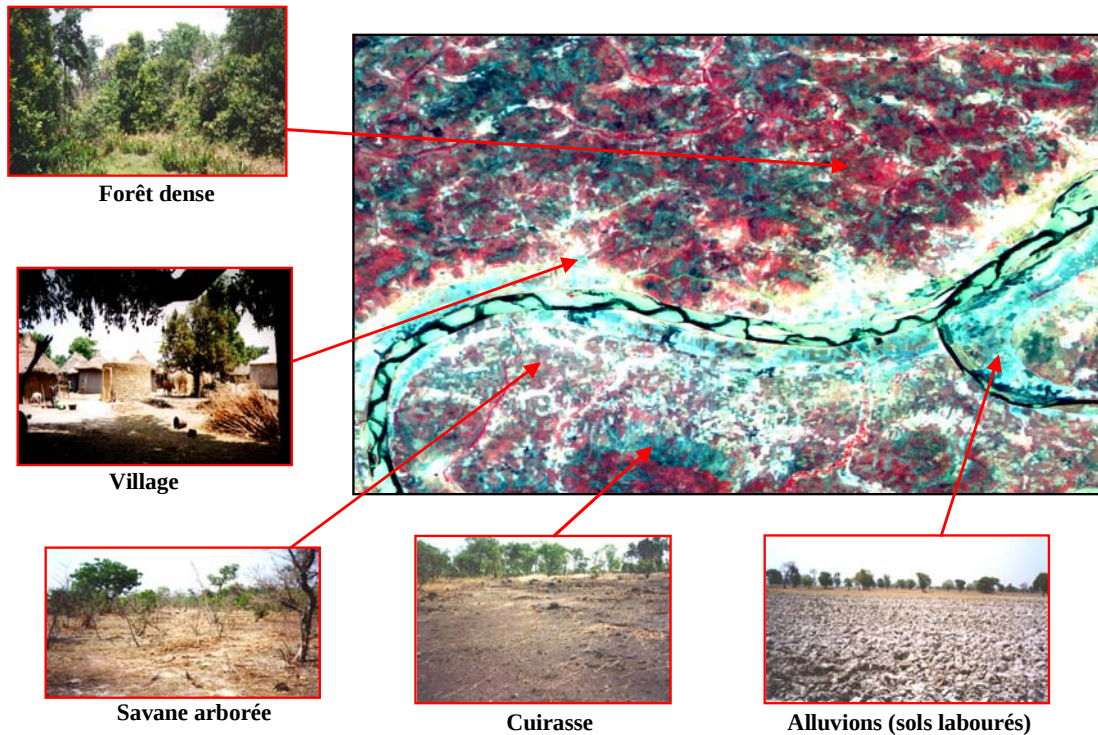


Fig. 8 - Une sous-image SPOT acquise en mars 1998 et des photos de certains objets présents sur le site d'étude.

1.4.2. Classification

a) Images utilisées

Parmi les sept images optiques disponibles, trois images SPOT, dont l'emprise recouvre en partie l'image Sud du SIR-C, ont été utilisées pour cette étude (*cf.* tabl. 16). Elles ont été géométriquement corrigées par rapport aux images SIR-C. La précision des corrections géométriques (R.M.S.) est respectivement de 2,5 pixels pour la scène E-SPOT 3 soit 50 m, 2 pixels pour la scène G-SPOT 3 soit 40 m et de 3,3 pixels pour la scène F-SPOT 4 soit 66 m.

De même, l'image Landsat TM a été utilisée. Elle est centrée sur la scène F-SPOT 4 avec un léger recouvrement des deux autres scènes SPOT. La précision des corrections géométriques (R.M.S.) est moins bonne que pour les images SPOT, elle est de 5,4 pixels soit 162 m (peu de points de contrôle sur une zone plus étendue que celle couverte par les images SPOT, moins bonne résolution spatiale 30 m contre 20 m pour SPOT).

Les classifications effectuées ont eu pour objectifs :

- de déterminer les types d'occupation du sol identifiables sur les images SPOT 3, SPOT 4 et Landsat TM,
- d'estimer la précision avec laquelle il est possible de discriminer les différents types d'occupation du sol.

E-SPOT 3	038-327	04/03/1998
F-SPOT 4	038-328	15/04/1999
G-SPOT 3	039-328	25/03/1998
Landsat TM	200-052	08/03/2000

Tabl. 16 - Caractéristiques des images optiques utilisées.

b) Résultats obtenus

Deux lots de zones tests ont été choisis sous forme de zone d'intérêt (Area Of Interest) sur les images avec un nombre représentatif de pixels. Le premier lot sert à réaliser la classification (lot d'entraînement) et l'autre pour la validation de cette classification (lot test). Chaque AOI est sélectionné pour sa représentativité de la classe choisie à partir des données terrains et de l'identification visuelle sur l'image. La classification est ensuite effectuée en utilisant la méthode de maximum de vraisemblance. La matrice de confiance est utilisée pour présenter les performances de la classification (cf. tabl. 17, 18, 19 et 20).

	Cuirasses	Forêt galerie	Routes	Alluvions	Eau/fleuve	Sable	Savane arborée	Forêt	Villages	Sols nus	Brûlis	Total
Cuirasses	80.7				0.5			0.2	6.5	11.0	6.0	3712
Forêt galerie		94.6					0.9	8.8				1037
Routes	0.05		85.3	0.6		13.6	0.2					819
Alluvions				90.3		0.10			1.9	0.3		1112
Eau/fleuve					97.2							1909
Sable	0.02		11.4	0.25		84.6			0.3	0.05		3436
Savane arborée	0.2	0.8					93.3	3.3		0.2		2921
Forêt		4.6			0.1		4.2	86.3			0.4	5430
Villages	5.4		3.3	8.9		1.7	1.2	0.4	33.5	33.6	0.04	1204
Sols nus	6.1						0.1		57.8	55.0		1469
Brûlis	7.5				2.2			1.2			93.6	2657
Total	4117	503	306	1215	1965	4011	2900	6112	322	1869	2386	25706

Tabl. 17 - Matrice de confusion obtenue sur l'image G-SPOT 3 en utilisant les AOI de validation : Précision moyenne = 81.3 % ; Kappa = 0.83 ; Précision totale = 84.8 %.

	<i>Cuirasses</i>	<i>Forêt galerie</i>	<i>Routes</i>	<i>Alluvions</i>	<i>Eau/fleuve</i>	<i>Savane arborée</i>	<i>Forêt</i>	<i>Villages</i>	<i>Sols nus</i>	<i>Brûlis</i>	<i>Total</i>
Cuirasses	66.5							4.7	15.4	7.4	2647
Forêt galerie		94.4			0.8		2.0				845
Routes	1.2		99.5					1.7	0.2		433
Alluvions				94.7		0.2		5.4	1.1		1803
Eau/fleuve					99.2						2385
Savane arborée						85.5	8.5	1.0	0.6		3859
Forêt		5.3				2.9	88.0		0.1		5914
Villages	4.0		0.2	2.4		1.8		71.5	0.4		1341
Sols nus	15.1	0.3	0.3	1.9		9.7	1.3	15.7	82.2	1.7	2411
Brûlis	13.2						0.2			90.9	2565
<i>Total</i>	2290	735	367	1743	2405	3778	6548	1566	5657	2476	27562

Tabl. 18 - Matrice de confusion obtenue sur l'image E-SPOT 3 en utilisant les AOI de validation : Précision moyenne = 86.6 % ; Kappa = 0.84 ; Précision totale = 85.6 %.

	<i>Cuirasses</i>	<i>Forêt galerie</i>	<i>Routes</i>	<i>Alluvions</i>	<i>Eau/fleuve</i>	<i>Savane arborée</i>	<i>Forêt</i>	<i>Villages</i>	<i>Sols nus</i>	<i>Total</i>
Cuirasses	93.8		3.7			0.1		2.2	12.0	1498
Forêt galerie		81.7					8.7			920
Routes	0.4		87.5	0.6	0.3	4.2	0.4	6.8	13.5	710
Alluvions			0.3	65.1	0.2	1.4		9.6	1.1	2497
Eau/fleuve					99.5					1082
Savane arborée	0.2	0.9	0.3	0.1		86.0	2.2	7.9	0.3	2685
Forêt		17.4				4.8	88.7			4270
Village	0.1		7.2	33.0		1.4		52.6	13.6	2019
Sols nus	5.3		1.0	1.2		2.1		20.9	59.5	1298
<i>Total</i>	1362	643	304	3586	1088	2888	4530	1079	1499	16979

Tabl. 19 - Matrice de confusion obtenue sur l'image F-SPOT 3 en utilisant les AOI de validation : Précision moyenne = 79.4 % ; Kappa = 0.75 ; Précision totale = 79.2 %.

	<i>Cuirasses</i>	<i>Forêt galerie</i>	<i>Alluvions</i>	<i>Eau/fleuve</i>	<i>Savane arborée</i>	<i>Forêt</i>	<i>Sols nus</i>	<i>Brûlis</i>	<i>Total</i>
Cuirasses	78.6		1.8		0.8		13.3	1.8	1246
Forêt galerie		76.8			1.0	15.7			786
Alluvions	3.0		95.9	0.3	0.7		6.0		2399
Eau/fleuve				98.4					867
Savane arborée	0.3	3.9	1.2		88.5	13.7	2.5	0.2	2645
Forêt	0.2	19.3			7.9	69.5	0.2	0.3	1869
Sols nus	12.2		1.1	0.3	1.1	0.8	77.9		1503
Brûlis	5.7			1.0		0.3	0.1	97.7	1879
<i>Total</i>	1184	535	2342	881	2532	2236	1647	1837	13194

Tabl. 20 - Matrice de confusion obtenue sur l'image Landsat en utilisant les AOI de validation : Précision moyenne = 85.4 % ; Kappa = 0.83 ; Précision totale = 85.9 %.

c) Discussions

La classification de l'image G-SPOT 3 est bonne avec une précision moyenne de l'ordre de 80% et un coefficient Kappa de 0.83. On constate une bonne individualisation des classes avec végétation. Ces classes se distinguent très bien des classes sols nus par exemple et elles sont aussi nettement différenciées entre elles. Les résultats de la classification montrent que la discrimination entre les classes forêt galerie, forêt et dans une moindre mesure savane arborée est bonne avec des pourcentages de pixels bien classés de l'ordre de 90 %. Le réseau d'eau libre est parfaitement détectable avec des pourcentages de pixels bien classés supérieurs à 95 %.

Les classes de types sols nus présentent en général une moins bonne discrimination entre elles à l'exception des classes alluvions et brûlis qui présentent toutes deux des pourcentages de pixels bien classés de l'ordre de 90 %. Par contre, des confusions importantes peuvent être notées entre les classes villages, zones de cultures (sols nus) et cuirasses. Les différences radiométriques entre ces classes sont faibles. L'absence d'images de saison humide ne nous permet pas de réaliser une classification multi-temporelle qui aurait permis de séparer les zones de cultures des villages et des cuirasses. La détection des éléments lithologiques représentés par la classe cuirasses est moyenne avec des pourcentages de pixels bien classés de l'ordre de 80 %. En effet, la discrimination des cuirasses, si elle correspond à une radiométrie en moyenne assez bien individualisée, a été identifiée non seulement à l'aide des points de contrôles terrains mais aussi en tenant compte de l'interprétation des images SIR-C en bande L.

Les deux classes sables et routes présentent des radiométries proches et donc des confusions élevées (les routes ne sont pas goudronnées et sont réalisées à l'aide des matériaux du site).

Les classifications réalisées sur les images E-SPOT 3 et Landsat TM sont bonnes avec une précision moyenne de l'ordre de 85 % pour les deux images et un coefficient Kappa d'environ 0.8. La classification de l'image F-SPOT 4 présente des résultats moins bons avec une précision moyenne de l'ordre de 80% et un coefficient Kappa de 0.75.

Sur toutes les images optiques utilisées SPOT et Landsat TM, on constate une bonne discrimination des classes représentatives des différents types de végétation. Pour les classes forêt galerie et savane arborée la discrimination est moins contrastée selon le type de l'image avec toutefois des pourcentages de pixels bien classés inférieurs sur l'image Landsat. L'image Landsat TM s'avère la moins performante ce qui peut être relié à sa résolution plus faible (pixel de 30 m). La prise en compte d'un canal supplémentaire dans le proche infra-rouge pour l'image SPOT 4 n'améliore pas la classification.

Pour permettre d'apprécier plus précisément la qualité de la classification, le pourcentage de fausses détections pour chaque classe et chaque image a été évalué. Les fausses détections sont représentées par les pixels classés dans une classe différente de celle qui leur avait été attribuée. Il s'agit par exemple de pixels classés en forêt galerie alors qu'ils appartiennent à la classe forêt. Ces fausses détections de forêt galerie

correspondent à une surestimation de la quantité de forêt galerie et, a contrario, à un déficit d'attribution lié à une sous-estimation de la classe forêt.

Les pourcentages de fausses détections pour les trois classes de type végétation sont inférieurs ou égal à 10% pour les deux images SPOT 3 ainsi que pour l'image SPOT 4 excepté en ce qui concerne les forêts galeries classées en forêts avec un pourcentage de 17 % (image F-SPOT 3). Les fausses détections de forêts galeries, de savane arborée, et de forêt sont nettement plus élevées sur l'image Landsat (de 14 % à 19 %).

Le réseau d'eau libre est très bien détecté sur tous les types d'images avec des pourcentages de pixels bien classés compris entre 97 et 99 %.

Pour ce qui est des zones de type sols nus des variations existent entre les images car les classes ne sont pas visuellement discernables sur toutes les images. Ainsi les zones de brûlis n'ont pu être mises en évidence sur l'image F-SPOT 4. De même, les villages et les routes n'ont pu être délimitées visuellement sur l'image Landsat en dépit du contrôle terrain. Les classes de types sols nus présentent en général une moins bonne discrimination entre elles à l'exception des classes alluvions et brûlis qui présentent toutes deux et pour toutes les images des pourcentages de pixels bien classés supérieurs à 90 %.

Des confusions importantes existent entre les classes villages, cultures et cuirasses. Les différences radiométriques entre ces trois classes sont faibles. Toutes les images sont de saison sèche ce qui ne nous permet pas de discriminer une classe culture à l'aide de la variation saisonnière de couverture végétale des zones de cultures. La discrimination des villages varie selon les images et, excepté pour l'image E-SPOT 3, les pourcentages de pixels bien classés sont inférieurs à 50 %. Les villages représentent la classe la moins bien discriminée à l'aide de l'imagerie satellitaire optique.

La discrimination des éléments lithologiques représentés par la classe cuirasses est moyenne pour toutes les images avec des pourcentages de pixels bien classés variant de 67 % à 94 % selon les images. Cette classe présente de façon prévisible des confusions importantes avec les classes cultures et village qui possèdent des radiométries proches. Les pourcentages de fausses détections entre cuirasses et sols nus sont supérieurs à 10% et peuvent atteindre 20% sur l'image E-SPOT 3.

Si la détection des routes apparaît bonne à première vue, avec un pourcentage de pixels bien classés de l'ordre de 85 %, il faut noter que les routes détectées et classées ne représentent que les voies de communications les plus importantes. Le pourcentage de pixels bien classés atteint même 99 % sur l'image E-SPOT 3, on remarque que cette classe représente exclusivement la route principale menant à une exploitation minière, large, à trafic intensif et recouverte de matériau à fort contraste avec l'environnement.

c) Validation de la classification sur l'image G-SPOT 3 par des AOI choisies sur l'image radar SIR-C

Les performances de la classification sont ensuite calculées en utilisant les AOI qui ont servi à la validation des classifications réalisées à partir des images radar (ERS, SIR-C). La matrice de confusion a été réalisée à partir de l'image G-SPOT 3 (tabl. 21). Elle présente les performances de la classification par rapport à ces données de validation radar.

Sept classes ont été retenues en accord avec les classifications réalisées sur les images radar : cuirasses, alluvions, eau, sable, savane arborée, forêt et villages. Pour effectuer la comparaison avec l'image optique G-SPOT 3, nous avons fusionné certaines classes obtenues sur l'image optique comme par exemple forêt et forêts galeries, indiscernables l'une de l'autre sur l'image radar. De même, les classes cultures, brûlis et alluvions ont été rassemblées dans une classe unique dénommée alluvions. Pour interpréter la comparaison des résultats obtenus par classification sur les images radar et optique, il faut tenir compte du fait que l'image radar est de 1994 et que les deux périodes humide et sèche sont disponibles alors que l'image optique date de la seule période sèche de 1998. Cet étalement dans le temps ne permet pas d'assurer que les zones de culture de 1994 et de 1998 sont superposables, encore moins pour ce qui est des brûlis. Ces classes d'occupation des sols sont sujettes à des variations annuelles et le contrôle terrain effectué à une seule date durant la période de saison sèche de 1999 ne permet pas de préciser la localisation spatiale de ces deux classes sur l'un ou l'autre type d'imagerie, radar ou optique.

La précision moyenne de cette classification est largement inférieure à celle obtenue sur les images optiques. Elle est de 58,7 % avec un coefficient Kappa de 0.42. Ce mauvais résultat est à relier à l'écart temporel d'acquisition des données (1994 pour SIR-C et 1998-1999 pour SPOT) et à l'erreur de géoréférencement des images (R.M.S.E. des corrections géométriques est d'environ 80 m).

La seule classe qui présente un pourcentage de pixels bien classé d'environ 80 % est la classe cuirasses. Les classes eau, sables et alluvions présentent une discrimination moyenne avec des pourcentages de pixels bien classés compris entre 55 et 65 %. Les confusions entre les trois classes peuvent être dues pour une large part à l'écart entre les dates d'acquisition des images avec une occupation de l'eau visible dans le fleuve qui varie spatialement d'une année sur l'autre. Les confusions entre sols nus et forêts n'existent que dans le sens logique de la disparition de la forêt entre 1994 et 1998. En effet, il n'y a pas d'alluvions repérées sur l'image radar qui soient classées en forêt sur l'image optique par contre l'inverse est constaté pour 17 % des zones repérées en forêts sur l'image radar de 1994 et qui se retrouvent classées en alluvions sur l'image optique de 1998.

Enfin, la détection de la classe savane arborée est mauvaise avec seulement 33 % de pixels bien classés. Les confusions élevées constatées entre savane et alluvions proviennent probablement de l'écart d'acquisition des données qui rend compte de variations importantes de localisation des zones de cultures d'une année sur l'autre. La

confusion de la classe alluvions avec la classe villages est due à la mauvaise discrimination des villages sur l'image optique (classe souvent confondue avec des alluvions).

	<i>Cuirasses</i>	<i>Alluvions</i>	<i>Eau</i>	<i>Sables</i>	<i>Savane arborée</i>	<i>Forêt</i>	<i>Villages</i>	<i>Total</i>
Cuirasses	83,8	10,2	5,1	2,6	8,9	3,2	9,9	10954
Alluvions	15,6	60,0	12,3	12,3	28,0	17,5	44,8	41623
Eau/fleuve	0,0	0,0	57,0	15,3	0,0	0,0	0,0	4926
Sable	0,0	0,5	21,1	66,8	0,3	0,0	4,4	10520
Savane arborée	0,0	1,3	0,0	0,1	33,0	4,0	1,8	17379
Forêt	0,2	0,3	0,0	0,0	1,4	71,0	0,0	15770
Villages	0,3	27,7	4,5	2,9	28,3	4,4	39,2	25955
<i>Total</i>	<i>1900</i>	<i>33681</i>	<i>5032</i>	<i>13417</i>	<i>48483</i>	<i>21096</i>	<i>3518</i>	<i>127127</i>

Tabl. 21 - Matrice de confusion réalisée sur l'image G-SPOT 3 en utilisant les AOI qui ont servi à la validation radar. Précision moyenne : 58,7 % ; Kappa : 0,42 ; Précision totale : 51,93 %.

1.4.3. Amélioration de la détection de thèmes principaux

a) Ressources en eau

• Reconnaissance du réseau hydrologique permanent

La reconnaissance de l'occupation du sol par classification des images optiques a permis d'identifier le réseau hydrologique permanent de façon optimale avec des pourcentages de pixels bien classés d'environ 95 % quelque soit l'image optique considérée. Le réseau permanent, pour lequel l'eau libre n'est pas visible sur les images en raison de la largeur trop faible des cours d'eau est souligné par des forêts galeries dont l'extraction par classification est bonne avec des pourcentages de pixels bien classés de l'ordre de 90 %. Toutefois un pourcentage relativement élevé de fausses détections subsiste. En effet, l'interprétation visuelle des forêts galerie sur les images optiques est aisée compte tenu du fait que l'œil de l'observateur prend en compte en plus de la radiométrie le tracé linéaire de cette classe d'occupation du sol ce qui lui permet d'éliminer les confusions radiométriques avec la classe forêt. Pour tenter d'améliorer la détection des forêts galeries, nous avons réalisé plusieurs types de traitements sur les images optiques. Pour cela nous avons choisi une zone qui permet de combiner le plus d'informations. La zone d'étude choisie est une portion de territoire imagée à la fois sur l'image F-SPOT 4 et sur l'image Landsat TM. Ces deux images possèdent des canaux supplémentaires par rapport à l'image SPOT 3 et en particulier une bande dans le moyen infra rouge pour une meilleure discrimination des zones couvertes de végétation.

La bande panchromatique de l'image Landsat (pixel de 15 m) a été utilisée en réalisant la fusion avec les images SPOT et Landsat. Le but étant d'améliorer leur résolution spatiale qui est de 30 m pour l'image Landsat et de 20 m pour l'image Spot.

La figure 9 présente les résultats des tests d'indices appliqués à l'image F-SPOT4 dans le but d'optimiser la détection des forêts galeries. Les différents indices correspondent à une démarche empirique dans la recherche d'une estimation de paramètres concernant la végétation. Nous avons testé deux indices utilisés couramment.

L'indice NDVI (fig. 9b) qui correspond à la formule suivante : $NDVI = (PIR-R)/(PIR+R)$ et l'indice de brillance (fig. 9c) tel que la racine carrée de la somme des carrés de deux canaux : PIR et rouge : $IB = \sqrt{PIR^2 + R^2}$.

Des traitements par filtrages numériques dans le domaine spatial ont été réalisés. Nous avons utilisé un filtre passe-haut et un filtre adaptatif afin d'accentuer les variations de l'image et de faire ainsi ressortir les structures linéaires (fig. 9d et 9e).

L'exploitation des résultats montrent que ces différents traitements n'apportent pas d'améliorations substantielles. En effet, sur les deux images calculées avec les indices NDVI et brillance, si on distingue toujours de la même façon que précédemment le linéaire de la forêt galerie, on constate que la forêt présente dans de nombreuses zones les mêmes valeurs que la forêt galerie. Nous n'obtenons donc pas une amélioration de la classification puisque ces traitements ne réduisent pas les fausses détections de forêt galerie. L'utilisation des filtres passe haut et adaptatif ne permet pas de renforcer visiblement la discrimination du linéaire représenté par les forêts galeries.

Pour déterminer l'impact de l'amélioration de la résolution spatiale sur les classifications nous avons réalisé deux tests. Le premier, représenté sur la figure 10 présente les résultats des classifications réalisées d'une part sur l'image résultante de la fusion de la bande panchromatique avec l'image F-SPOT 4 et d'autre part sur l'image seule F-SPOT 4. Les deux classifications ont été réalisées uniquement sur l'emprise de la zone test. Les matrices de confusion ne montrent pas d'amélioration de la classification sur l'image fusionnée avec des pourcentages de pixels bien classés d'environ 95 % sur l'image F-SPOT 4 et sur l'image fusionnée. Les confusions avec la classe forêt restent dans les deux cas inférieurs à 5 %.

Le second test de classification a été réalisé sur l'image Landsat TM fusionnée avec la bande panchromatique (fig. 11). Le pourcentage de fausses détections des forêts-galeries est de l'ordre de 20 %. La classification réalisée sur l'emprise de la zone test sur l'image fusionnée permet une amélioration de la discrimination de la classe forêt galerie avec 82 % de pixels bien classés par rapport avec la classification réalisée sur l'image Landsat TM seule avec 77 %. De toute façon, l'image Landsat présente le potentiel le plus faible pour l'extraction des forêts galeries.

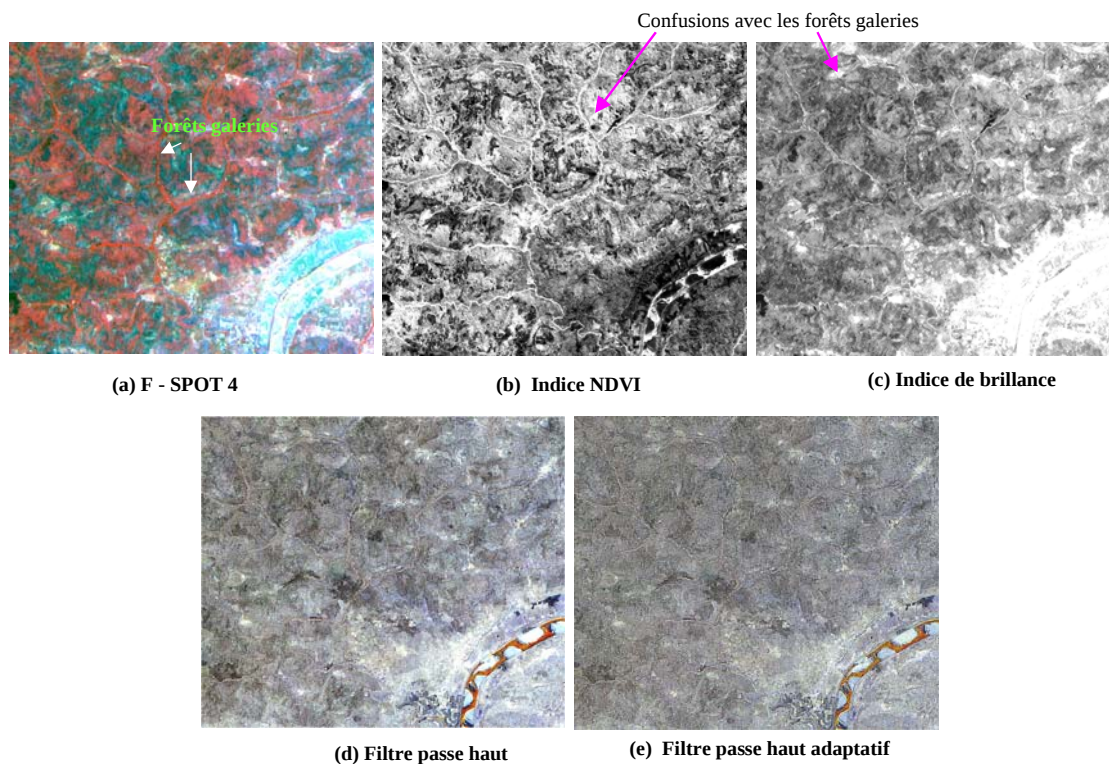


Fig. 9 - Détection du réseau hydrographique permanent sur l'image F-SPOT 4 en utilisant : (a) l'indice NDVI, (b) l'indice de brillance, (c) le filtre passe haut et (d) le filtre passe haut adaptatif.

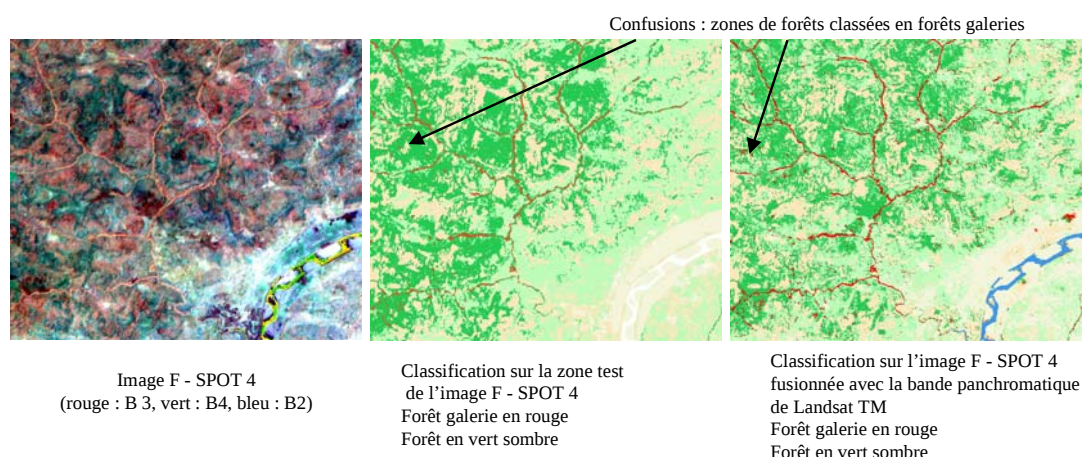


Fig. 10 - Détection du réseau hydrographique permanent sur l'image F-SPOT 4 résultante de la fusion avec la bande panchromatique de Landsat TM.

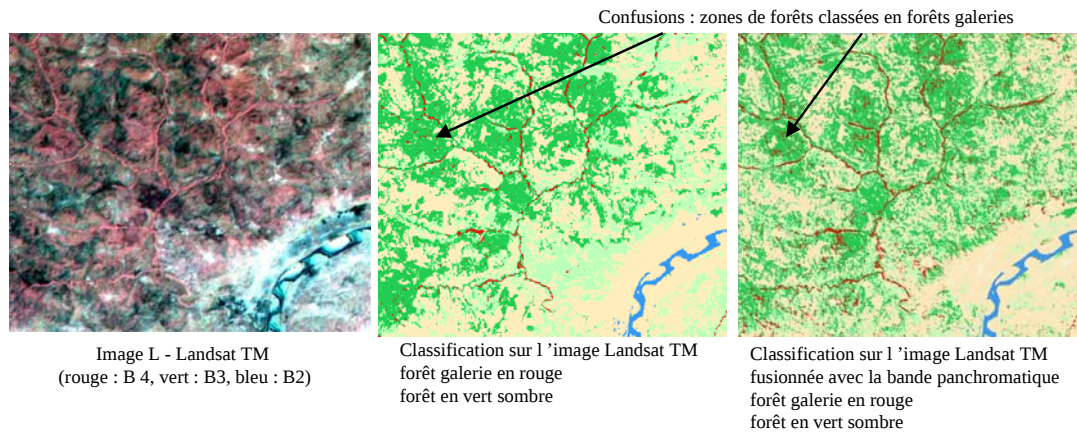


Fig. 11 - Détection du réseau hydrographique permanent sur l'image Landsat TM résultante de la fusion avec la bande panchromatique de Landsat TM.

Une analyse en composante principale a été réalisée. La première composante de l'ACP (ACP1) représente 83 % de l'information contenue dans l'image F-SPOT 4. Pour l'image Landsat TM, la première composante de l'ACP représente 90 % de l'information contenue dans l'image entière (ann. 4). L'ACP permet de créer de nouvelles images, combinaison des canaux de départ, permettant de réduire le nombre de canaux tout en gardant le maximum d'information. La figure 12 présente l'image de la composante principale ACP1 obtenue par analyse en composantes principales des images F-SPOT 4 et Landsat TM. Nous avons aussi réalisé une composition colorée avec trois canaux en combinant les premières composantes (ACP1) des deux images F-SPOT4 et Landsat TM et l'image panchromatique de Landsat TM. Visuellement, on constate que comme pour les tests d'indices, le linéaire des forêts-galeries est bien visible après traitement par analyse en composantes principales mais ne permet pas ni de supprimer ni de réduire visiblement les confusions avec les zones de forêts.

• Reconnaissance du réseau hydrologique temporaire

Le tracé du réseau hydrographique temporaire ne peut être visualisé sur les images optiques de saison sèche dont nous disposons, puisque par définition il se trouve à sec durant cette période. En l'absence d'images de saison humide, nous avons toutefois tenté l'extraction de ce réseau temporaire en combinant deux types d'informations. La première information est le réseau d'écoulement extrait à l'aide d'un MNT lui-même extrait de deux scènes SPOT 3 (cf. paragraphe 1.1). La seconde information est le réseau permanent issu de la classification et représenté par les deux classes forêts galeries et fleuves.

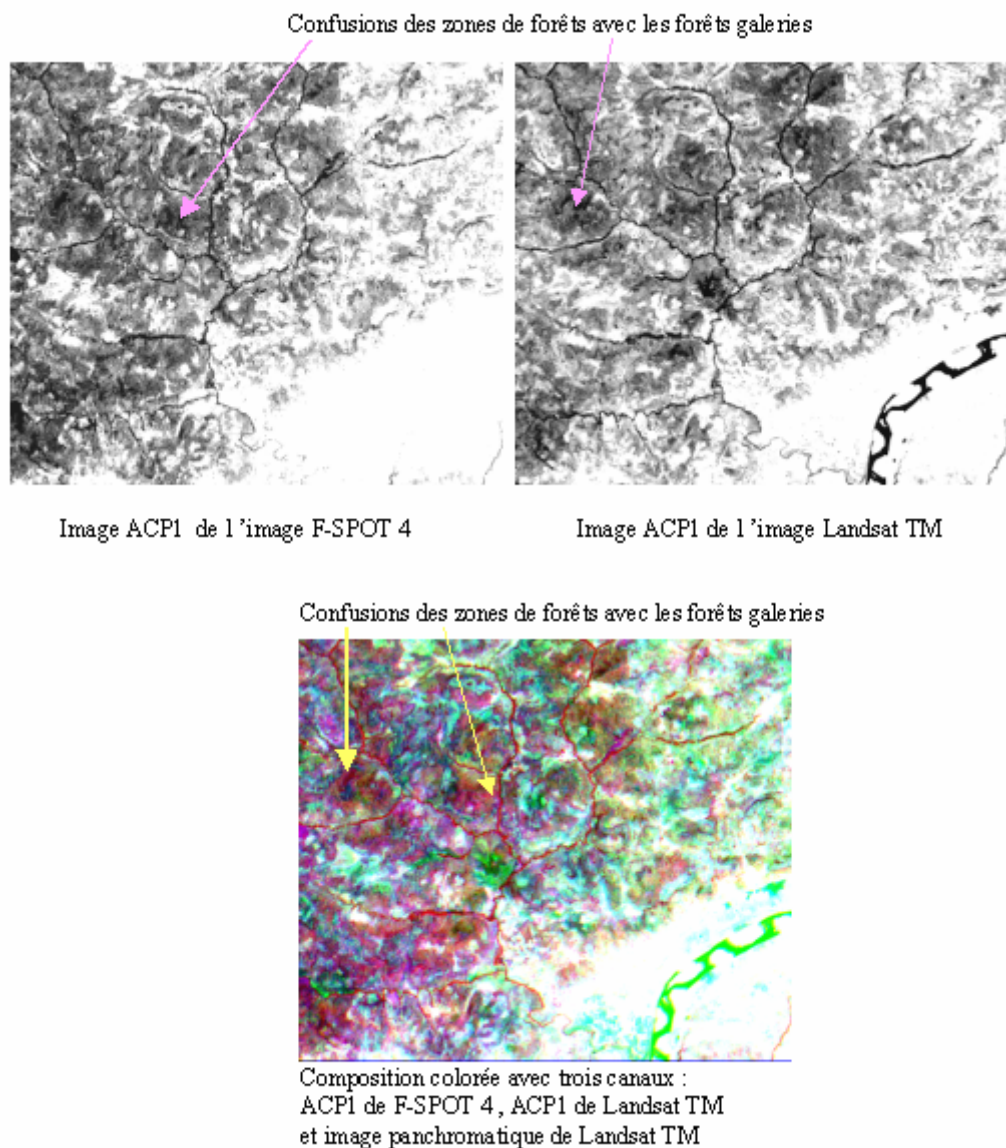


Fig. 12 - Détection du réseau hydrographique permanent en utilisant l'analyse en composantes principales.

Pour extraire le réseau d'écoulement, à partir du MNT et à l'aide du logiciel SYNARC, on calcule dans un premier temps une carte des écoulements à partir du MNT. Ensuite à partir de la carte des écoulements une extraction du réseau selon un ordre défini est réalisé (Horton, Strahler). Nous avons choisi l'ordre de Strahler et obtenu une classification du réseau selon 11 ordres. Les ordres les plus élevés (8 à 11), devraient correspondre au réseau d'écoulement permanent cartographié par classification en eau libre et forêts galeries. Les ordres de 5 à 7 constitueront alors la part du réseau dit temporaire. Les ordres inférieurs, de 1 à 3, ne seront pas considérés car ils dessinent un chevelu beaucoup trop dense. Les résultats de cette extraction sont représentés sur la figure 13 pour une petite zone test.

Le résultat de la superposition du réseau de talweg extrait du MNT au réseau hydrographique permanent issu de la classification (classes fleuves et forêt galerie) apparaît peu concluant en raison essentiellement de l'existence d'une distorsion spatiale importante entre les deux types de réseaux extraits (fig. 13). En effet, le MNT dans les zones du fleuve est extrêmement plat et apparaît d'une qualité insuffisante pour la précision requise pour notre superposition.

Il reste toutefois que la détection visuelle de zones préférentielles pour des écoulements saisonniers dans les talwegs est possible si l'on considère l'enveloppe des tracés des réseaux d'ordre moyen.

Pour améliorer la localisation spatiale des écoulements saisonniers par rapport au réseau hydrographique permanent issu de l'imagerie optique, il faudrait recalculer un MNT en lui imposant ce tracé issu de la classification sur les images optiques. La délimitation des zones préférentielles pour des écoulements saisonniers demandera toutefois à être validée sur le terrain.

De la même façon, l'extraction des retenues d'eau temporaires à partir de la classification des surfaces en eau des images SPOT ne peut être envisagée que sur des données multi-dates (saison sèche et saison humide) dont nous ne disposons pas. En outre, l'extraction des retenues d'eau à partir du MNT n'a pas été possible du fait de la qualité insuffisante du MNT pour une zone à morphologie plane.

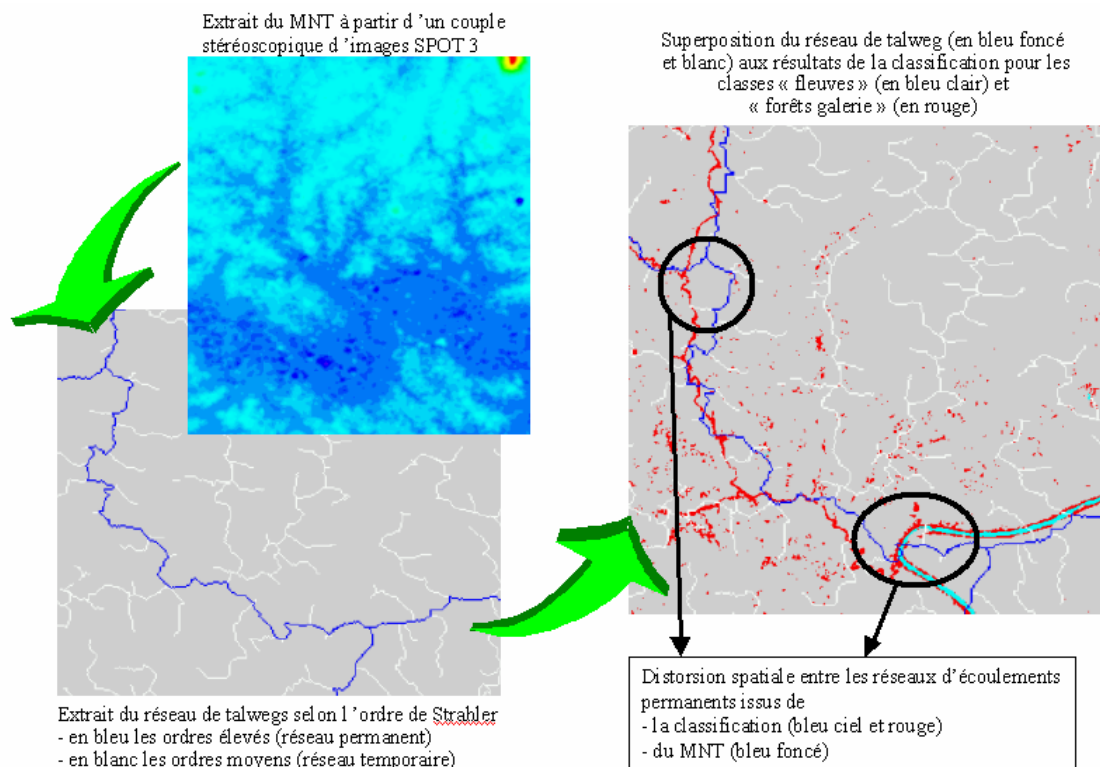


Fig. 13 - Détection du réseau hydrographique temporaire sur une zone test. Extraction du réseau de talwegs à partir du MNT et superposition du réseau hydrographique permanent issu de la classification (classes forêts galerie et fleuves).

b) Agglomérations et infrastructures

La détection des villages sur les images optiques est mauvaise et le pourcentage de pixels bien classés varie de 34 à 72 % selon les images SPOT. Sur l'image Landsat il n'est pas possible d'identifier visuellement les villages. La structure non géométrique des villages ainsi que leur faible étendue sont responsables de leur faible visibilité. Sur les images SPOT, la classe des villages, individualisée à partir des données de terrain, présente une radiométrie moyenne très proche de celle des sols nus et/ou de celle des alluvions ce qui engendre lors de la classification un pourcentage important de fausses détections. Ces dernières sont immédiatement repérables sur les images classifiées puisque les pixels classés en village se retrouvent largement dispersés à travers toute l'image. En effet, les données de terrain ont permis de vérifier que la localisation des villages se fait presque exclusivement le long des voies d'accès (routes, fleuves).

Pour détecter le réseau routier principal il est nécessaire que les voies soient d'une largeur suffisante et goudronnée ou recouverte de matériaux présentant un contraste fort avec leur environnement proche. L'extraction de la classe route par classification est possible lorsque celle-ci est suffisamment représentée sur l'emprise de l'image (fig. 14).

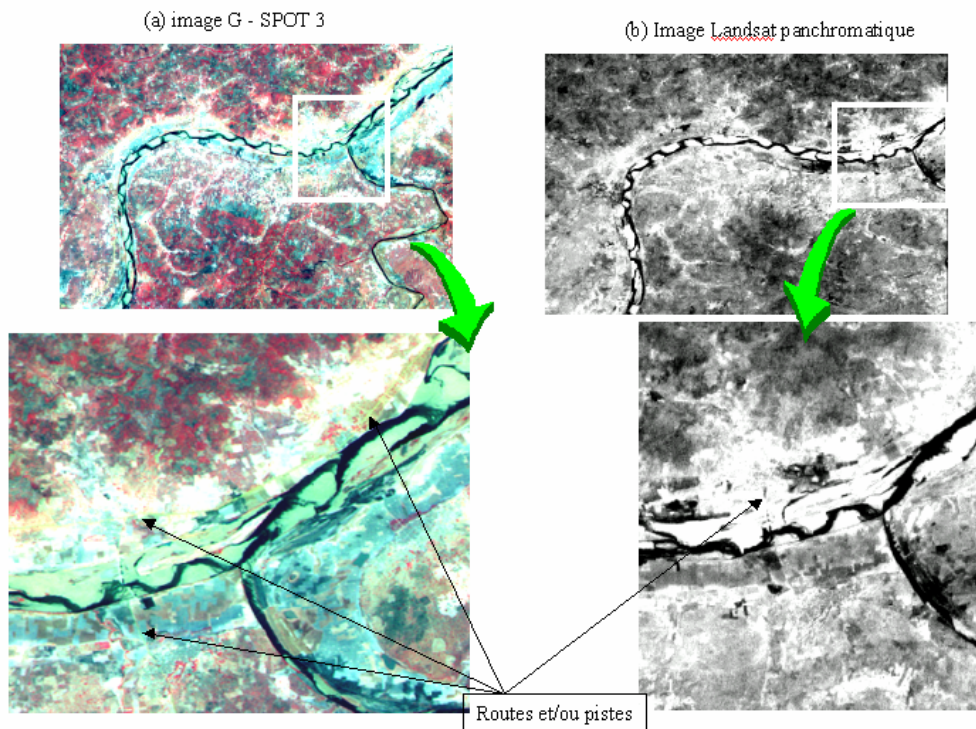


Fig. 14 - Détection des infrastructures de type routes et pistes à partir des images optiques. (a) G-SPOT 3 ; (b) Landsat panchromatique.

Le matériau de constitution des routes et/ou pistes est toutefois source de confusion et de fausses détections avec les autres classes de type sols nus. C'est pourquoi nous avons tenté d'améliorer la détection visuelle de ce thème à l'aide de traitements appropriés sur une zone test de l'image G-SPOT 3. Deux types de filtres ont été appliqués à la zone

test, un filtre passe-haut qui permet d'accentuer les variations de l'image afin de faire ressortir le linéaire et une optimisation à l'aide d'un filtre adaptatif (fig. 15).

L'optimisation apporte une amélioration substantielle en terme d'interprétation visuelle. Le tracé linéaire du réseau principal apparaît nettement (fig. 15b) et si l'amélioration n'est pas suffisante pour être exploitée par une classification il reste possible de digitaliser aisément le réseau principal pour l'extraire sous forme de vecteurs.

c) Détection des objets miniers (orpaillages sauvages)

La détection des orpaillages sauvages nous permettrait d'établir une carte des aires à potentiel minier. Les sites d'orpaillage repérés sur le terrain (campagne terrain de mars 2000) sont localisés exclusivement sur l'image E-SPOT 3 (fig. 16). Lorsque les chantiers d'orpaillages sont dans des zones qui présentent un couvert végétal plus ou moins dense, ils sont réalisés sans dégradation à grande ampleur de ce couvert. Les sites d'orpaillage situés dans l'environnement d'une exploitation minière et sur des zones de sols nus se confondent parfaitement avec leur entourage. Il n'est donc pas possible de détecter sur les images satellitaires optiques les zones d'orpaillage à l'aide d'une variation du couvert végétal provoquée par l'exploitation du sous sol.

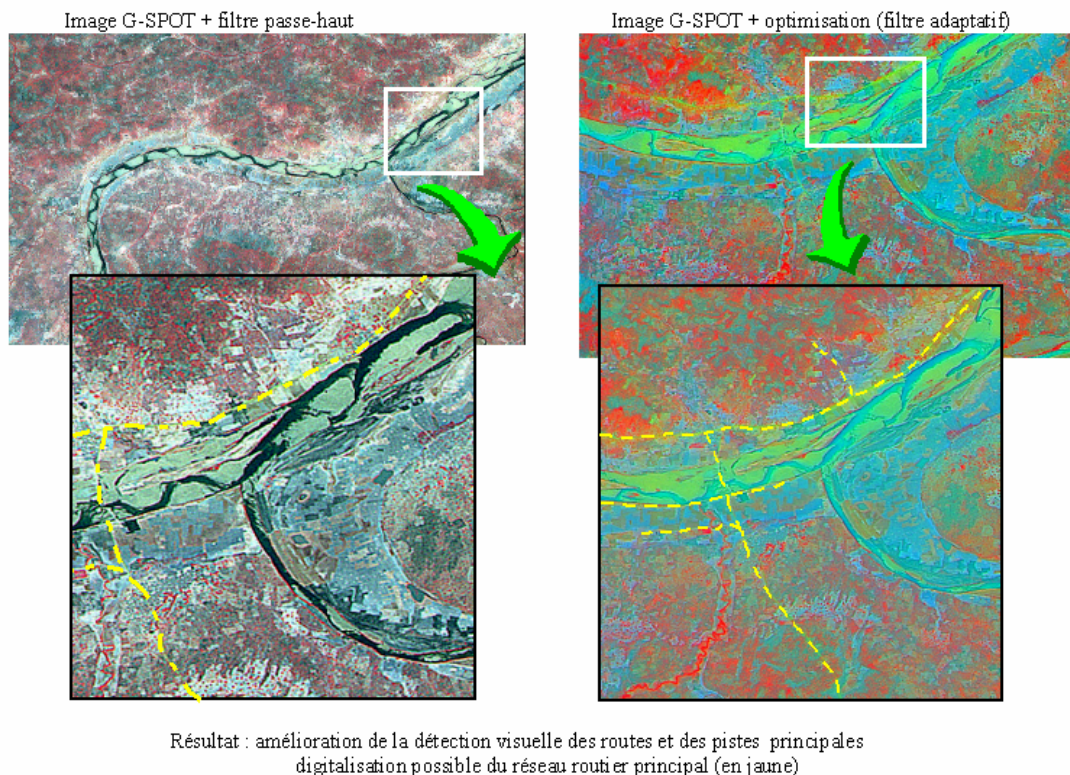


Fig. 15 - Détection des infrastructures de type routes et pistes à partir des images optiques. Application des filtres sur une zone test de l'image G-SPOT 3.

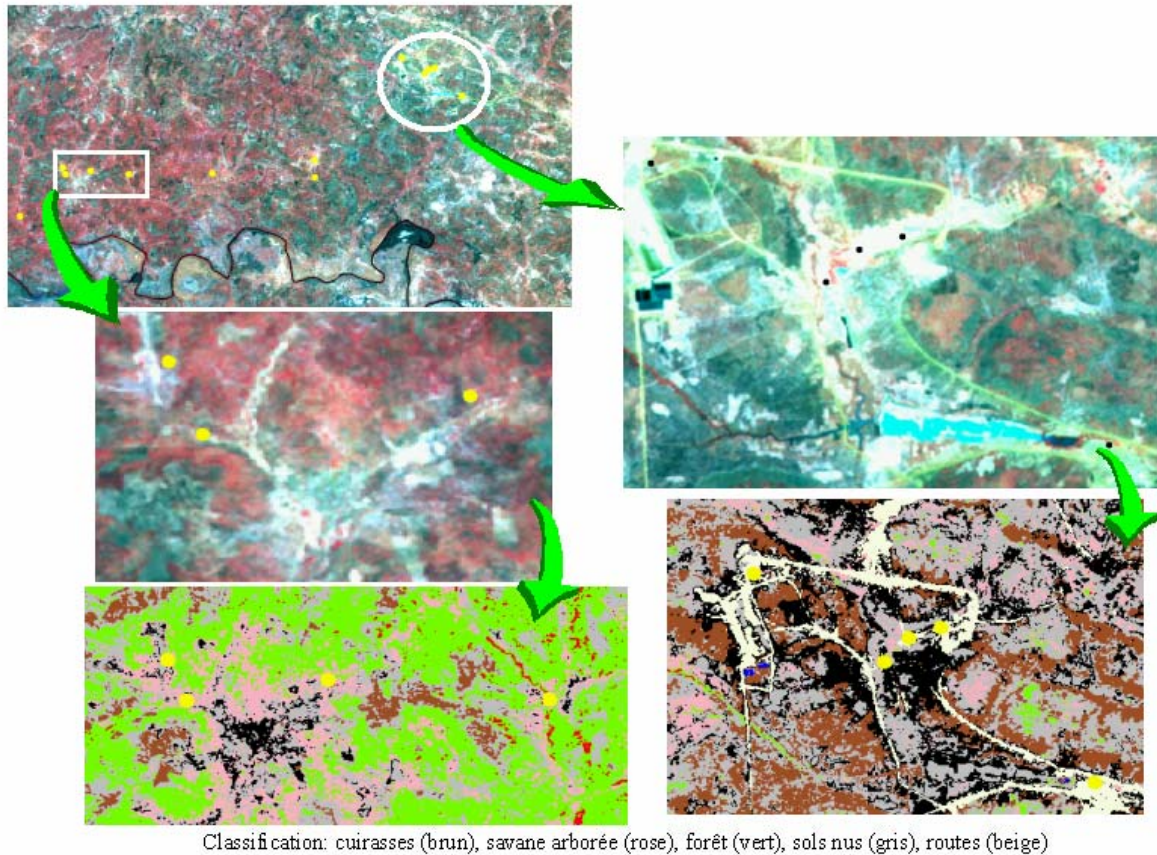


Fig. 16 - Potentiel de détection des anciens objets miniers (orpaillages sauvages) : détection visuelle et classification sur l'image E-SPOT 3 (les orpaillages repérés sur le terrain sont signalés par les points jaunes ou noirs).

1.5. COMPLÉMENTARITÉ ENTRE RADAR ET OPTIQUE

Nous avons commencé à étudier la complémentarité entre les images optiques et les images radar en terme de cartographie.

L'analyse et les divers traitements effectués sur les images optiques montrent leurs potentiels pour la discrimination des classes de végétation (savane arborée, forêt, et forêts galerie). Les images optiques permettent la détection d'objet « invisible » pour le radar ou impossible à extraire. En effet, les images optiques, de par leurs caractéristiques spectrales très sensibles à la végétation permettent d'extraire les forêts-galeries qui apparaissent avec une réponse spécifique ainsi que les brûlis. L'image optique permet également d'extraire certaines routes ou pistes mais pas de manière optimale car elles se confondent en grande partie avec le sol nu. Les alluvions, sables et ressources en eau se distinguent bien sur les images optiques.

Les images optiques acquises exclusivement pendant la saison sèche montrent qu'elles ne sont pas adaptées pour la détection des villages et des cuirasses. Toutefois, une image en saison humide nous aurait peut être permis de mieux distinguer les villages, les cuirasses et les sols nus servant à la culture.

Pour étudier la complémentarité des images optiques et radar, nous avons combiné les deux types d'images. Pour une première phase d'interprétation, nous avons utilisé les canaux LHH et LHV du capteur SIR-C (saison humide) et le canal proche infra-rouge de SPOT. Une cuirasse sur l'image radar peut apparaître en cuirasse, en brûlis ou en sol nu sur l'image optique. De même, les villages du radar apparaissent en sol nu ou en culture sur les images optiques et la savane arborée de l'optique apparaît en savane arborée ou en zones de culture sur les images radar.

Les explications sont d'une part, une détection différente propre à chaque capteur mais aussi le fait que les images n'ont pas été acquises au même moment (1994 pour SIR-C et 1998-1999 pour SPOT) et donc certains objets (savane arborée, forêts) ont pu évoluer dans le temps.

Pour conclure, on peut dire que chaque capteur optique ou radar apporte une information différente sur l'état de surface mais qu'une combinaison de ces deux types d'images engendre des confusions pour l'étape de classification. Une solution pourrait être de faire la classification optique et radar séparément puis prendre la meilleure information de chaque classification.

1.6. APPORT DE L'OUTIL SIG

Nous avons évalué l'apport de l'outil SIG en proposant un produit permettant d'évaluer l'accessibilité de notre zone d'étude en tenant compte de l'occupation du sol et de la morphologie (pente du terrain).

Le Modèle Numérique de Terrain (MNT) créé dans le cadre de cette étude à partir de deux couples stéréoscopiques SPOT a été utilisé. A partir de ce MNT et en complément de la carte d'occupation du sol réalisée à l'aide des images radar (à titre d'exemple), il est possible de combiner ces deux types de données afin de créer une carte de traficabilité. En effet, pour les militaires, une carte de traficabilité est intéressante car elle permet d'avoir une vision globale de leur champ d'intervention éventuelle.

Pour l'occupation du sol, nous avons pris la meilleure configuration radar à savoir la superposition des images de saison sèche et de saison humide qui permet de cartographier tous les items. Nous avons également ajouté les forêts-galeries qui ont été cartographiées à partir des images SPOT (ou en les numérisant à l'écran à partir des images SIR-C).

Cette carte d'occupation du sol a été recodée en deux classes : les cuirasses, les alluvions, les villages et la savane arborée ont été recodés en facilement accessibles ; la forêt en difficilement accessible. Pour cette analyse, nous avons supposé que le fleuve n'était pas franchissable donc l'eau a été traité séparément. Les forêts-galeries ont également été traitées séparément et nous avons créé une classe intitulée impossible d'accès pour ces deux objets.

A partir du MNT, nous avons créé une carte des pentes (*cf.* ann. 5). Cette carte des pentes a ensuite été recodée en 3 classes : de 0 à 7 % facilement accessible, de 7 à 15 % moyennement accessible et au-dessus de 15 % de pente difficilement accessible (tabl. 22).

Nous avons ensuite combiné ces deux images puis nous les avons recodées de la manière suivante :

	Occupation du sol	
	Facile	Difficile
Pente facile	<i>Facile</i>	<i>Moyen</i>
Pente moyenne	<i>Moyen</i>	<i>Difficile</i>
Pente difficile	<i>Difficile</i>	<i>Impossible</i>

Tabl. 22 - Codage des différentes classes de traficabilité.

La carte ainsi créée est représentée en figure 17. Cette carte n'a pas pour but de servir de vérité terrain car d'une part, l'état du terrain dépend de la saison (les alluvions peuvent être inondés en saison humide ou cultivées en saison sèche donc difficiles d'accès).

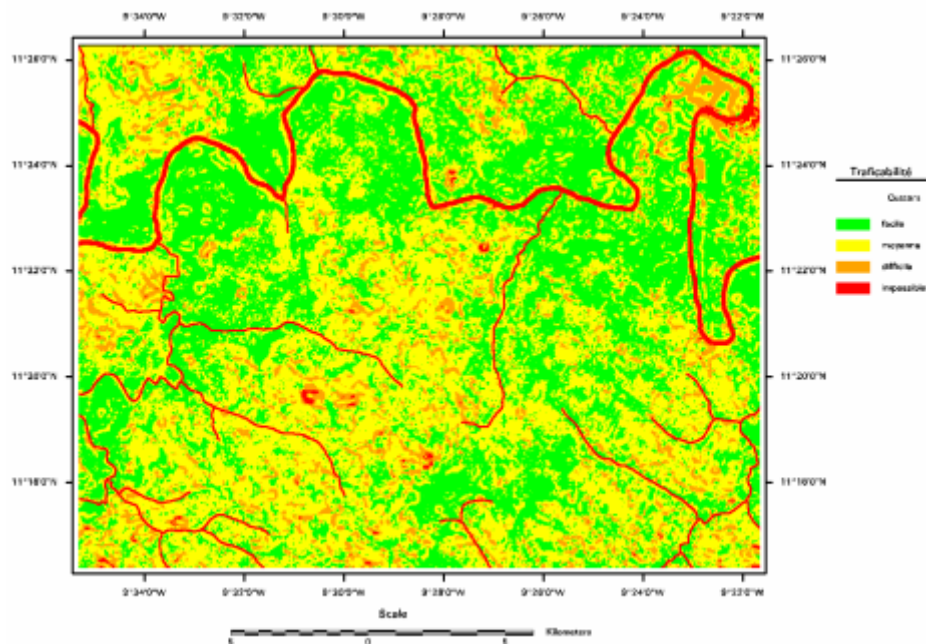


Fig. 17 - Apport de l'outil SIG : exemple de carte de traficabilité.

De même, les cuirasses ne sont pas toujours lisses et peuvent présenter des structures rocheuses. D'autre part, nous ne connaissons pas le type de véhicule utilisé par les militaires pour se déplacer sur le terrain. Une jeep n'aura pas les mêmes caractéristiques qu'un véhicule avec des chenilles et donc les seuils de pente s'en trouveront changés. Enfin, la carte d'occupation du sol n'est bonne qu'à 90 % avec certaines confusions entre les objets.

Cet exemple permet par contre de voir toute l'utilité du SIG. Selon, la saison et le type de véhicule, on peut facilement changer les seuils de pente et le codage de l'occupation du sol.

1.7. CONCLUSIONS

1.7.1. Images radar

Les résultats de cette étude montrent que les capteurs de type radar pourraient être opérationnels pour la cartographie de l'occupation du sol et la mise à jour des cartes existantes à condition d'utiliser des données adéquates de fréquence, de polarisation et de saison. Des images en bande L (fréquence de 1GHz), multi-polarisation (HH et HV par exemple), et multi-dates (saison sèche et saison de pluie) sont nécessaires à cette application.

La précision de la classification est d'environ 90 %. Les images radar appropriées permettent la détection d'objets comme les villages et les cuirasses indétectables sur les images optiques. Par contre, les orpaillages qui sont situés sous un couvert végétal dense ainsi que les routes ne sont pas détectables par le radar.

On montre dans cette étude la grande richesse d'information de la bande L par rapport à la bande C, notamment en matière de détection des villages. A l'avenir, pour réaliser une cartographie et une mise à jour complète de cartes dans des zones difficilement accessibles, il serait intéressant de disposer de satellite radar embarquant un capteur en bande L.

Dans l'optique d'une mise à jour régulière des cartes, les images radar actuelles comme par exemple celles des capteurs ERS et RADARSAT ne permettent pas d'obtenir les bons résultats constatés dans cette étude à partir de données multi-bandes et multi-polarisations puisqu'ils fonctionnent en bande C et en une seule polarisation (HH ou VV).

1.7.2. Images optiques

Chaque type d'imagerie a été analysé en fonction de son contenu informatif par rapport aux thèmes explorés. L'utilisation des données optiques SPOT et Landsat TM se révèle particulièrement utile pour l'étude des classes d'occupation du sol sous couvert végétal. Les classifications effectuées sur les images optiques de saison sèche présentent des précisions totales de l'ordre de 80 %. L'image Landsat TM s'avère la moins performante ce qui est probablement relié à sa résolution plus faible (pixel de 30 m). La prise en compte d'un canal supplémentaire dans le proche infra rouge pour l'image SPOT 4 n'améliore pas la classification. Le fort couvert nuageux durant la saison humide rend l'acquisition d'images optiques très difficile. En leur absence, il est donc impossible d'individualiser dans les zones de sols nus, les zones de cultures à l'aide de la végétation couvrante qu'elles devraient présenter pendant la saison des pluies.

La classification sur les images optiques permet de discriminer les différentes classes présentant un couvert végétal. Ainsi, il est possible de différencier les zones de savane arbustive des zones occupées par la forêt et de reconnaître le réseau de forêt galerie qui souligne le réseau hydrographique permanent. La classification des forêts galeries est bonne avec des pourcentages de pixels bien classés de l'ordre de 90 % ce qui permet d'envisager l'extraction du réseau hydrographique permanent. Toutefois, l'interprétation visuelle reste indispensable pour tenir compte du caractère linéaire caractéristique de cette classe d'occupation du sol et permettre d'éliminer les fausses détections provenant de confusions radiométriques résiduelles avec les forêts.

Les images optiques ne permettent pas directement d'extraire le réseau hydrographique temporaire en l'absence d'images de saison humide. L'utilisation du MNT, calculé à partir des images SPOT, a permis d'extraire le réseau de talweg puis de le superposer au réseau hydrographique permanent issu de la classification. Cette méthode a permis d'envisager la possibilité de détection visuelle de zones préférentielles pour des écoulements saisonniers dans les talwegs. Par contre, la qualité du MNT n'a pas permis d'extraire les retenues d'eau temporaires.

L'étude a montré que la détection par classification des villages est inopérante sur les images optiques. Leur structure non géométrique, la faible étendue des villages ainsi qu'une confusion élevée avec les sols nus, sont responsables de leur visibilité faible à nulle sur les images optiques.

Le réseau routier principal, représentant les voies les plus larges et les plus intensivement utilisées, peut être identifié sur les images optiques SPOT. L'extraction de ce réseau routier principal par digitalisation est possible après amélioration de la détection visuelle à l'aide de traitements appropriés.

Le potentiel de détection des images optiques pour les anciens objets miniers (orpaillages sauvages), dont l'enveloppe peut représenter une carte des aires à potentiel minier est nul. En effet, les zones d'orpaillage ne présentent pas de variation du couvert végétal provoquée par l'exploitation du sous sol et restent donc indiscernables sur l'imagerie satellitaire optique.

Le tableau 23 contient les résultats de classification obtenus pour chaque type de capteur.

	SPOT	Landsat TM	ERS	SIR-C
Réseau hydrographique permanent visible	Bien classé	Bien classé	Bien classé	Bien classé
Réseau hydrographique permanent caché : forêts galerie	Bien classé : petites confusions avec les forêts	Bien classé : petites confusions avec les forêts	Invisible	Impossible à classer : visible sur l'image
Réseau hydrographique temporaire	Saison inadéquate (sèche)	Saison inadéquate (sèche)	Détectable	Détectable
Orpaillage	NON	NON	NON	NON
Zones urbaines	NON : confusions avec les sols nus	NON : confusions avec les sols nus	NON	Bien classées : bande L
Routes et pistes	Interprétation visuelle du réseau principal	NON	NON	NON
Cuirasses	Partiellement classées : confusions avec les sols nus	Partiellement classées : confusions avec les sols nus	Partiellement classées : confusions avec les sols nus	Bien classées : bande L
Forêt	Bien classée	Bien classée	Mal classée	Bien classée
Savane arborée	Bien classée	Bien classée	Mal classée	Bien classée
Zones de cultures	Saison inadéquate (sèche)	Saison inadéquate (sèche)	Mal classées	Bien classées

Tabl. 23 - Conclusions sur le potentiel des images optiques et radar pour la détection des principaux thèmes de l'étude.

2. Apport de l'INRIA

2.1. INTRODUCTION

L'extraction automatique des zones urbaines à partir d'images satellitales est particulièrement difficile à réaliser. En effet, l'information apportée par le seul niveau de gris est largement insuffisante. Dès lors, la difficulté majeure de ce type de traitement consiste à définir un paramètre estimé localement sur l'image qui soit caractéristique des zones urbaines. Parmi les diverses approches utilisées, la plupart font donc appel à des paramètres de texture (Gouinaud, 1996).

2.2. DESCRIPTION DE LA MÉTHODE

L'approche utilisée ici, et décrite dans Lorette *et al.* (2000) est fondée sur la modélisation de l'image traitée par huit modèles markoviens gaussiens différents basés sur des chaînes suivant huit directions. Ces modèles n'ont pas comme objectif une modélisation fidèle de l'image mais de nous fournir une analyse multi-directionnelle de l'image qui nous permette d'obtenir un indice discriminant des zones urbaines.

L'algorithme global, appelé EXZUM 2.0⁴, se décompose en quatre étapes. La première étape consiste à estimer, sur l'image en niveaux de gris, l'image du paramètre de texture, qui est une combinaison des paramètres obtenus suivant chaque direction. Ce paramètre s'interprète comme un indice d'appartenance à une zone urbaine.

La seconde étape est un algorithme non supervisé de classification. Parallèlement, cette étape nous procure une caractérisation (moyenne, variance) des classes.

La décision (pixel appartenant à une zone urbaine ou non) est prise lors de la troisième étape par une approche Bayésienne faisant appel à un modèle de régularisation markovien. L'idée est d'introduire de l'information contextuelle dans la segmentation. En effet, des pixels voisins ont une forte Probabilité d'appartenir à la même classe. Cette étape consiste donc à minimiser un critère bayésien qui tient compte à la fois de la vraisemblance aux données et d'un a priori qui tend à homogénéiser spatialement le résultat en pénalisant les pixels voisins qui n'appartiennent pas à la même classe. La segmentation obtenue subit un post-traitement qui vise à éliminer les fausses alarmes restantes. Pour ce faire, une image de marqueurs est construite à partir d'une seconde combinaison des paramètres de texture obtenus suivant chacune des directions. Nous ne conservons alors de la segmentation précédente que les régions détectées comme zones urbaines qui ont une intersection non nulle avec l'image de marqueurs.

⁴ Numéro APP: IDDN.FR.001.370003.01.R.P.1998.000.21000

2.3. EXPÉRIMENTATION

Auparavant, cet algorithme a été testé sur des images optiques (SPOT panchromatique et simulations de SPOT 5) et radar (ERS-1) sur des zones européennes ainsi que sur des images ERS-1 du Brésil (Letourneau *et al.*, 1999). Ces tests se sont révélés positifs tant pour l'absence de fausses alarmes que pour la précision de la détection.

Dans le cadre de l'étude présente, nous avons testé l'approche sur des images SPOT XS et sur des images Radar ERS-1 et SIRC (bandes L et C). Visuellement, les différents villages sont très difficiles à distinguer, excepté sur SIRC en bande L. Nous avons obtenu les résultats escomptés pour extraire les agglomérations suffisamment structurées comme le montre la figure 18. En revanche, l'expérience est un échec en ce qui concerne les villages (*cf.* fig. 19). On obtient même une caractérisation moins bonne qu'en utilisant la radiométrie sur SIRC en bande L. Ces résultats s'expliquent sans doute par le manque d'agencement structuré dans les villages ou par la nature des matériaux utilisés qui rendent le paramètre de texture développé moins efficace.

En outre, nous avons jusqu'à présent travaillé en aveugle. En effet, les algorithmes ont été testés de façon totalement non supervisé, c'est-à-dire sans prendre en compte les connaissances du terrain et l'interprétation des images faite par le BRGM. Après cette phase initiale, nous utiliserons des zones d'apprentissage définies par le BRGM.

2.4. PLAN DE TRAVAIL

Dans le cas présent, il semble donc que la radiométrie est une information essentielle pour discriminer les villages (dans le cas où l'on possède une image radar en bande L). Nous allons fusionner les informations de texture et de radiométrie pour extraire les villages. En outre, nous généraliserons l'approche pour obtenir une segmentation de l'image en fonction des classes définies par le BRGM. Pour ce faire, nous définirons une attache aux données représentatives de chacune des classes prédéfinies à partir d'ensembles d'apprentissages présélectionnés. Cette attache aux données sera définie pour la radiométrie et pour le paramètre de texture. Les différents termes obtenus seront pondérés par des coefficients de fiabilité pour chaque classe et chaque indice (radiométrique et textural).

Par ailleurs, nous allons tester un algorithme originellement développé pour l'extraction des réseaux routiers sur le problème de l'extraction des forêts galeries. Cette approche est fondée sur une modélisation par processus objet. Un tel processus est ici défini par un ensemble de segments aléatoires dont les propriétés géométriques sont contrôlées par des interactions entre les segments et la localisation par un terme d'attache aux données. Des résultats prometteurs ont été obtenus en imagerie optique, radar et aérienne pour l'extraction du réseau routier (Stoica *et al.*, 2000).

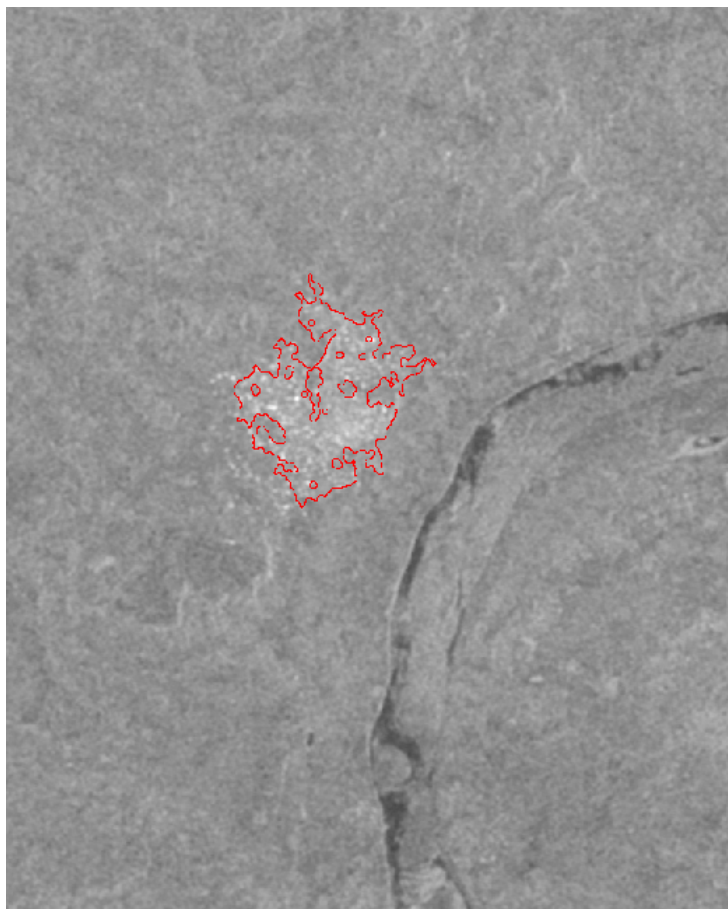


Fig. 18 - Bonne détection de la ville de Siguiri sur une image ERS-1.

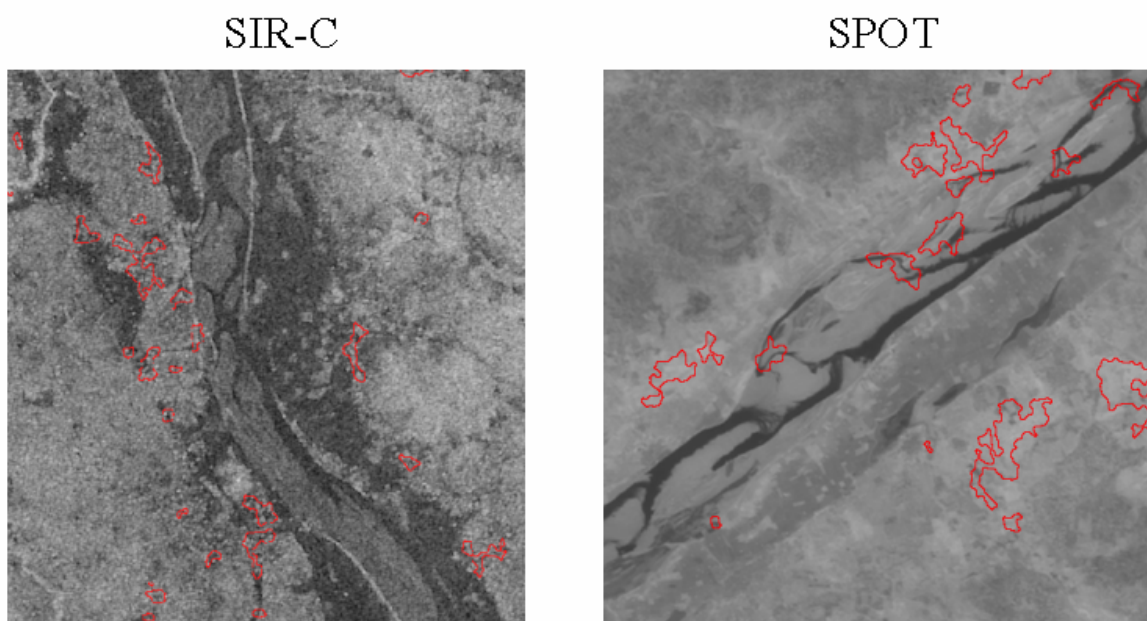


Fig. 19 - Mauvaise détection des villages en utilisant le capteur SIR-C et SPOT.

3. Perspectives

Les perspectives pour le développement du progrès en 2^e phase (année 2001) sont les suivantes :

- Synthèse des cartes JOG de la région.
- Extraction des items par traitement numérique automatisé ou semi-automatisé. L'INRIA a déjà commencé l'adaptation de ses logiciels d'extraction des villages et des structures linéaires (routes et forêts galeries) pour qu'ils soient opérationnels sur des sites africains. A titre d'exemple, l'extraction des villes et des villages de types européens se fait en utilisant l'information de texture alors que l'extraction de ces items en Afrique nécessite la radiométrie en plus de la texture.
- Comparaison des méthodes standards de classification avec les méthodes automatiques ou semi-automatiques de l'INRIA.
- Couplage des données radars et optiques pour résoudre le problème d'ambiguïté possible et obtenir une meilleure cartographie des items. Ainsi, on fusionnera les différentes informations extraites par différentes méthodes pour préfigurer le produit final attendu, produit permettant l'actualisation des cartes existantes et capable de fournir aux décideurs des clés de planification stratégique.
- Synthèse des recommandations pour l'exploitation optimale des capteurs opérationnels dans une procédure de mise à jour.
- Fourniture d'un rapport final.

4. Personnes impliquées dans le projet

Nicolas Baghdadi	BRGM
Anne Bourguignon	BRGM
Cédric Parent	BRGM/Master SILAT
Christine King	BRGM
Jean François Desprats	BRGM
François Girault	BRGM
Jean Louis Feybesse	BRGM
José Perrin	BRGM
Xavier Descombes	INRIA
Radu Stoica	INRIA
Badreddine Badri Badreddine	DGA
Pascale Dubois	DGA

Références

- Baghdadi N. (2000) - Utilisation des différents capteurs satellitaires pour la mise à jour des indicateurs liés aux problèmes de ressources hydrogéologiques et minières en Afrique, *Projet MAJOR*, 15 p.
- Baghdadi N., Bernier M., Gauthier R., Neeson I. (2000) - Evaluation of C-Band SAR data for wetlands mapping, INRS-Eau, Québec, 20 p.
- Dallemand J.F., Lichtenegger J., Kaufman V., Schmidt N., Barry B., Diaby N., Reichert P., Paudyal D.R., Bitter P. (1993) - ERS-1 SAR and optical data for land use/land cover mapping a case study in a savannah zone of Guinea, FAO Remote Sensing Centre, Rome, 5 p.
- Dallemand J.F., Lichtenegger J., Kaufman V., Schmidt N., Barry B., Diaby N., Reichert P., Paudyal D.R., Bitter P. (1993) - ERS-1 SAR and optical data for land use/land cover mapping a case study in a savannah zone of Guinea. Colloque CNES: De l'optique au radar, les applications de SPOT et ERS, Cépaduès Editions, ESA, pp. 447-456.
- Devey M. (1997) - La Guinée, Edition Karthala, 303 p.
- Girard M.C., Girard C.M. (1999) - Traitement des données de télédétection, éditions Dunod, Paris, 529 p.
- Gouinaud C. (1996) - Traitement d'images satellitaires pour la détection d'agglomérations, Thèse de doctorat, ENST.
- Kolar J., Feranec J. (1993) - Agricultural Potentials of ERS-1 Data, Czech Technical University, Praha, 4 pages.
- Letourneau F.M., Lorette A., Rudant J.P., Descombes X. (1999) - Utilisation d'une séquence d'images ERS et d'une méthode d'extraction automatique des zones urbaines pour le suivi de l'extension de la ville de Macapa (Amapa, Brésil). *Bulletin de la Société Française de Photogrammétrie et Télédétection*, n° 156, pp. 2-11.
- Lichtenegger J., Dallemand J.F., Reichert P., Rebillard P. (1993) - Multi-sensor analysis for land use mapping in Tunisia. *Earth Observation Quarterly*, ESA/ESTEC, n° 33, pp. 1-6.

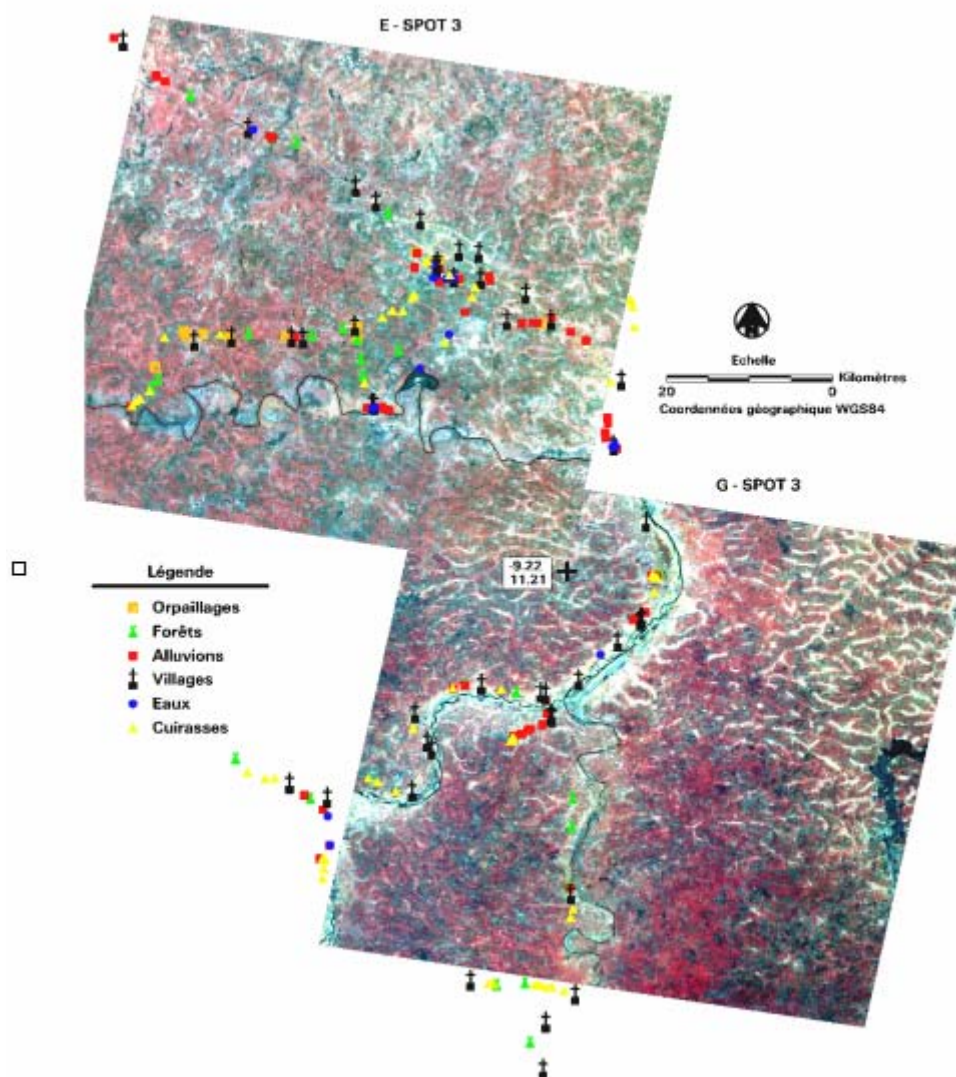
- Lorette A., Descombes X., Zerubia J. (2000) - Texture Analysis through a Markovian Modelling and Fuzzy Classification: Application to Urban Area Extraction from Satellite Images. *International Journal of Computer Vision*, vol. 36, no. 3, pp. 219-234.
- Mc Nairn H., Ellis J., Van Der Sanden J.J., Hirose T., Brown R.J. (1999) - Providing crop information using RADARSAT-1 and satellite optical imagery, Canada Centre for Remote Sensing, 22 p.
- Polidori L. (1996) - Cartographie radar, Gordon and Science Publishers, Aérospatiale, Cannes la Bocca, 287 p.
- Rapport BRGM (1999) - Notice explicative de la carte géologique à 1/200 000. Feuille n° 12, Sigüiri 1^{ère} édition, 24 p.
- Soubirane J. (1999) - Potentiel des séries temporelles radars pour le repérage et le suivi de surfaces d'eau libre, stage de DESS, Université Joseph Fourier, Grenoble, 65 p.
- Stoica R., Descombes X., Zerubia J. (2000) - A Markov Point Process for Road Extraction in Remote Sensed Images. Rapport de Recherche no. 3923, April 2000.
- Stroobants W., Ba M., Penicand C., Rudant J.-P., Theodorakopoulos E. (1997) - Apport de la fusion multitemporelle pour l'interprétation des images ERS-1 en milieu tropical, 3rd Symposium ERS, Florence.
- Ulaby F.T., Moore R. K., Fung A.K. (1986) - Microwave Remote Sensing : Active and Passive. *Volume Radar Remote Sensing and Surface Scattering and Emission Theory*. Artec House, Inc., Dedham, Massachusetts, vol. 2, 1064 p.

ANNEXE 1

MNT réalisés d'une part à partir des données altimétriques radar et d'autre part par stéréoscopie SPOT

ANNEXE 2

Localisation des points de contrôle terrain superposés aux images SPOT G-SPOT 3 et E-SPOT3



ANNEXE 3

AOI de référence et de validation sélectionnées sur les images optiques

Image G-SPOT 3 (mars 1998)

Classes	Nombre de pixels AOI de référence	Nombre de pixels AOI de validation
Cuirasses	3003	4117
Forêt galerie	456	503
Routes	280	306
Alluvions	872	1215
Eau/fleuve	1644	1965
Sable	5296	4011
Savane arborée	3076	2900
Forêts	6209	6112
Villages	1574	322
Brûlis	2910	2386
Sols nus	2766	1869
Total	28085	25706

Image E-SPOT 3 (mars 1998)

Classes	Nombre de pixels AOI de référence	Nombre de pixels AOI de validation
Cuirasses	1727	2287
Forêt galerie	692	735
Routes	337	367
Alluvions	1705	1743
Eau/fleuve	1545	2405
Sable	-	-
Savane arborée	4535	3778
Forêts	4599	6548
Villages	1549	1566
Brûlis	3211	2476
Sols nus	5619	5657
Total	25519	27562

Image F-SPOT 4 (avril 1999)

Classes	Nombre de pixels AOI de référence	Nombre de pixels AOI de validation
Cuirasses	1539	1362
Forêt galerie	543	643
Routes	270	304
Alluvions	3779	3586
Eau/fleuve	1705	1088
Sable	-	-
Savane arborée	2972	2888
Forêts	3854	4530
Villages	713	1079
Brûlis	-	-
Sols nus	1254	1499
Total	16629	16979

Image L- Landsat (mars 2000)

Classes	Nombre de pixels AOI de référence	Nombre de pixels AOI de validation
Cuirasses	1031	1184
Forêt galerie	336	535
Routes	-	-
Alluvions	2262	2342
Eau/fleuve	601	881
Sable	-	-
Savane arborée	2524	2532
Forêts	2178	2236
Villages	-	-
Brûlis	1508	1837
Sols nus	1172	1647
Total	11612	13194

ANNEXE 4

Analyse en composantes principales

Matrice de variance-covariance : image F-SPOT4

	Vert	Rouge	PIR	MIR
Vert	634,7	464,5	143,5	305,3
Rouge	464,5	416,7	136,0	299,9
PIR	143,5	136,0	212,1	120,4
MIR	305,3	299,9	120,4	234,4

Matrice de variance-covariance : image Landsat

	Bleu	Vert	Rouge	PIR	MIR1	MIR2
Bleu	21,2	25,4	42,7	8,3	60,5	70,9
Vert	25,4	34,5	57,8	14,4	83,1	94,0
Rouge	42,7	57,8	104,3	23,2	153,6	167,9
PIR	8,3	14,4	23,2	36,8	50,7	32,4
MIR1	60,5	83,1	153,6	50,7	277,3	274,4
MIR2	70,9	94,0	167,9	32,4	274,4	319,0

Valeurs propres : image F-SPOT4

Composantes principales	Valeurs propres	Variance (%)
CP1	1243,2	83,0
CP2	172,6	11,5
CP3	77,7	5,2
CP4	4,4	0,3

Valeurs propres : image Landsat TM

Composantes principales	Valeurs propres	Variance (%)
CP1	716,6	90,4
CP2	42,9	5,4
CP3	19,1	2,4
CP4	10,7	1,3
CP5	2,7	0,3
CP7	1,0	0,1

Vecteurs propres : image F-SPOT4

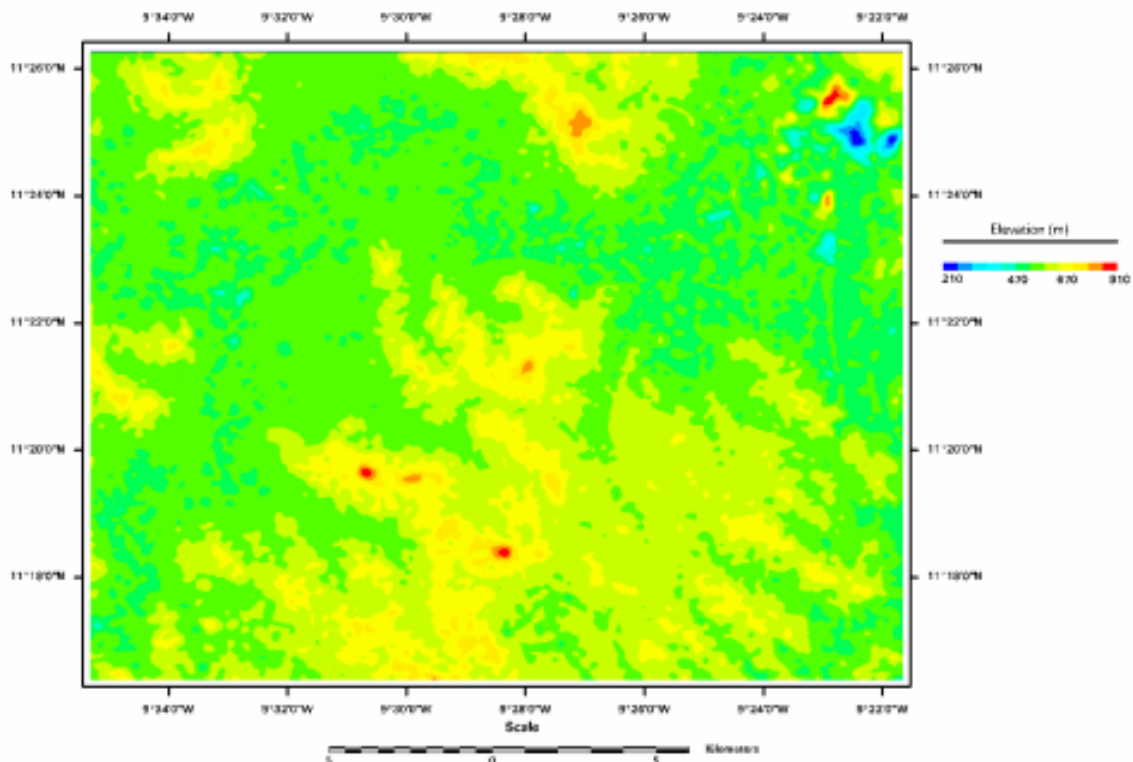
	VP1	VP2	VP3	VP4
Vert	0,69	-0,36	0,60	0,20
Rouge	0,57	-0,04	-0,44	-0,70
PIR	0,22	0,92	0,32	-0,08
MIR	0,40	0,17	-0,58	0,68

Vecteurs propres : image Landsat TM

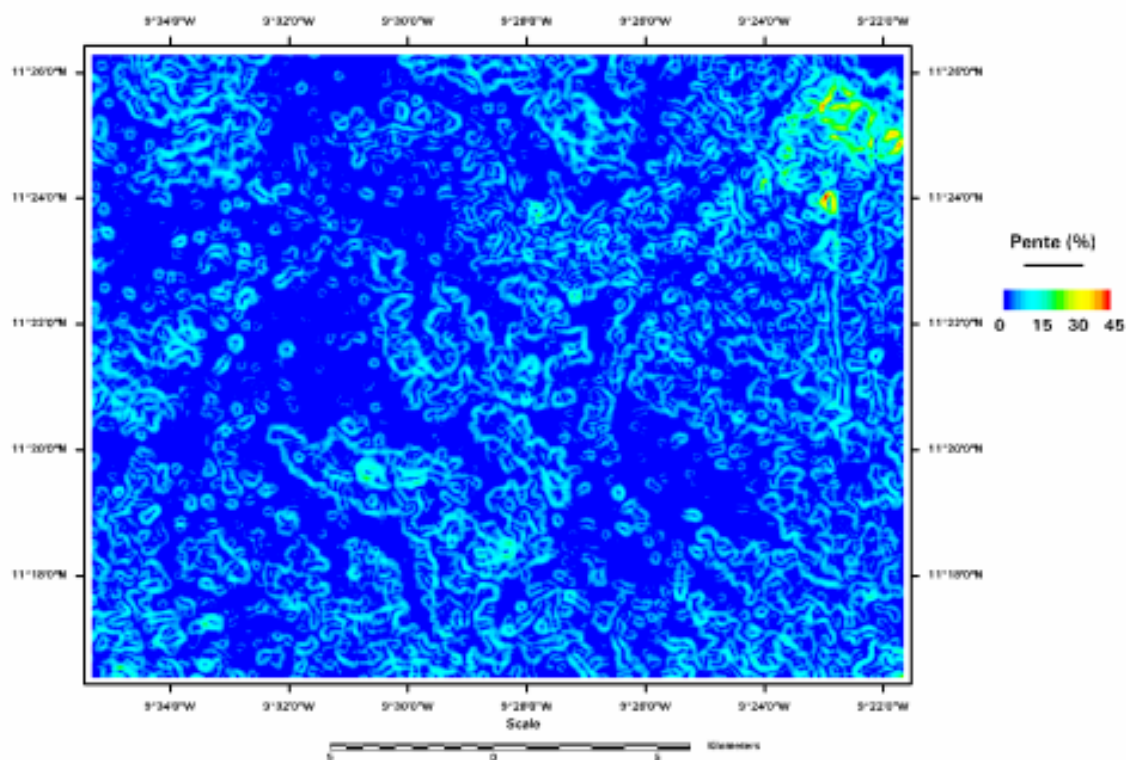
	VP1	VP2	VP3	VP4	VP5	VP6
Bleu	0,15	-0,11	-0,37	-0,02	-0,81	0,41
Vert	0,20	-0,05	-0,47	-0,02	-0,17	-0,84
Rouge	0,36	-0,08	-0,57	-0,41	0,51	0,32
PIR	0,09	0,77	-0,29	0,54	0,08	0,11
MIR1	0,61	0,44	0,44	-0,45	-0,18	-0,08
MIR2	0,65	-0,43	0,18	0,58	0,11	0,05

ANNEXE 5

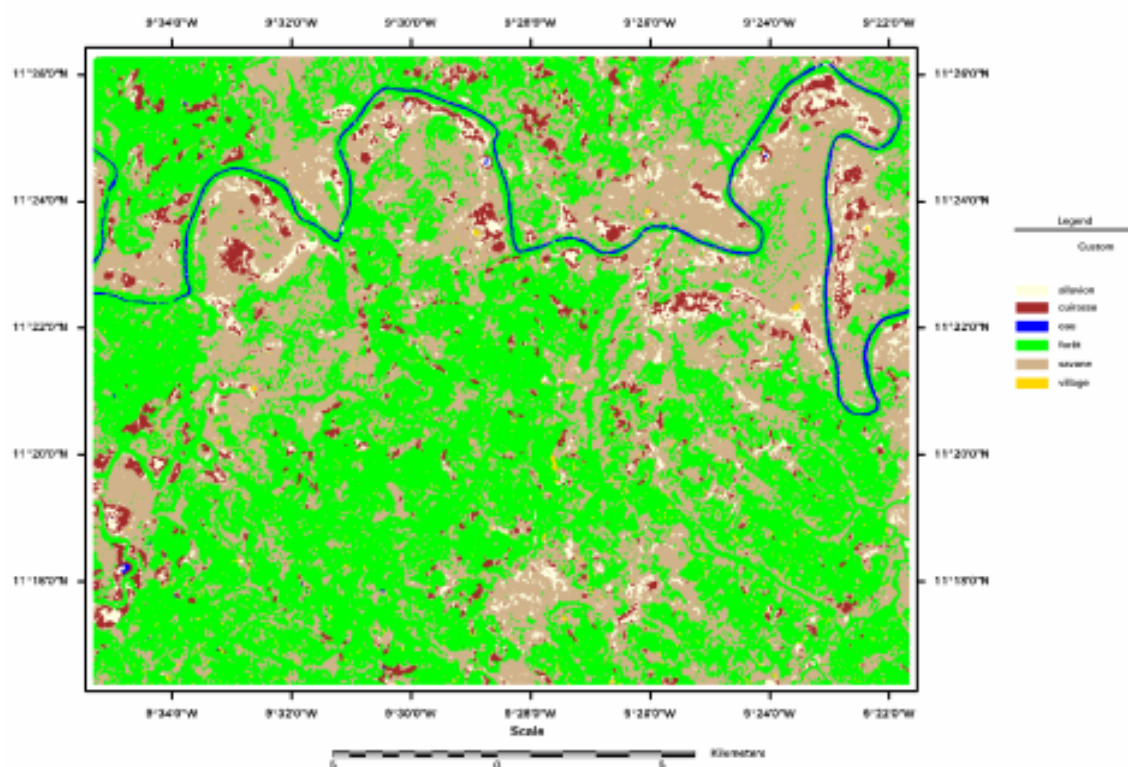
Apport de l'outil SIG



Extrait du MNT réalisé à partir de couples stéréoscopiques SPOT.



Carte des pentes réalisées à partir du MNT.



Carte d'occupation du sol obtenue à partir des images SIR-C de saison sèche et de saison humide.

