

## **Performance et limites des workflows de classification d'images satellitaires dans le contexte Ouest Africain : comparaison de ENVI, ERDAS Imagine et Orfeo ToolBox (OTB)**

***Mohamed Koné, Msc en Géomatique***

Aménagement et Gestion des Territoires, Université des Sciences Sociales et de gestion de Bamako, Faculté d'Histoire et de Géographie, Département de Géographie, Bamako, Mali

***Tinzanga Sanogo, Msc en Géomatique***

Aménagement et Gestion des Territoires, Université des Sciences Sociales et de gestion de Bamako, Faculté d'Histoire et de Géographie, Département de Géographie, Agence de l'Environnement et du Développement Durable, Bamako, Mali

***Sidiki Sidibé, Msc en Géomatique***

***Zakaridia Mariko, Msc en Géomatique***

Aménagement et Gestion des Territoires, Université des Sciences Sociales et de gestion de Bamako, Faculté d'Histoire et de Géographie, Département de Géographie, Bamako, Mali

[Doi:10.19044/esj.2026.v22n2p128](https://doi.org/10.19044/esj.2026.v22n2p128)

Submitted: 22 December 2025

Accepted: 28 January 2026

Published: 31 January 2026

Copyright 2026 Author(s)

Under Creative Commons CC-BY 4.0

OPEN ACCESS

*Cite As:*

Koné, M., Sanogo, T., Sidibé, S. & Mariko, Z. (2026). *Performance et limites des workflows de classification d'images satellitaires dans le contexte Ouest Africain : comparaison de ENVI, ERDAS Imagine et Orfeo ToolBox (OTB)*. European Scientific Journal, ESJ, 22 (2), 128. <https://doi.org/10.19044/esj.2026.v22n2p128>

### **Résumé**

La classification des images satellitaires constitue un outil essentiel pour la cartographie de l'occupation du sol, notamment dans les régions d'Afrique de l'Ouest caractérisées par des paysages complexes et hétérogènes. Cette étude vise à comparer les performances de trois logiciels majeurs de traitement d'images satellitaires, à savoir ENVI, ERDAS Imagine et Orfeo ToolBox, à travers leurs chaînes de classification supervisée appliquées à la commune de Doumanaba, située au sud du Mali. L'analyse repose sur une

image satellitaire multispectrale et sur des données de terrain utilisées pour définir six classes d'occupation du sol. Des procédures de prétraitement identiques ainsi que des échantillons communs d'apprentissage et de validation ont été appliqués afin de garantir la comparabilité des résultats. L'évaluation des performances s'appuie sur l'analyse visuelle des cartes produites, les statistiques de surfaces par classe et des indicateurs issus de matrices de confusion. Les résultats montrent que la superficie totale cartographiée est identique pour les trois classifications, soit 290,71 km<sup>2</sup>, mais que la répartition des classes varie sensiblement selon le logiciel. Les zones bâties représentent 7 % avec ENVI, 4 % avec ERDAS Imagine et 2 % avec Orfeo ToolBox, tandis que les terres agricoles couvrent respectivement 21 %, 22 % et 30 %. Les précisions globales atteignent 87 % pour ENVI, 89 % pour ERDAS Imagine contre 94 % pour Orfeo ToolBox. Les résultats mettent en évidence la supériorité d'Orfeo ToolBox en termes de précision cartographique et soulignent l'influence déterminante du choix du logiciel sur la fiabilité des cartes d'occupation du sol.

---

**Mots clés :** Classification supervisée, ENVI, ERDAS Imagine, Orfeo ToolBox, Cartographie de l'occupation du sol, Image satellitaire

---

## **Performance and Limitations of Satellite Image Classification Workflows in West Africa Context: A Comparison of ENVI, ERDAS Imagine, and Orfeo ToolBox (OTB)**

***Mohamed Koné, Msc en Géomatique***

Aménagement et Gestion des Territoires, Université des Sciences Sociales et de gestion de Bamako, Faculté d'Histoire et de Géographie,  
Département de Géographie, Bamako, Mali

***Tinzanga Sanogo, Msc en Géomatique***

Aménagement et Gestion des Territoires, Université des Sciences Sociales et de gestion de Bamako, Faculté d'Histoire et de Géographie, Département de Géographie, Agence de l'Environnement et du Développement Durable,  
Bamako, Mali

***Sidiki Sidibé, Msc en Géomatique***

***Zakaridia Mariko, Msc en Géomatique***

Aménagement et Gestion des Territoires, Université des Sciences Sociales et de gestion de Bamako, Faculté d'Histoire et de Géographie,  
Département de Géographie, Bamako, Mali

---

### **Abstract**

Satellite image classification is an essential tool for land use and land cover mapping, particularly in West African regions characterized by complex and heterogeneous landscapes. This study aims to compare the performance of three major satellite image processing software packages, namely ENVI, ERDAS Imagine, and Orfeo ToolBox, through their supervised classification workflows applied to the municipality of Doumanaba, located in southern Mali. The analysis is based on a multispectral satellite image and field data used to define six land use and land cover classes. Identical preprocessing procedures, as well as common training and validation samples, were applied in order to ensure the comparability of the results. Performance assessment relies on visual analysis of the generated maps, class-based area statistics, and indicators derived from confusion matrices. The results show that the total mapped area is identical for the three classifications, amounting to 290.71 square kilometers, while the distribution of classes varies significantly depending on the software used. Built-up areas represent 7% with ENVI, 4% with ERDAS Imagine, and 2% with Orfeo ToolBox, whereas agricultural lands account for 21%, 22%, and 30%, respectively. Overall classification accuracies reach 87% for ENVI, 89% for ERDAS Imagine, and 94% for Orfeo ToolBox. The results highlight the superiority of Orfeo ToolBox in terms of

cartographic accuracy and emphasize the decisive influence of software choice on the reliability of land use and land cover maps.

---

**Keywords:** Supervised classification, ENVI, ERDAS Imagine, Orfeo ToolBox, Land use and land cover mapping, satellite image

## Introduction

La télédétection occupe aujourd'hui une place centrale dans l'analyse et la compréhension des dynamiques spatiales des territoires. Les images satellitaires constituent une source d'information essentielle pour la production de cartes thématiques, notamment celles relatives à l'occupation et à l'utilisation des sols, largement mobilisées dans des domaines tels que l'agriculture, la gestion des ressources naturelles, l'aménagement du territoire, l'urbanisme et la surveillance environnementale (Foody, 2002 ; Gallego, 2004 ; Diédhiou et al., 2020). Ces produits cartographiques jouent un rôle déterminant dans l'aide à la décision et la planification territoriale, en particulier dans des contextes caractérisés par une forte pression anthropique et des dynamiques paysagères complexes, comme c'est le cas dans plusieurs régions d'Afrique de l'Ouest.

Cependant, la qualité et la fiabilité des cartes issues de la télédétection dépendent fortement des workflows de classification mis en œuvre, c'est-à-dire de la combinaison entre les données utilisées, le logiciel de traitement d'images et l'algorithme de classification. La classification des images satellitaires demeure en effet une étape délicate, influencée par plusieurs facteurs, notamment la résolution spatiale des données, l'hétérogénéité des paysages, le choix du classifieur et les capacités fonctionnelles des logiciels mobilisés (Stuckens et al., 2000 ; Pal & Mather, 2003 ; Tso & Mather, 2009). Selon Kouassi (2007), la classification supervisée reste l'approche la plus couramment utilisée en cartographie de l'occupation du sol, en raison de sa capacité à intégrer des connaissances terrain et à améliorer la précision des résultats.

Les avancées récentes en matière de traitement d'images satellitaires ont favorisé le développement de logiciels de télédétection intégrant des algorithmes de classification de plus en plus performants, notamment ceux issus de l'apprentissage automatique. Parmi les outils les plus largement utilisés figurent ENVI, ERDAS Imagine et Orfeo ToolBox (OTB), qui proposent des approches de classification variées, allant des méthodes statistiques classiques, telles que le maximum de vraisemblance, à des algorithmes plus avancés comme les Support Vector Machines (SVM). Plusieurs travaux ont montré que ces algorithmes peuvent améliorer significativement la discrimination des classes d'occupation du sol, en

particulier dans des environnements paysagers complexes (Foody, 2002 ; Pal & Mather, 2003).

Toutefois, malgré l'abondance d'études portant sur l'évaluation des méthodes de classification, peu de travaux se sont spécifiquement intéressés à une comparaison approfondie des performances des workflows de classification d'images satellitaires, en prenant en compte simultanément la précision cartographique, les statistiques de surfaces produites, le contexte géographique et les capacités de traitement des données (Di, 2011 ; Badenko et al., 2019). Or, le choix du workflow entendu comme l'association entre un logiciel et un algorithme de classification, peut influencer de manière significative les résultats finaux et, par conséquent, les décisions de gestion et de planification qui en découlent (Gallego, 2004 ; Diédhiou et al., 2020).

Dans ce contexte, la présente étude vise à comparer les performances de trois workflows de classification d'images satellitaires représentatifs des logiciels de télédétection majeurs, à savoir ENVI, ERDAS Imagine et Orfeo ToolBox, dans le cadre de la classification supervisée d'images satellitaires pour la cartographie de l'occupation du sol.

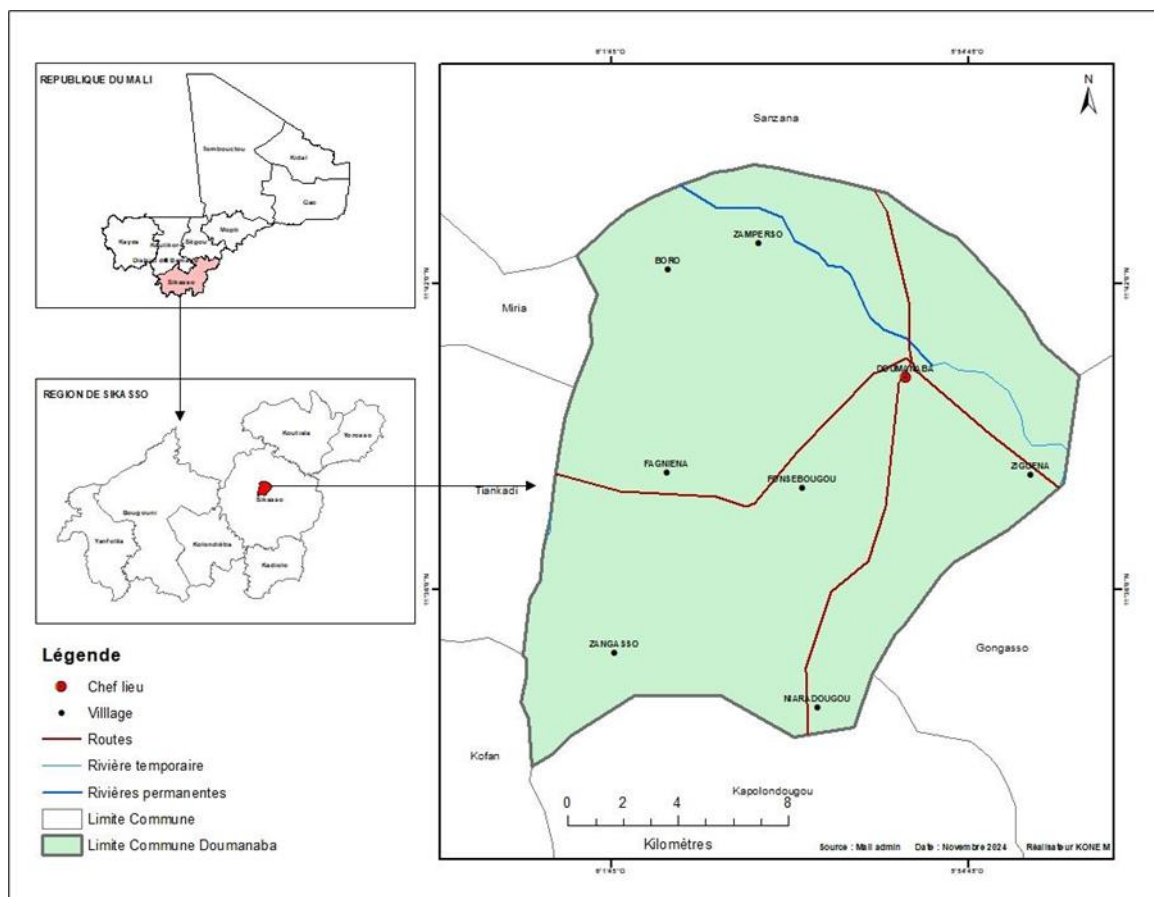
## **Méthodologie**

### **Approche générale de l'étude**

La démarche méthodologique adoptée combine une revue de la littérature, la collecte de données de terrain, le traitement d'images satellitaires, et l'évaluation de la précision des classifications obtenues. L'ensemble du processus a été conçu de manière à garantir la comparabilité des résultats entre les différents logiciels.

### **Présentation de la zone d'étude**

La commune de Doumanaba se situe entre les latitudes 11°34'N et 11°43'N et les longitudes de - 5°55' E et - 6°01' E (PDESC 2006 – 2010). Située dans le cercle et la région de Sikasso, elle est limitée au sud par les communes de Kapolondougou et Kofan, à l'Est par celle de Gongasso, au Nord par la commune Sanwana et à l'Ouest par la commune de Yiankadi et de Miria (*Figure 1*). Cette zone appartenant au climat soudanien est marquée par des précipitations de moyenne annuelle variant entre 1000 mm et 1200 mm. L'humidité atmosphérique varie en fonction des saisons : elle est forte en saison des pluies (70 et 80%) période de mai à octobre et faible en saison sèche (20 à 30%) période de mars- avril. Les températures minimales et maximales varient entre 26°C (décembre) et 39°C (avril). La commune est traversée par des cours d'eau temporaires et permanents qui constituent l'essentiel du réseau hydrologique de la commune.



**Figure 1 :** Situation géographique de la commune de Doumanaba

## Données

### Données satellitaires

L'étude s'appuie sur une image Landsat 8 OLI/TIRS de niveau 1 (L1TP), acquise le 30 octobre 2024 (path 198, row 052), issue de la collection 2, Tier 1, disponible sur le site <http://earthexplorer.gov> de l'USGS. La scène présente un faible taux de couverture nuageuse avec moins de 10%, ce qui la rend adaptée à l'analyse. Le choix de ces images se justifie par leur disponibilité gratuite, leur couverture spectrale adaptée aux études d'occupation du sol et leur résolution spatiale de 30 m, compatible avec l'échelle d'analyse communale. Les bandes spectrales optiques OLI (bandes 2 à 7) ont été utilisées pour la classification, tandis que la bande panchromatique et les bandes thermiques ont été exclues.

### Données de terrain

En plus des couches shapefile de la zone d'étude, les données de terrain ont été collectées (80 points par classe soit 480 points au total) à travers une

campagne de terrain réalisée dans la commune de Doumanaba. Elles ont consisté en des relevés GPS des principales classes d'occupation du sol soit points, accompagnés d'observations visuelles et de prises de vue photographiques. Ces données ont été utilisées à la fois pour la constitution des échantillons d'apprentissage et pour la validation des résultats de classification. Afin d'assurer la fiabilité de l'évaluation, les points de terrain ont été répartis de manière à couvrir l'ensemble des classes identifiées.

### **Constitution des échantillons d'apprentissage et de validation**

Les données de référence (en mode vecteur) ont été obtenues en superposant les données de terrain sur l'image satellitaire dans QGIS. Cette superposition nous a permis de numériser des polygones d'échantillons pour chaque année. Ces polygones d'échantillon ont été par la suite répartie en deux catégories : échantillons d'apprentissage et de validation. Les échantillons d'apprentissage ont constitué 80% des polygones numérisés et ceux de validation ont constitué 20%. Cette répartition a été faite par un échantillonnage aléatoire stratifié avec l'outil QGIS (*sélection aléatoire parmi des sous-ensemble*). Ces mêmes champs d'entraînement ont été utilisés dans chaque logiciel dans le processus de classification.

### **Prétraitements des images satellitaires**

Avant la phase de classification, les images satellitaires ont fait l'objet de plusieurs opérations de prétraitement. Celles-ci ont inclus la combinaison des bandes multi spectrales afin de constituer une image multispectrale prête à être exploitée dans les différents logiciels de télédétection, ainsi que le découpage de l'image à l'emprise de la zone d'étude. Ces opérations ont permis d'améliorer la qualité radiométrique des données et d'assurer la cohérence des traitements entre les logiciels comparés.

### **Définition des classes d'occupation du sol**

Sur la base des observations de terrain et de l'interprétation visuelle des images satellitaires, six classes d'occupation du sol ont été retenues : zones de bâti, terres agricoles, surfaces en eau, forêts galeries, savanes arborées et savanes boisées. Ces classes ont été définies de manière homogène et utilisées de façon identique dans les trois logiciels afin de garantir la comparabilité des résultats.

### **Méthodes de classification**

La classification supervisée a été réalisée à l'aide d'algorithmes couramment reconnus pour leur efficacité en cartographie de l'occupation du sol. Sous ENVI et ERDAS Imagine, l'algorithme du maximum de vraisemblance a été appliqué, en raison de sa robustesse et de son usage



largement répandu dans les études de télédétection. En revanche, Orfeo ToolBox ne propose pas nativement l'algorithme du maximum de vraisemblance. Ainsi, la classification a été effectuée à l'aide de l'algorithme Support Vector Machine (SVM), reconnu pour ses bonnes performances dans la gestion de données complexes et la discrimination des classes, notamment en télédétection. Les paramètres de classification ont été définis de manière cohérente afin d'assurer une comparaison équitable entre les résultats obtenus avec les différents logiciels.

### **Évaluation de la précision des classifications**

L'évaluation de la précision des cartes d'occupation du sol produites a été réalisée à partir de matrices de confusion construites à l'aide des données de validation indépendantes. Deux indicateurs statistiques ont été utilisés : la précision globale et l'indice de Kappa. La précision globale permet d'estimer la proportion de pixels correctement classés, tandis que l'indice de Kappa mesure le degré d'accord entre la classification et les données de référence, en tenant compte de l'accord dû au hasard. Ces indicateurs sont largement utilisés pour l'évaluation de la qualité des classifications en télédétection.

### **Analyse comparative des résultats**

Les résultats de classification obtenus avec ENVI, ERDAS Imagine et Orfeo ToolBox ont été comparés à la fois sur le plan visuel et statistique. L'analyse a porté sur la qualité cartographique des classes produites, le niveau de confusion entre certaines unités d'occupation du sol et les superficies estimées par classe. Cette analyse comparative a permis d'identifier les forces et les limites de chaque logiciel dans le contexte étudié.

## **Résultats**

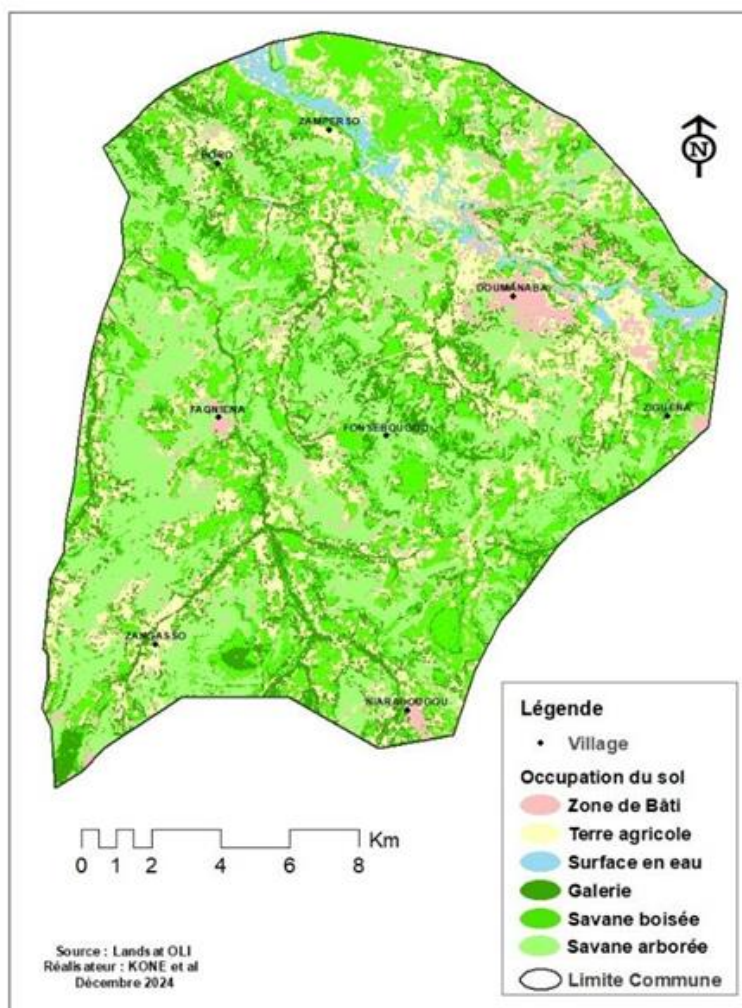
### **Précision cartographique l'occupation du sol**

La Figure 2, 3 et 4 présente les cartes thématiques des unités d'occupation du sol de la commune de Doumanaba obtenues à partir des classifications réalisées sous ENVI, ERDAS Imagine et Orfeo ToolBox (OTB). L'analyse comparative met en évidence des différences visuelles notables entre les résultats produits par les trois logiciels. Les classifications réalisées sous ENVI et ERDAS Imagine montrent des similitudes importantes, mais présentent également des confusions marquées entre certaines classes d'occupation du sol. Ces confusions concernent principalement la savane boisée et la savane arborée, les zones bâties et les terres agricoles, ainsi que la savane boisée et la forêt galerie. Ces erreurs sont particulièrement visibles dans les zones encadrées, où la fragmentation spatiale des classes et l'imbrication des unités paysagères rendent leur discrimination plus difficile. Par ailleurs, les cours d'eau et les surfaces en eau apparaissent parfois mal



délimités ou partiellement confondus avec les formations végétales environnantes.

À l'inverse, la carte issue de la classification sous Orfeo ToolBox se distingue par une meilleure continuité spatiale des classes et une réduction significative des confusions visuelles. Les unités d'occupation du sol et d'utilisation des terres y apparaissent plus homogènes et mieux structurées, notamment pour les surfaces en eau, les zones agricoles et les formations végétales. Cette meilleure lisibilité cartographique suggère une capacité accrue de l'OTB à discriminer les classes aux signatures spectrales proches.



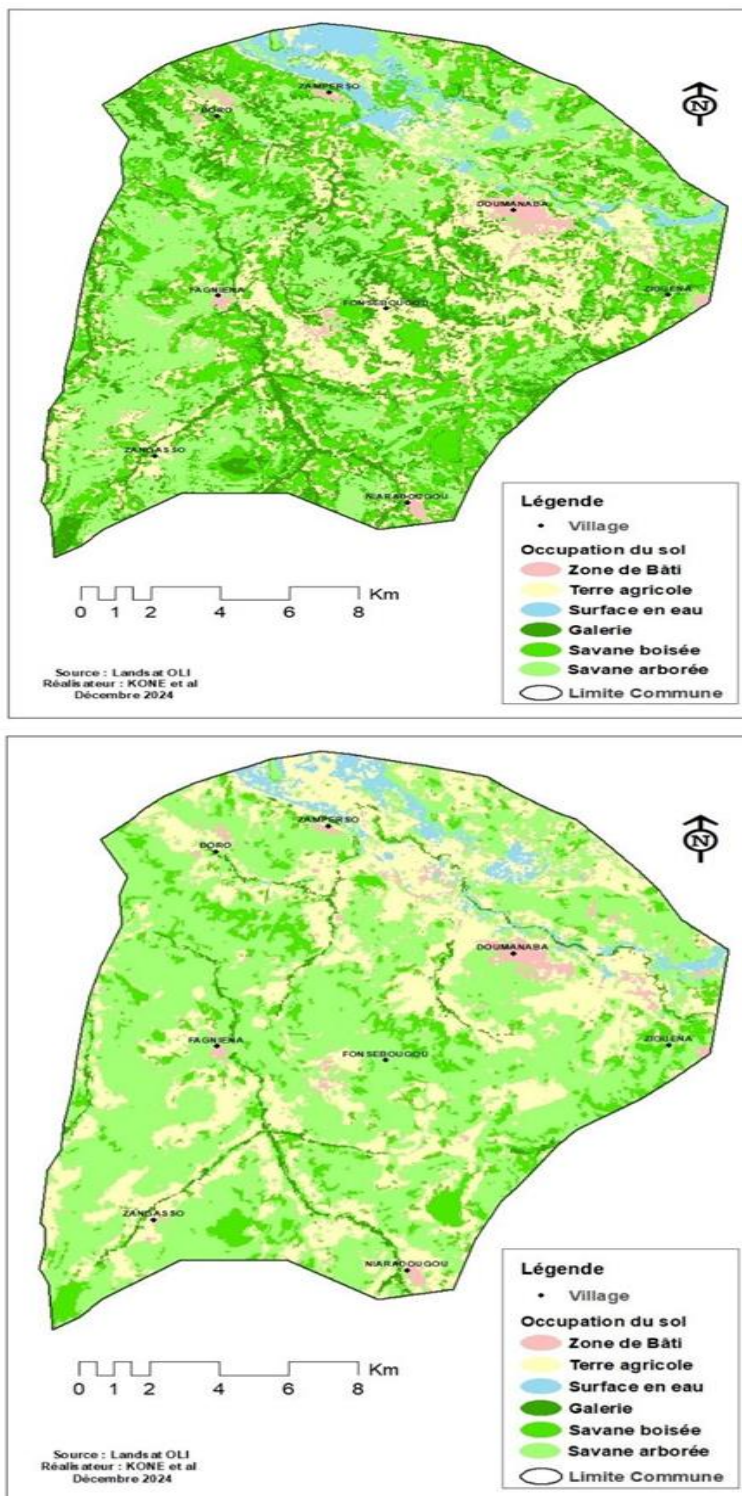


Figure 2: Cartographie des unités d'occupation du sol de Doumanaba

### Statistique de l'occupation de sol

L'analyse du Tableau 3 présente les valeurs statistiques de l'occupation du sol et d'utilisation des terres de la commune de Doumanaba issues des classifications réalisées sous ENVI, ERDAS Imagine et Orfeo ToolBox (OTB). Globalement, les trois logiciels fournissent une superficie totale identique de la zone d'étude, soit 290,71 km<sup>2</sup>, ce qui confirme la cohérence spatiale et géométrique des traitements effectués.

En revanche, des différences notables apparaissent dans la répartition des superficies par classe d'occupation du sol et d'utilisation des terres selon le logiciel utilisé. Ces écarts sont particulièrement marqués pour certaines unités. Ainsi, la zone du bâti représente 7 % de la superficie totale avec ENVI, contre 4 % avec ERDAS Imagine et seulement 2 % avec OTB. Des différences importantes sont également observées pour la savane arborée, dont la proportion varie de 28 % avec ENVI à 30 % avec ERDAS Imagine, puis atteint 53 % avec OTB. À l'inverse, la savane boisée occupe respectivement 26 % et 27 % de la superficie avec ENVI et ERDAS Imagine, contre seulement 10 % avec OTB. Concernant les autres classes, les terres agricoles couvrent des superficies relativement proches entre ENVI (21 %) et ERDAS Imagine (22 %), tandis qu'OTB attribue une proportion plus élevée (30 %). Les surfaces en eau et les forêts galeries présentent également des variations, avec une forte réduction de la superficie des forêts galeries sous OTB par rapport aux deux autres logiciels.

**Tableau 3 : Statistique de l'occupation des terres**

Unité d'occupation	Envi		Erdas Imagine		OTB	
	Sup km <sup>2</sup>	%	Sup km <sup>2</sup>	%	Sup km <sup>2</sup>	%
Zone de bâti	21,4	7	10,36	4	6,75	2
Terre agricole	61,73	21	64,69	22	87,81	30
Surface en eau	6,51	2	10,45	4	8,04	3
Galerie	42,49	15	38,32	13	5,39	2
Savane Arborée	82,77	28	87,13	30	154,3	53
Savane boisée	75,8	26	79,77	27	28,42	10
Total	<b>290,71</b>	<b>100</b>	<b>290,71</b>	<b>100</b>	<b>290,71</b>	<b>100</b>

### Evaluation de la précision de la classification

Les Tableaux 4, 5 et 6 présentent les matrices de confusion issues des classifications supervisées réalisées respectivement sous ENVI, ERDAS Imagine et Orfeo ToolBox. L'analyse comparative des indicateurs de précision montre que les trois classifications présentent des niveaux de précision globalement satisfaisants, avec des indices de Kappa supérieurs à 80%, seuil généralement admis pour valider une cartographie de l'occupation du sol et d'utilisation des terres. Toutefois, des différences notables apparaissent entre les logiciels, tant au niveau de la précision globale que de la discrimination des classes individuelles.

### ***Matrice de confusion de la classification sous ENVI***

La matrice de confusion issue de la classification sous ENVI (Tableau 4) montre une précision globale de 87% et un indice de Kappa de 85%, indiquant une classification globalement fiable. Les classes « surface en eau » et « savane arborée » présentent les meilleures précisions par classe, avec respectivement 98,95 % et 95,40 %. En revanche, des confusions importantes sont observées entre la forêt galerie et la savane boisée, ainsi qu'entre les terres agricoles et les zones bâties, traduisant les limites de l'algorithme du maximum de vraisemblance dans la discrimination de classes aux signatures spectrales proches.

**Tableau 4:** Matrix de confusion de la classification de l'image sous Envi

Unité d'occupation	Bâti	Terre agricole	Surface en eau	Savane arborée	Forêt galerie	Savane boisée	Précision par classe
Zone de bâti	3268	65	0	109	15	0	90,45
Terre agricole	96	3203	0	2	51	165	93,41
Surface en eau	0	0	940	0	2	14	98,95
Forêt galerie	4	16	1	17	2328	987	90,62
Savane arborée	267	2	0	2054	1	2	95,40
Savane boisée	1	143	5	9	154	3872	86,11

Indice de Kappa= 85% ; Précision globale = 87%

### ***Matrice de confusion de classification sous Erdas Imagine***

La classification réalisée sous ERDAS Imagine (Tableau 5) présente une amélioration de la précision par rapport à ENVI, avec une précision globale de 89% et un indice de Kappa de 87%. Les surfaces en eau et les terres agricoles sont particulièrement bien classifiées, avec des précisions par classe supérieures à 95%. Toutefois, des confusions persistent entre la forêt galerie et la savane boisée, ainsi que pour la classe « savane arborée », qui affiche la précision la plus faible. Ces résultats montrent que, bien que performante, la classification sous ERDAS Imagine reste sensible à la complexité des paysages hétérogènes.

**Tableau 5:** Matrix de confusion de la classification de l'image sous Erdas Imagine

Unité d'occupation	Bâti	Terre agricole	Surface en eau	Savane arborée	Forêt galerie	Savane boisée	Précision par classe
Zone bâti	3068	168	0	116	9	0	92,32
Terre agricole	78	4202	3	2	31	101	95,46
Surface en eau	0	0	1023	0	1	8	99,91
Forêt galerie	9	26	3	3	2129	912	88,60
Savane arborée	239	1	0	1954	2	0	94,40
Savane boisée	1	134	7	2	204	3476	76,11

Indice de Kappa= 87% ; Précision globale = 89%

### ***Précision de la classification sous Orfeo Tool Box (OTB)***

La matrice de confusion issue de la classification sous Orfeo ToolBox (Tableau 6) présente les meilleurs résultats parmi les trois logiciels analysés,

avec une précision globale de 94% et un indice de Kappa de 91%. La majorité des classes, notamment les surfaces en eau, les zones bâties et la savane arborée, affichent des niveaux de précision très élevés. Les confusions entre classes sont nettement réduites par rapport à ENVI et ERDAS Imagine, bien que la savane boisée reste la classe la moins bien discriminée. Ces résultats confirment la meilleure capacité de l'OTB à produire des classifications robustes, notamment grâce à l'utilisation de l'algorithme Support Vector Machine.

**Tableau 6 : Matrix de confusion de la classification de l'image sous OTB**

Unité d'occupation	Bâti	Terre agricole	Surface en eau	Forêt galerie	Savane boisée	Savane arborée	Précision par classe
Zone de bâti	1407	140	0	11	0	16	99,32
Terre agricole	1	2242	0	0	347	3	89,87
Surface en eau	0	0	223	6	0	0	99,29
Galerie	0	93	0	791	62	34	88,82
Savane arborée	0	32	0	5	1	9215	99,43
Savane boisée	0	0	0	85	863	37	77,58

Indice de Kappa= 91% ; Précision globale = 94%

## Discussions

Les résultats de cette étude comparative confirment que le choix du logiciel de télédétection et de l'algorithme de classification supervisée influence de manière significative la qualité des cartes d'occupation du sol et d'utilisation des terres, tant sur le plan visuel que statistique. Ce constat rejoint de nombreux travaux antérieurs montrant que les performances de classification dépendent fortement de la nature des algorithmes employés et de leur capacité à gérer la complexité spectrale et spatiale des paysages (Foody, 2002 ; Gallego, 2004 ; Tso & Mather, 2009).

Les classifications réalisées sous ENVI et ERDAS Imagine, basées sur l'algorithme du maximum de vraisemblance (Maximum Likelihood Classification, MLC), présentent des précisions globales satisfaisantes, mais révèlent des confusions persistantes entre certaines classes aux signatures spectrales proches, notamment entre la savane boisée et la savane arborée, ainsi qu'entre la forêt galerie et les formations végétales environnantes. Ces limites sont bien documentées dans la littérature, où il est démontré que les classifieurs paramétriques comme le MLC sont sensibles à la variance intra-classe et supposent une distribution normale des données, hypothèse rarement vérifiée dans les environnements tropicaux hétérogènes (Stuckens et al., 2000 ; Foody & Mathur, 2004 ; Tso & Mather, 2009).

À l'inverse, les résultats obtenus avec Orfeo ToolBox, reposant sur l'algorithme Support Vector Machine (SVM), se distinguent par une amélioration significative de la discrimination des classes, comme l'indiquent la précision globale élevée (94%) et l'indice de Kappa (91%). Plusieurs études



ont montré que les SVM offrent généralement de meilleures performances que les méthodes statistiques classiques, en particulier lorsque les signatures spectrales se chevauchent ou lorsque les données d'apprentissage sont limitées (Camps-Valls et al., 2005 ; Mountrakis et al., 2011 ; Vapnik, 1998). Cette supériorité s'explique par la capacité des SVM à optimiser la marge de séparation entre les classes dans un espace multidimensionnel, réduisant ainsi l'erreur de généralisation.

Les résultats de cette étude sont également cohérents avec ceux de Pal et Mather (2003) et de Foody et Mathur (2004), qui montrent que les algorithmes issus de l'apprentissage automatique surpassent généralement les classifieurs traditionnels dans les contextes paysagers complexes. De plus, plusieurs travaux récents soulignent que les SVM et les Random Forest constituent aujourd'hui des références majeures en cartographie de l'occupation du sol à partir d'images satellitaires multispectrales (Belgiu & Drăguț, 2016 ; Rodriguez-Galiano et al., 2012). L'analyse des statistiques de surfaces par classe met également en évidence des écarts notables entre les logiciels, notamment pour les classes végétales dominantes. Ces différences confirment que le choix de l'outil et de l'algorithme ne se limite pas à une question de précision globale, mais influe directement sur l'interprétation quantitative des dynamiques territoriales. Comme l'ont souligné Gallego (2004) et Diédhiou et al. (2020), des erreurs ou des biais dans l'estimation des superficies peuvent entraîner des interprétations erronées, en particulier dans les études liées à la gestion des ressources naturelles, à l'agriculture ou à l'aménagement du territoire.

Enfin, au-delà des performances statistiques, les résultats reflètent aussi les différences conceptuelles entre les logiciels. ENVI et ERDAS Imagine privilégient des environnements intégrés et des workflows orientés utilisateur, tandis qu'OTB se distingue par une architecture optimisée pour le traitement massif, l'automatisation et l'intégration d'algorithmes avancés via des langages de programmation comme Python. Cette orientation technologique fait d'OTB un outil particulièrement adapté aux projets de recherche et aux applications à grande échelle, comme l'ont également montré Badenko et al. (2019) et Mountrakis et al. (2011).

## Conclusion

Cette étude avait pour objectif de comparer les performances des workflows de classification d'images satellitaires proposés par trois logiciels majeurs de télédétection, ENVI, ERDAS Imagine et Orfeo ToolBox, dans le contexte ouest-africain, à partir d'une application à la commune de Doumanaba, au sud du Mali. L'analyse s'est appuyée sur une méthodologie comparative rigoureuse, fondée sur l'utilisation d'une même image satellitaire multispectrale, de données de terrain communes, de classes d'occupation du

sol identiques et de procédures de prétraitement harmonisées, garantissant ainsi la comparabilité des résultats.

Les résultats obtenus confirment que le choix du logiciel et du workflow de classification influence de manière significative la qualité des cartes d'occupation du sol, tant sur le plan cartographique que statistique. Bien que les trois logiciels produisent des classifications globalement fiables, des différences notables ont été observées en termes de précision globale, de discrimination des classes et d'estimation des superficies. Parmi les outils évalués, Orfeo ToolBox s'impose comme le logiciel le plus performant dans le contexte étudié, avec les meilleurs scores de précision globale et d'indice de Kappa, une meilleure continuité spatiale des classes et une réduction des erreurs de classification.

ENVI et ERDAS Imagine conservent toutefois une place importante, notamment pour les utilisateurs recherchant des interfaces graphiques conviviales, des workflows bien structurés et une prise en main relativement rapide. Leur efficacité reste avérée pour de nombreuses applications, bien que certaines limites apparaissent dans les contextes de forte complexité paysagère.

Des perspectives de recherche futures pourraient porter sur l'intégration d'images à plus haute résolution spatiale, l'analyse multi-temporelle des dynamiques d'occupation du sol ou la comparaison avec d'autres algorithmes avancés de classification, afin d'affiner davantage l'évaluation des performances des outils de télédétection.

**Conflit d'intérêts :** Les auteurs n'ont signalé aucun conflit d'intérêts.

**Disponibilité des données :** Toutes les données sont incluses dans le contenu de l'article.

**Déclaration de financement :** Les auteurs n'ont obtenu aucun financement pour cette recherche.

## References:

1. Badenko, V., Zotov, D., Muromtseva, Y., Volkova, Y., & Chernov, P. (2019). Comparison of software for airborne laser scanning data processing in smart city applications. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLII-5/W2, 1–5.
2. Belgiu, M., & Drăguț, L. (2016). Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 114, 24–31. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011>



3. Benfouga, S., Niculescu, S., Mihoubi, K. M., Belkessa, R., Rami, A., & Rabehi, W. (2020). Étude comparative des méthodes de classification pixel par pixel et orientée objet pour la détection et l'extraction automatique du trait de côte : Cas du secteur côtier de Mostaganem (Ouest algérien). *Revue des Sciences de l'Eau et de l'Environnement*, 13(2), 45–58.
4. Bishop, C. M. (2006). *Pattern recognition and machine learning*. Springer. 738 p.
5. Camps-Valls, G., Bruzzone, L., & Rojo-Álvarez, J. L. (2005). Robust support vector method for hyperspectral data classification and knowledge discovery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(7), 1530–1542.  
<https://doi.org/10.1109/TGRS.2005.847248>
6. CNES. (2006). *Orfeo ToolBox (OTB): A software library for remote sensing image processing*. Centre National d'Études Spatiales.  
<https://www.orfeo-toolbox.org/>
7. Di, D. (2011). Comparisons of ERDAS and ENVI for thematic mapper. School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, China. IEEE.
8. Diédhiou, I., Mering, C., Sy, O., & Sané, T. (2020). Cartographier par télédétection l'occupation du sol et ses changements. *EchoGéo*, 54, 1–42. <https://doi.org/10.4000/echogeo.20510>
9. Foody, G. M. (2002). Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment*, 80(1), 185–201.  
[https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00295-4](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00295-4)
10. Foody, G. M., & Mathur, A. (2004). A relative evaluation of multiclass image classification by support vector machines. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(6), 1335–1343.  
<https://doi.org/10.1109/TGRS.2004.827257>
11. Gallego, F. J. (2004). Remote sensing and land cover area estimation. *International Journal of Remote Sensing*, 25(15), 3019–3047.  
<https://doi.org/10.1080/01431160310001619607>
12. Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction* (2nd ed.). Springer. 745 p.
13. Hexagon Geospatial. (2023). *ERDAS IMAGINE: Remote sensing and photogrammetry software*. Hexagon AB.  
<https://hexagon.com/products/erdas-imagine>
14. Kouassi, A. M. (2007). Caractérisation d'une modification éventuelle de la relation pluie-débit et ses impacts sur les ressources en eau en Afrique de l'Ouest : Cas du bassin versant du N'zi (Bandama) en Côte d'Ivoire (Thèse de doctorat). Université de Cocody.

15. Mountrakis, G., Im, J., & Ogole, C. (2011). Support vector machines in remote sensing: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66(3), 247–259. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2010.11.001>
16. NV5 Geospatial. (2023). ENVI image analysis software. NV5 Geospatial. <https://www.nv5geospatialsoftware.com/Products/ENVI>
17. Pal, M., & Mather, P. M. (2003). An assessment of the effectiveness of decision tree methods for land cover classification. *Remote Sensing of Environment*, 86(4), 554–565. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(03\)00132-9](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(03)00132-9)
18. Rodriguez-Galiano, V. F., Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M., & Rigol-Sanchez, J. P. (2012). An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 67, 93–104. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2011.11.002>
19. Savinaud, M., Mallet, C., & Chabot, M. (2007). The Orfeo ToolBox remote sensing image processing software. In *Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS 2007)* (pp. 733–736). IEEE.
20. Stuckens, J., Coppin, P. R., & Bauer, M. E. (2000). Integrating contextual information with per-pixel classification for improved land cover classification. *Remote Sensing of Environment*, 71(3), 282–296. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(99\)00083-8](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(99)00083-8)
21. Tso, B., & Mather, P. M. (2009). *Classification methods for remotely sensed data* (2nd ed.). CRC Press, Taylor & Francis Group. 376 p.
22. Vapnik, V. N. (1998). *Statistical learning theory*. Wiley. 736 p.