



Performance et limites des logiciels de traitement d'images satellitaires dans le contexte ouest-africain : une comparaison entre ENVI, ERDAS Imagine et Orfeo ToolBox (OTB)

Mohamed Kone

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, 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

Zakaria 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/esipreprint.1.2026.p172

Approved: 06 January 2026

Copyright 2026 Author(s)

Posted: 08 January 2026

Under Creative Commons CC-BY 4.0

OPEN ACCESS

Cite As:

Kone, M., Sanogo, T., Sidibé, S. & Mariko, Z. (2026). *Performance et limites des logiciels de traitement d'images satellitaires dans le contexte ouest-africain : une comparaison entre ENVI, ERDAS Imagine et Orfeo ToolBox (OTB)*. ESI Preprints.

<https://doi.org/10.19044/esipreprint.1.2026.p172>

Résumé

Cet article présente une analyse comparative de trois logiciels majeurs de télédétection (ENVI, ERDAS Imagine et Orfeo ToolBox) utilisés pour la classification supervisée d'images satellitaires dans le cadre de la cartographie de l'occupation du sol et d'utilisation des terres. L'objectif est d'évaluer leurs performances respectives en tenant compte des approches

méthodologiques, des fonctionnalités, ainsi que des avantages et limites de chaque outil au Mali.

La méthodologie repose sur une double approche combinant une revue de la littérature et une analyse expérimentale basée sur le traitement d'images Landsat 8 OLI acquises en 2024 et appliquées à la commune de Doumanaba, dans la région de Sikasso (Mali). La classification supervisée a été réalisée à l'aide de l'algorithme du maximum de vraisemblance sous ENVI et ERDAS Imagine, et de l'algorithme Support Vector Machine (SVM) sous OTB. L'évaluation de la précision des résultats s'appuie sur les matrices de confusion, la précision globale et l'indice de Kappa.

Les résultats mettent en évidence des différences significatives entre les logiciels. OTB se distingue par une meilleure discrimination des classes et une réduction des confusions spectrales, avec une précision globale de 0,94 et un indice de Kappa de 0,91, contre 0,89 et 0,87 pour ERDAS Imagine, et 0,87 et 0,85 pour ENVI. Bien que les trois outils produisent des résultats satisfaisants, OTB apparaît comme le plus performant dans le contexte étudié.

Le choix du logiciel dépend des objectifs, des moyens disponibles et de l'expertise de l'utilisateur. OTB est une solution gratuite et efficace pour la cartographie thématique et la recherche scientifique.

Mots clés : Classification supervisée, Support Vector Machine (SVM), indice de Kappa, cartographie de l'occupation du sol, imagerie Landsat OLI

Performance and Limitations of Satellite Image Processing Software in the West African context: A comparison of ENVI, ERDAS Imagine, and Orfeo ToolBox (OTB)

Mohamed Kone

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, 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

Zakaria 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

This article presents a comparative analysis of three major remote sensing software packages (ENVI, ERDAS Imagine, and Orfeo ToolBox) used for supervised classification of satellite imagery in the context of land use and land cover mapping. The objective is to assess their respective performance by considering methodological approaches, functionalities, as well as the advantages and limitations of each tool.

The methodology is based on a dual approach combining a literature review and an experimental analysis using Landsat 8 OLI imagery acquired in 2024 and applied to the municipality of Doumanaba in the Sikasso region (Mali). Supervised classification was carried out using the Maximum Likelihood algorithm in ENVI and ERDAS Imagine, and the Support Vector Machine (SVM) algorithm in OTB. Classification accuracy was evaluated using confusion matrices, overall accuracy, and the Kappa index.

The results reveal significant differences among the software packages. OTB stands out for its superior class discrimination and reduced spectral confusion, achieving an overall accuracy of 0.94 and a Kappa index of 0.91, compared to 0.89 and 0.87 for ERDAS Imagine, and 0.87 and 0.85

for ENVI. Although all three tools produced satisfactory results, OTB proved to be the most effective in the study context.

The choice of software depends on the objectives, available resources, and user expertise. OTB is a free and efficient solution for thematic mapping and scientific research.

Keywords: Supervised classification, Support Vector Machine (SVM), Kappa index, Land use and land cover mapping, Landsat OLI imagery

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 ; Diédhio et al., 2020). Ces produits cartographiques jouent un rôle déterminant dans l’aide à la décision et la planification territoriale, en particulier dans les contextes caractérisés par une forte pression anthropique et des dynamiques paysagères complexes.

Cependant, la qualité et la fiabilité des cartes issues de la télédétection dépendent fortement des méthodes de classification employées ainsi que des logiciels de traitement d’images utilisés. La classification des images satellitaires demeure en effet une étape délicate, influencée par plusieurs facteurs, notamment la résolution spatiale des données, l’hétérogénéité du paysage, le choix de l’algorithme de classification et les capacités fonctionnelles du logiciel mobilisé (Stuckens et al., 2000 ; Pal & Mather, 2003 ; Tso & Mather, 2009). Selon Kouassi (2007), la classification supervisée reste l’approche la plus 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 progrès récents en matière de traitement d’images ont conduit au développement de logiciels de télédétection de plus en plus performants, intégrant des algorithmes avancés de classification, notamment ceux issus de l’apprentissage automatique. Parmi les outils les plus couramment utilisés figurent ENVI, ERDAS Imagine et Orfeo ToolBox (OTB), qui proposent des approches variées de classification, allant des méthodes statistiques classiques aux algorithmes plus sophistiqués tels que les Support Vector Machines (SVM). Plusieurs études ont montré que ces algorithmes permettent d’améliorer significativement la discrimination des classes

d'occupation du sol, en particulier dans des environnements paysagers complexes (Pal & Mather, 2003 ; Foody, 2002).

Toutefois, malgré l'abondance de travaux portant sur l'évaluation des méthodes de classification, peu d'études se sont spécifiquement intéressées à une comparaison approfondie des performances des principaux logiciels de télédétection, en tenant compte à la fois de la précision cartographique, des statistiques de surfaces produites, du contexte géographique et des capacités de traitement des données (Di, 2011 ; Badenko et al., 2019). Or, le choix du logiciel 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 logiciels majeurs de télédétection (ENVI, ERDAS Imagine et Orfeo ToolBox) dans le cadre de la classification supervisée d'images satellitaires à très haute résolution spatiale pour la cartographie de l'occupation du sol. Plus spécifiquement, il s'agit (i) de réaliser un état de l'art comparatif des fonctionnalités, avantages et limites de ces logiciels, et (ii) d'évaluer et de comparer les résultats de classification obtenus à partir d'images Landsat OLI, à travers des indicateurs statistiques tels que la précision globale et l'indice de Kappa. Cette analyse comparative vise à contribuer au choix raisonné l'outil de télédétection le plus adapté aux besoins de la recherche scientifique et des applications opérationnelles en milieu tropical.

Méthodologie

Approche générale de l'étude

La démarche méthodologique adoptée dans cette étude repose sur une approche comparative visant à évaluer les performances de trois logiciels de télédétection (ENVI, ERDAS Imagine et Orfeo ToolBox) dans la classification supervisée d'images satellitaires pour la cartographie de l'occupation du sol et de l'utilisation des terres. Elle combine une revue de la littérature, le traitement d'images satellitaires, la collecte de données de terrain 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.

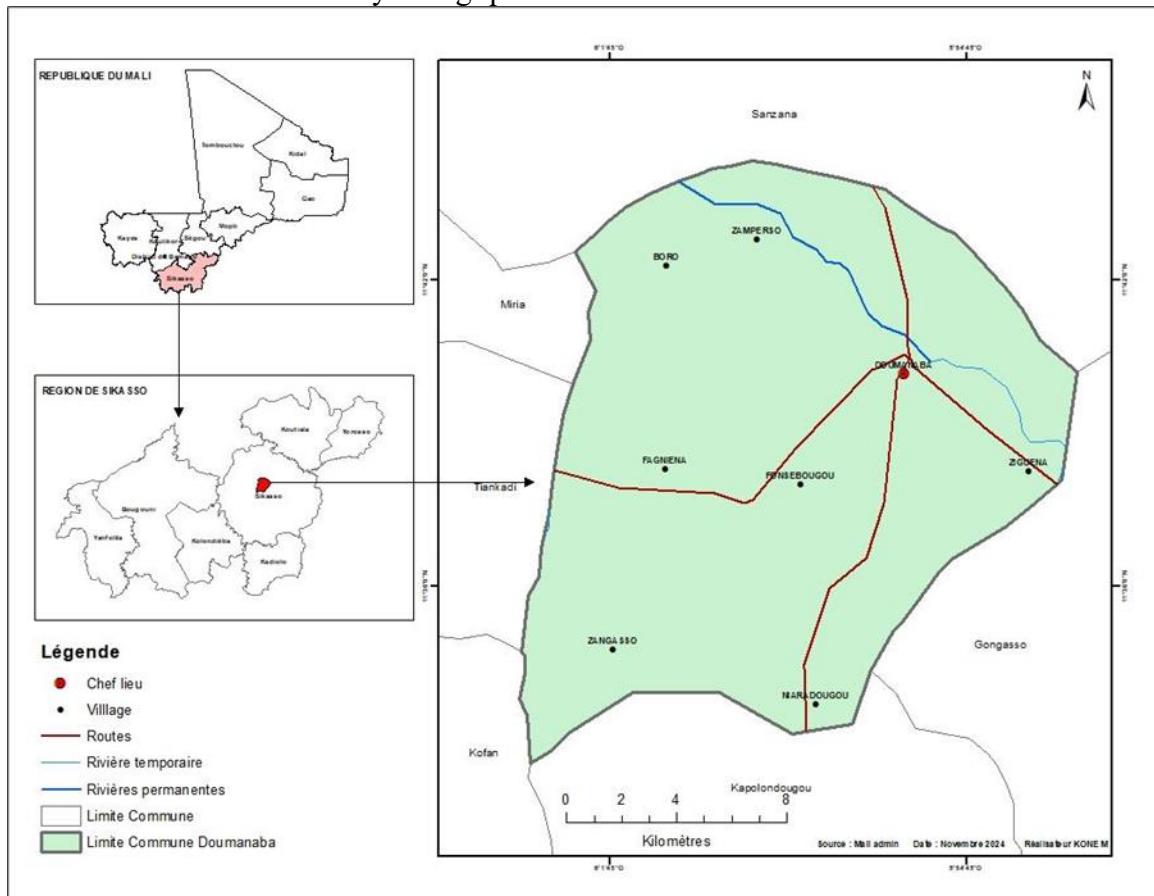


Figure 1 : Situation géographique de la commune de Doumanaba

Données

Données satellitaires

Les données utilisées sont constituées d'images satellites Landsat 8 OLI acquises en 2024 disponible sur le site <http://earthexplorer.gov> de l'USGS. 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 images ont été sélectionnées de manière à minimiser la couverture

nuageuse et à correspondre à une période représentative de l'occupation du sol dans la zone d'étude.

Données de terrain

En plus des couches shapefile de la zone d'étude, les données de terrain ont été collectées 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, 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.

Prétraitements des images satellitaires

Avant la phase de classification, les images satellitaires ont fait l'objet de plusieurs opérations de prétraitements. Celles-ci ont inclus la correction radiométrique et atmosphérique, la combinaison des bandes multispectrales 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.

Constitution des échantillons d'apprentissage et de validation

Les échantillons d'apprentissage ont été constitués à partir des données de terrain et complétés par une interprétation visuelle des images. Un nombre suffisant de pixels représentatifs a été sélectionné pour chaque classe afin de capturer la variabilité spectrale des unités d'occupation du sol. Les données ont été divisées en deux ensembles distincts : 80 % ont été destiné à l'apprentissage des algorithmes de classification et 20 % pour la validation indépendante des résultats, conformément aux recommandations méthodologiques en télédétection.

Méthodes de classification

La classification supervisée a été réalisée en utilisant des 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 répandu dans les études de télédétection. Sous Orfeo ToolBox, la classification a été effectuée à l'aide de l'algorithme Support Vector Machine (SVM), reconnu pour sa capacité à gérer des données complexes et à améliorer la discrimination des classes. 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

Etat de l'art des principaux logiciels de télédétection

Cette partie fait un état de l'art comparatif sur les principaux logiciels de traitement d'images satellitaires les plus utilisés, à savoir Envi, Erdas Imagine, et Orfeo ToolBox (OTB). Ces outils sont largement employés pour analyser et exploiter des données issues de capteurs satellitaires (Hexagon Geospatial, 2023). Ainsi, nous retenons de la revue qu'Envi a été développé par Harris Géospatial en 1994, est un logiciel propriétaire conçu pour le traitement et l'analyse avancée d'images hyper-spectrales et multispectrales (NV5 Geospatial, 2023). Tandis qu'Erdas Imagine est développé par

Hexagon Géospatial en 1978, est un logiciel propriétaire destiné à la télédétection et à la photogrammétrie. Alors que l'OTB est une suite logicielle open-source développée par le CNES (Centre National d'Études Spatiales) en 2006 pour le traitement des images satellitaires (CNES, 2006 ; Savinaud et al., 2007).

Avantages et Inconvénients

Le tableau 1 met en évidence les principales différences fonctionnelles en termes de performances, limites, techniques et économiques entre les trois logiciels de télédétection étudiés, à savoir ENVI, ERDAS Imagine et Orfeo ToolBox (OTB). Il ressort que chacun de ces outils présente des atouts spécifiques, mais également des limites susceptibles d'influencer leur choix en fonction des objectifs de l'étude et des contraintes opérationnelles. Dans l'ensemble, ce tableau souligne que le choix d'un logiciel de télédétection doit être guidé par un compromis entre performances techniques, facilité d'utilisation, coûts et objectifs de l'étude.

Tableau 1: *Quelques avantages et inconvénients des logiciels*

Logiciels	Avantages	Inconvénients
Envi	<ul style="list-style-type: none"> Interface conviviale : ENVI offre une interface utilisateur bien conçue et intuitive pour les débutants et les experts ; Large éventail de fonctionnalités : Outils robustes pour l'analyse hyper-spectrale, le traitement multispectral, la classification, la détection des changements et les modèles d'algorithmes personnalisés ; Support des plugins : Intégration avec IDL (Interactive Data Language) permettant de développer des scripts personnalisés. 	<ul style="list-style-type: none"> Coût élevé : Licence coûteuse, limitant son accessibilité pour les petites structures ou les utilisateurs individuels. Performances limitées pour les gros volumes de données : Peut-être moins efficace pour traiter de très grandes images ou des ensembles massifs de données. Dépendance logicielle : Nécessite une bonne maîtrise d'IDL pour exploiter toutes ses capacités avancées.
ERDAS Imagine	<ul style="list-style-type: none"> Traitements avancés : Outils performants pour l'analyse multispectrale, la photogrammétrie, et la création de mosaïques. Facilité d'utilisation : Bien adapté aux professionnels SIG avec des outils simplifiés pour des workflows standards. Capacités SIG intégrées : Compatibilité native avec d'autres logiciels SIG, comme ArcGIS. Flexibilité : Prend en charge un grand nombre de formats d'images et de données géospatiales. Modèles de traitement : Possibilité de créer des chaînes de traitement automatisées. 	<ul style="list-style-type: none"> Interface utilisateur : Moins conviviale pour les débutants, car il est principalement utilisé via une interface en ligne de commande ou des scripts. Courbe d'apprentissage : Nécessite une expertise technique pour exploiter pleinement ses fonctionnalités. Support communautaire : Bien qu'actif, le support repose essentiellement sur la communauté, ce qui peut ralentir la résolution des problèmes pour certains utilisateurs.
OTB	<ul style="list-style-type: none"> Open-source et gratuit : Accessible sans frais, favorisant l'innovation et l'expérimentation. Haute performance : Conçu pour traiter de grandes images à l'échelle industrielle grâce à son 	<ul style="list-style-type: none"> Interface utilisateur : Moins conviviale pour les débutants, car il est principalement utilisé via une interface en ligne de commande ou des scripts.

architecture optimisée.	Courbe d'apprentissage : Nécessite une expertise technique pour exploiter pleinement ses fonctionnalités.
Fonctionnalités avancées : Propose des outils robustes pour la classification, la détection des changements, et l'analyse multi-temporelle.	Support communautaire : Bien qu'actif, le support repose essentiellement sur la communauté, ce qui peut ralentir la résolution des problèmes pour certains utilisateurs.
Intégration avec Python : Supporte l'automatisation grâce à des bindings Python.	
Evolutivité : Idéal pour les projets nécessitant des traitements massifs ou des chaînes de production automatisées.	

Résumé comparatif d'état de l'art

En somme, ENVI est adapté aux analyses avancées hyper-spectrales pour des projets spécifiques, mais reste coûteux. Alors qu'Erdas Imagine est polyvalent et bien intégré avec les workflows SIG, mais moins performant pour des traitements massifs. Tandis que OTB est idéal pour les projets open-source et les besoins industriels à grande échelle, bien que plus technique à prendre en main. Le tableau 2 illustre quelques éléments de différence entre ces trois (3) logiciels.

Tableau 2 : Résumé comparatif

Critères	ENVI	Erdas Imagine	OTB
Coût	Élevé	Élevé	Gratuit
Accessibilité	Facile (interface GUI)	Facile (interface GUI)	Moyenne (CLI/scripting)
Performance	Moyenne	Bonne	Très bonne
Support des formats	Excellent	Excellent	Excellent
Traitement massif	Moyenne	Bonne	Excellente
Personnalisation	Avec IDL	Limité	Avancée avec Python
Public cible	Universités, experts	Professionnels SIG	Chercheurs, développeurs

Comparaison des résultats de la classification d'image satellitaire

Cartographie de l'occupation du sol

La Figure 2 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 encerclées, 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.

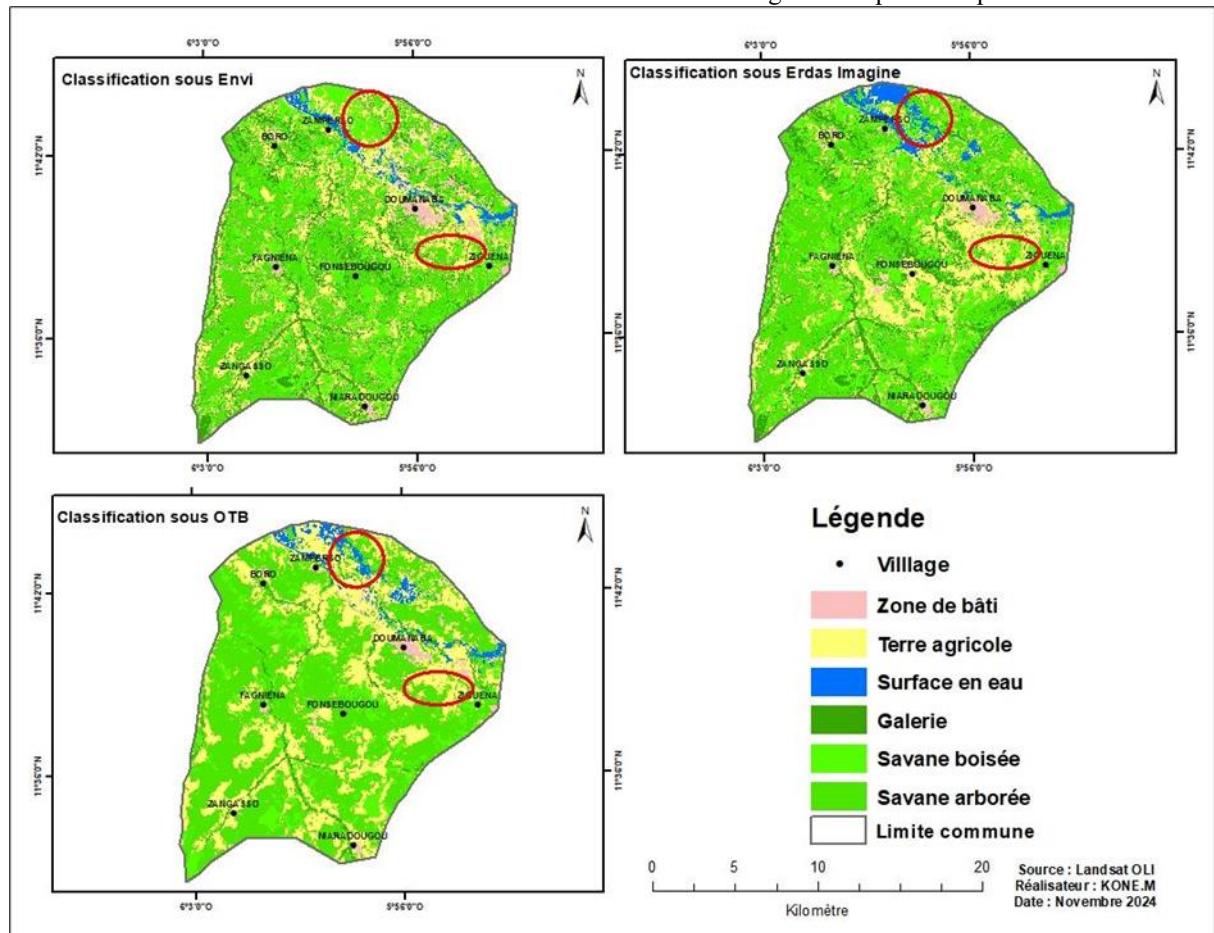


Figure 2: Cartographie des unités d'occupation du sol de Doumanaba

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 km², 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 ²	%	Sup km ²	%	Sup km ²	%
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	290,71	100	290,71	100	290,71	100

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 0,80, 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.

Précision de la classification sous ENVI

La matrice de confusion issue de la classification sous ENVI (Tableau 4) montre une précision globale de 0,87 et un indice de Kappa de 0,85, 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= 0,85% ; Précision globale =0,87%

Précision de la 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 0,89 et un indice de Kappa de 0,87. 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= 0,87% ; Précision globale =0,89%

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 0,94 et un indice de Kappa de 0,91. 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	0.99
Terre agricole	1	2242	0	0	347	3	0.89
Surface en eau	0	0	223	6	0	0	0.99
Galerie	0	93	0	791	62	34	0.88
Savane arborée	0	32	0	5	1	9215	0.99
Savane boisée	0	0	0	85	863	37	0.77

Indice de Kappa= 0,91% ; Précision globale =0,94%

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 (0,94) et l'indice de Kappa (0,91). 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 satellites 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 comparative avait pour objectif d'évaluer les performances de trois logiciels majeurs de télédétection (ENVI, ERDAS Imagine et Orfeo ToolBox (OTB)) dans le cadre de la classification supervisée d'images Landsat OLI pour la cartographie de l'occupation du sol et d'utilisation des terres dans la commune de Doumanaba, au sud du Mali. Les résultats obtenus montrent que, bien que les trois logiciels produisent des classifications globalement fiables, leurs performances diffèrent sensiblement selon les indicateurs de précision, la qualité cartographique et les statistiques de surfaces générées.

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. L'intégration de l'algorithme SVM,

combinée à une architecture optimisée pour le traitement de grands volumes de données, confère à OTB un avantage notable pour la discrimination des classes d'occupation du sol dans des paysages hétérogènes. Ces résultats confirment l'intérêt croissant des solutions open source et des méthodes d'apprentissage automatique pour les applications de télédétection opérationnelle et de recherche scientifique.

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.

En définitive, cette étude souligne que le choix d'un logiciel de télédétection ne doit pas reposer uniquement sur la performance statistique, mais également sur les objectifs de l'analyse, les ressources financières disponibles, le volume de données à traiter et le niveau d'expertise des utilisateurs. 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.