



UNIVERSITE ABDOU MOUMOUNI

Laboratoire d'Etude et de Recherche sur les Territoires
Sahélo-Sahariens : Aménagement et Développement

Revue scientifique thématique semestrielle
*E*nvironnement et *D*ynamique des *S*ociétés



N° 013

Décembre

2025

ISSN

1859 - 5146



Presse Universitaire
Niamey



UNIVERSITE ABDOU MOUMOUNI (NIGER)

Laboratoire d'Etude et de Recherche sur les Territoires
Sahélo-Sahariens : Aménagement et Développement

LERTESS - AD**Revue scientifique thématique semestrielle****E**nvironnement et **D**ynamique des **S**ociétés

FACTEUR D'IMPACT (SJIFactor.com)		INDEXATION EDS	
2023	4,866		https://sjifactor.com/passport.php?id=23616
2022	4,497		https://universiteabdoumoumounideniamay.academia.edu/EnvironnementetDynamiquedesSoci%C3%A9t%C3%A9sEDS
2021	4,09		https://portal.issn.org/resource/ISSN/1859-5146
2020	3,752		https://orcid.org/0009-0006-0118-2004

Photo de couverture: Piste rurale à travers les champs pendant la saison des pluies, Sud de la Région de Zinder, M.WAZIRI M. Zaneidou, 2023

MAQUETTE & PAO: Dr MAMAN WAZIRI MATO Zaneidou, LERTESS/AD, UAM - Niamey

N° 013**ISSN****1859-5146****DECEMBRE 2025**

Note aux auteurs

La revue « Environnement et Dynamique des Sociétés » du Laboratoire d'étude et de recherche sur les territoires sahélo-sahariens : aménagement, développement est une revue thématique semestrielle. Elle publie en français ou en anglais des articles originaux ou des ouvrages résultant des recherches effectuées dans l'école doctorale Lettres, Arts, Sciences de l'Homme et de la Société par des chercheurs extérieurs dans les domaines d'intérêt de la revue. Pour faciliter l'édition, les auteurs sont invités à suivre les recommandations suivantes :

- [1]. En principe aucun article ne doit occuper plus de 15 pages dans la revue, tout compris, sachant qu'une page de la revue contient environ 500 mots.
 - [2]. Le manuscrit doit être soumis en version numérique. L'article doit répondre à la structure suivante :
 - a) Pour un article qui est une contribution théorique et fondamentale : le titre (il doit être concis mais complet et précis), le nom et prénoms de l'auteur ou les noms et prénoms des auteurs suivis de son titre ou de leurs titres académiques ou professionnels, le nom de l'institution ou les noms des institutions d'appartenance de l'auteur ou des auteurs et son adresse ou leurs adresses (y compris les adresses mail). Le plan du texte doit répondre au schéma suivant : Introduction (justification du thème, problématique, hypothèses/objectifs scientifiques, approche), Développement articulé, Conclusion, Bibliographie.
 - b) Pour un article qui résulte d'une recherche de terrain : le titre (il doit être concis mais complet et précis), le nom et prénoms de l'auteur ou les noms et prénoms des auteurs suivis de son titre ou de leurs titres académiques ou professionnels, le nom de l'institution ou les noms des institutions d'appartenance de l'auteur ou des auteurs et son adresse ou leurs adresses (y compris les adresses mail). Le plan du texte doit répondre au schéma suivant : Introduction, Méthodologie, Résultats et Discussion, Conclusion, Bibliographie.
 - [3]. Le texte au format A4, doit être saisi en police Times New Roman, taille 12 pour le corps du texte et 14 pour les titres et avec un interligne de 1,5. Les articulations d'un article, à l'exception de l'introduction et de la conclusion et de la bibliographie doivent être titrées et numérotées par des chiffres (exemples : 1. 1.1. 1.2. ; 2. ; 2.1. ; 2.2.1. ; 2.2.2. ; 3. ; etc.).
 - [4]. Les auteurs peuvent envoyer leurs textes qui doivent être traités en Word sur PC par Internet à EDS : revueeds@gmail.com.
 - [5]. Tout article doit être accompagné d'un résumé n'excédant pas 200 mots avec indication des mots clés au maximum 5 en français et d'un Abstract et des Key words en anglais. Ces résumés doivent permettre au lecteur d'apprécier exactement l'intérêt de l'article, les problèmes posés, les méthodes employées et les résultats obtenus. Ils doivent être rédigés avec le plus grand soin, dans une langue claire.
 - [6]. Les illustrations qui doivent être pertinentes (photos, croquis, graphiques, cartes et tableaux) se limiteront au minimum nécessaire.
 - [7]. Les références bibliographiques : elles doivent être citées dans le texte de la manière suivante : (B. Yamba, 1975, p21). Lorsque la référence comporte plus de trois auteurs, seul le premier auteur sera mentionné suivi de : « et al. ». A la fin de l'article, les références constituant la bibliographie doivent être citées par ordre alphabétique croissant et de date pour un même auteur le tout numéroté. Pour chaque référence, inclure les noms complets de tous les auteurs. Une référence en ligne (Internet) est acceptable si elle s'avère fiable et crédible, on prend soin de mentionner le lien (la page web). Exemple : ANTHELME Fabien, BOISSIEU Dimitri, GIAZZI Franck et WAZIRI MATO Maman - (Page consultée le 30 mai 2011) *Dégradation des ressources végétales au contact des activités humaines et perspectives de conservation dans le massif de l'Air (Sahara, Niger)* - Vertigo, La revue électronique en sciences de l'environnement, Vol.7 no2, Adresse URL : <http://www.vertigo.uqam.ca/>.
- Exemples :
- ▽ **Pour un article de journal ou revue** : Nom (s) suivi du prénom (s) de l'auteur (s); la date de parution de l'article : le titre de l'article, le titre du périodique en italique et précédé de « in » ; le volume et le numéro de la première et de la dernière page de l'article. Exemple : BOUZOU MOUSSA Ibrahim., 2003 - Les loupes d'érosion, formes majeures de dégradation des terres de glaciés à sols indurés : Cas de Bogodjotou (Niger). In *Annales de l'Université Abdou Moumouni de Niamey*, Tome VII, pp. 220-228.
 - ▽ **Pour les ouvrages** : le nom de l'auteur précédé du prénom (s) ; la date de l'édition ; le titre complet de l'ouvrage en italique ; le nombre de volumes et le nombre total de page ; le nom de l'éditeur ; le lieu de l'édition. Exemple : KILANI Mondher et WAZIRI MATO Maman, 2000 - *Gomba Hausa : dynamique du changement dans un village sahélien du Niger*, éditions Payot, Lausanne, 175 pages.
 - ▽ **Pour un chapitre dans un ouvrage** : le nom de l'auteur précédé du prénom (s) ; la date de l'édition ; le titre complet du chapitre ; le titre de l'ouvrage en italique, le nom de l'éditeur entre parenthèse ; la maison d'édition ; le lieu de l'édition. Exemple : MOTCHO Henri Kokou, 2007 - Dynamique urbaine et intégration régionale en Afrique de l'Ouest. - In : *Les États-nations face à l'intégration régionale en Afrique de l'Ouest : le cas du Niger*, (WAZIRI MATO, éd.), Karthala, Paris, pp. 121-137.
 - ▽ **Pour un article d'acte de colloque** : le nom de l'auteur précédé du prénom (s) ; la date de l'édition ; le titre de l'article, titre du colloque précédé de in, le nom de la revue, le lieu d'édition, le volume et le numéro de la première et de la dernière page de l'article. Exemple : BOUZOU MOUSSA Ibrahim, 1998 - Dégradation des terres et pauvreté au Niger : cas du terroir villageois de Windé - Bago (Dallol Bosso Sud). In : *Actes du Colloque du Département de Géographie FLSH/UAM Niamey 4-6 juillet 1996. Urbanisation et pauvreté en Afrique de l'Ouest*. Annales de l'Université Abdou Moumouni de Niamey, n° Hors Série, pp.49-61.
 - ▽ **Pour une agence gouvernementale ou internationale considérée comme auteur** : Ministère de l'Aménagement du Territoire et du Développement Communautaire, 2006 - *Guide national d'élaboration d'un plan de développement communal*, Direction Générale du Développement Communautaire, 35 pages.
- [8]. Les notes : elles doivent être en bas de chaque page et mentionnées dans le texte par leur numéro respectif. La police est la même avec le texte mais de taille 10.
 - [9]. Les cartes, les graphiques et les figures : ils doivent être produits à l'échelle définitive avec des dimensions adaptées au format de la revue. Les titres sont placés en haut.
 - [10]. Les photographies : il faut fournir des tirages bien contrastés en couleurs ou en noir et blanc. Les titres sont placés en haut.
 - [11]. Les tableaux : ils sont numérotés en chiffre arabe et le titre doit être placé en bas.

UNIVERSITE ABDOU MOUMOUNI (NIGER)*Laboratoire d'Etude et de Recherche sur les Territoires Sahélo-Sahariens : Aménagement et Développement***Revue scientifique thématique semestrielle****Environnement et Dynamique des Sociétés****DIRECTEURS DE PUBLICATION****Directeur de publication** : Pr AMADOU Boureima**Directeur Adjoint de publication** : Pr WAZIRI MATO Maman**COMITE SCIENTIFIQUE**

Pr AMADOU Boureima, Université Abdou Moumouni, Niamey ; Pr BOUZOU MOUSSA Ibrahim, Université Abdou Moumouni, Niamey; Pr MOTCHO Kokou Henri, Université Abdou Moumouni, Niamey ; Pr ISSA DAOUDA Abdoul-Aziz, Université Abdou Moumouni, Niamey ; Pr TANDINA OUSAMANE Mahamane, Université Abdou Moumouni, Niamey ; Pr TIDJANI ALOU Mahamane, Université Abdou Moumouni, Niamey ; Pr YAMBA Boubacar, Université Abdou Moumouni, Niamey ; Pr ZOUNGROUNA Pierre Tanga, Université J. K. de Ouagadougou (Burkina Faso) ; Pr WAZIRI MATO Maman, Université Abdou Moumouni, Niamey ; Pr BONTIANTI Abdou, Université Abdou Moumouni, Niamey ; Pr MOUNKAÏLA Harouna, Université Abdou Moumouni, Niamey, Pr. BOULAMA Kaoum, Université Abdou Moumouni de Niamey, Pr. AMADOU Oumarou, Université Abdou Moumouni, Niamey, Pr SOULEY Kabirou, Université André Salifou, Zinder, Pr BOUKPESSI Tcha, Université de Lomé (Togo), Pr. YABI Ibouaïma, Université d'Abomey-Calavi (Benin), Pr. KABLAN N'guessan Hassy Joseph, Université Félix Houphouët-Boigny d'Abidjan (Côte d'Ivoire), Pr. KADET GAHIE Bertin, Ecole Normale Supérieure d'Abidjan (Côte d'Ivoire), KADOUZA Padabô, Université de Kara (Togo).

COMITE DE REDACTION**Rédacteur en chef** : Pr WAZIRI MATO Maman**Rédacteur en chef Adjoint** : Pr DAMBO Lawali

Membres : Pr MOUNKAILA Harouna, Pr BODE Sambo, Dr ABDOU YONLIHINZA Issa (MC), Dr YAYE SAIDOU Hadiara (MC), Dr BAHARI IBRAHIM Mahamadou (MC), Dr MAMAN Issoufou (MC), Dr KONE MAMADOU Mahaman Moustapha (MC)

Nota Bene : Les opinions et analyses présentées dans ce numéro n'engagent que leurs auteurs et nullement la rédaction de la revue Environnement et Dynamique des Sociétés (EDS).

ADRESSE :*Laboratoire d'Etude et de Recherche sur les Territoires Sahélo-Sahariens : Aménagement et Développement***UNIVERSITE ABDOU MOUMOUNI****BP:** 418 Niamey - NIGER.**Email:** revueeds@gmail.com **Site :** www.revue-eds.com**© Copyright : Revue EDS, 2025**

COMITE DE LECTURE

- ✿ Pr. ABDO LAOUALI SERKI Mounkaïla, Université Abdou Moumouni de Niamey (Niger)
- ✿ Pr. AMADOU Oumarou, Université Abdou Moumouni de Niamey (Niger)
- ✿ Pr. BODE Sambo, Université Abdou Moumouni de Niamey (Niger)
- ✿ Pr. BOULAMA Kaoum, Université Abdou Moumouni de Niamey (Niger)
- ✿ Pr. ELHADJI OUMAROU Chaibou, Université Abdou Moumouni de Niamey (Niger)
- ✿ Pr. FANGNON Bernard, Université d'Abomey Calavi (Benin)
- ✿ Pr. KOUADIO Guessan, Université Félix Houphouët Boigny (Côte d'Ivoire)
- ✿ Pr. SITOU Lawali, Université Dan Dicko Dankoulodo de Maradi (Niger)
- ✿ Pr. SOULEY Kabirou, Université André Salifou de Zinder (Niger)
- ✿ Pr. SOUMANA KINDO Aïssata, Université Abdou Moumouni de Niamey (Niger)
- ✿ Pr. WAZIRI MATO Maman, Université Abdou Moumouni de Niamey (Niger)
- ✿ Pr. YABI Ibouaïma, Université d'Abomey-Calavi (Benin)
- ✿ MC. ABBA Bachir, Université André Salifou de Zinder (Niger)
- ✿ MC. ABDOU YONLIHINZA Issa, Université Abdou Moumouni de Niamey (Niger)
- ✿ MC. ADO SALIFOU Arifa Moussa, Université André Salifou de Zinder (Niger)
- ✿ MC. KASSI-DJODJO Irène, Université Félix-Houphouët-Boigny d'Abidjan (Côte d'Ivoire)
- ✿ MC. KIARI FOUGOU Hadiza, Université de Diffa (Niger)
- ✿ MC. KOFFI-DIDIA Adjoba Marthe, Université Félix-Houphouët-Boigny d'Abidjan (Côte d'Ivoire)
- ✿ MC. MALAM ABDOU Moussa, Université André Salifou de Zinder (Niger)
- ✿ MC. NABE Bammoy, Université de Kara (Togo)
- ✿ MC. OUATTARA Seydou, Université Félix-Houphouët-Boigny d'Abidjan (Côte d'Ivoire)
- ✿ MC. TANKARI Moussa, Université André Salifou de Zinder (Niger)
- ✿ MC. TRAORÉ Porna Idriss, Université Félix Houphouët-Boigny d'Abidjan (Côte d'Ivoire)
- ✿ MC. ZAKARI Aboubacar, Université André Salifou de Zinder (Niger)

SOMMAIRE

CHANGEMENTS ET DÉGRADATION DU COUVERT VÉGÉTAL PAR L'ANALYSE D'IMAGES MULTISPECTRALES LANDSAT : CAS DU QUARTIER NANGA A POINTE-NOIRE (CONGO-BRAZZAVILLE).....	10
<i>MAYIMA Brice Anicet^{1*} et SOUAMY- LEGRAND Joseph¹</i>	
CONTRIBUTION DES CULTURES IRRIGUEES A LA SECURITE ALIMENTAIRE DES MENAGES DANS LA COMMUNE RURALE D'ABALA (REGION DE TILLABERY)	25
<i>SOULEY BOUBACAR Adamou^{1*}, BOUBACAR ABOU Hassane¹, ABDOU BAGNA Amadou², DAMBO Lawali³ et MOTCHO Kokou Henri³</i>	
LES FEMMES DANS LES FRONTIERES AU NORD DE LA COTE D'IVOIRE : ENTRE MULTIPLICATION DES INITIATIVES PRIVEES ET RESILIENCE.....	38
<i>KONAN Kouamé Hyacinthe^{1*} et AINYAKOU Taiba Germaine²</i>	
RONIER DANS LE QUOTIDIEN DES POPULATIONS LOCALES DE LA REGION DES SAVANES DU TOGO (AFRIQUE DE L'OUEST)	50
<i>Kondjingue Djadame¹, Atakpama Wouyo^{2*}, Afelu Bareremna³, Egbelou Hodabalo⁴, Batawila Komlan⁵ et Akpagana Koffi⁵</i>	
DETERMINANTS SOCIO-ENVIRONNEMENTAUX ET RIZICULTURE IRRIGUÉE A LAGDO (NORD-CAMEROUN)	70
<i>TCHOBWE Carlos^{1*}, WATANG ZIEBA Félix², GALAPNA LATOUROU Bienvenu¹, ASSAN YAGOUA BOUKAR Boukar¹ et DAISSO Victorine³</i>	
L'UNION EUROPÉENNE (UE) ET LE DÉVELOPPEMENT DU PARC W AU NIGER DE 2002 À 2008	80
<i>YAO Yao Jules^{1*} et SILUE Ténéédja²</i>	
IMPACT DE L'APPROCHE COMMUNALE WASH DANS LES COMMUNES DE CONVERGENCE DE L'UNICEF : CAS DE LA COMMUNE RURALE DE DJIRATAOUA (REGION DE MARADI, NIGER)	91
<i>HAROUNA KASSOUM Nazifi^{1*}, MAHAMANE ABDOUL-KADER Moustapha¹, MAMAN WAZIRI MATO Zaneidou¹, ZAKARYA IDI Mahamadou¹ et DAMBO Lawali¹</i>	
WOMEN AND POLITICAL POWER: AN ANALYSIS OF ELIZABETH'S KINGSHIP IN MARY STUART BY FRIEDRICH SCHILLER.....	108
<i>Ayoubou Idrissa Mariama¹</i>	
EDUCATION ENVIRONNEMENTALE AUX CHANGEMENTS CLIMATIQUES POUR LE DEVELOPPEMENT DURABLE DANS QUELQUES ECOLES DE PROVINCES DU MANDOULE ET DU CHARI BAGUirmi AU TCHAD.....	121
<i>DJOULA Arsène^{1*}, FOCKSIA DOCKSOU Nathaniel² et SOULEY Kabirou³</i>	
INSTITUTIONNALISATION DES SAVOIRS ENDOGENES DE GESTION DU CLIMAT DANS L'AIRESOCIOCULTURELLE BAATONU AU NORD DU BENIN.....	136
<i>Daouda MOUSSA^{1*} ; Traoré Kabirou BIO COMADA² et Mohamed Nasser BACO³</i>	
LES STRUCTURES SYLLABIQUES EN SOUMRAY : APERÇU PHONOLOGIQUE D'UNE LANGUE TCHADIQUE DU SUD DU TCHAD.....	153
<i>Eric EDJINAÏN DONO¹</i>	
IMPACT DE LA DISPONIBILITE DES TERRES SUR LA REDUCTION DE LA PAUVRETE AU SENEGAL DEPUIS L'INDEPENDANCE	168
<i>Gueye Moustapha^{1*} et Wague Mamadou Lamine²</i>	

ANALYSE DES DETERMINANTS DU CONSENTEMENT A PAYER POUR LA CONSERVATION DES SOLS AGRICOLES DANS LA COMMUNE DE BANI KOARA AU BENIN	185
<i>Alfred Bothé Kpadé DOSSA¹</i>	
ACCES AU BOIS ÉNERGIE EN TEMPS DE CRISE À NIONO AU MALI.....	202
<i>Issa TOGOLA^{1*} et Issa FOFANA²</i>	
IMPACTS SOCIO-ECONOMIQUES DE L'ACTIVITE DE LA PECHE AUTOUR DE LA MARE DE DANDOUTCHI (COMMUNE RURALE DE BAGAROUA, REGION DE TAHOUA - NIGER).....	215
<i>DJIBRINA ADA Saâdou^{1*}, KIARI FOUGOU Hadiza² et MAMAN WAZIRI MATO Zaneidou³</i>	
ANALYSE DE LA REPOSE SPECTRALE DES CLASSES ET ETUDE DE LA PERFORMANCE DES ALGORITHMES DE MACHINE LEARNING POUR LA CARTOGRAPHIE DE LA MANGROVE DANS LES MILIEUX DELTAÏQUES HETEROGENES : CAS DE LA RESERVE DE BIOSPHERE DU SALOUM, SENEGAL.....	231
<i>Moussa SOW^{1*}, Labaly TOURE² et Ndeye Marième SAMB³</i>	
EVALUATION DE LA VULNERABILITE DE L'AGRICULTURE PLUVIALE AU CHANGEMENT CLIMATIQUE DANS LA COMMUNE URBAINE D'AGUIE (REGION DE MARADI, NIGER)	250
<i>WAGADOU DALAMI Ahmadine¹, BOUZOU MOUSSA Ibrahim^{2*} et LONA Issaka³</i>	
CONTRAINTES LIEES A LA PLANIFICATION SPATIALE DANS L'ARRONDISSEMENT DE GODOMEY (COMMUNE D'ABOMEY-CALAVI, BENIN)	270
<i>QUENUM Comlan Irené Eustache Zokpénou¹</i>	
RETOUR D'EXPERIENCE DU PROGRAMME (JASS) DANS LA PREVENTION DES CONFLITS ET L'ACCES EQUITABLE DES RURAUX AUX OPPORTUNITES ET RESSOURCES DANS LES COMMUNES RURALES D'ADJEKORIA ET KAROFANE	292
<i>MAMAN Issoufou^{1*}, IBRAHIM Habibou¹, AFANE Abdoukader¹, MAMADOU KONE Mahaman Moustapha¹ et YAMBA Boubacar²</i>	
IMPACTS DE LA VARIABILITÉ CLIMATIQUE SUR LA PRODUCTION DES AGRUMES (ORANGES) DANS LA COMMUNE DE KLOUÉKANMÈ AU SUD-OUEST DU BÉNIN	307
<i>Théodore Tchékpo ADJAKPA¹</i>	
LA REDÉFINITION DU DISCOURS ÉPISTÉMOLOGIQUE CARTÉSIEEN	322
<i>DJASRABÉ BONDO¹</i>	
REPENSER LA POLITIQUE EN AFRIQUE FRANCOPHONE : DE LA VIOLENCE POLITIQUE A LA POLITIQUE DU COMPROMIS.....	333
<i>MASRANGAR Nadjiara^{1*} et OLAME HOUMINA Patrice²</i>	
MODELISATION SPATIALE DES NUISANCES ENVIRONNEMENTALES LIEES A L'ELEVAGE BOVIN DANS LA VILLE DE KATIOLA (CENTRE-NORD DE LA COTE D'IVOIRE).....	350
<i>KOUADIO N'Guessan Arsène¹</i>	
EXPLOITATION PETROLIERE ET EXTENSION URBAINE : CAS DE LA COMMUNE DE DOBA (TCHAD)	365
<i>MORÉMBAYE Bruno^{1*}, William DJEDANEM ALMBANG², DOUNIA Richard³ et MADJADINGAR TEBLE WOLWAÏ⁴</i>	
POLITIQUE DE GRATUITÉ DE L'ÉCOLE AU TCHAD ET QUALITÉ DES APPRENTISSAGES AU CYCLE PRIMAIRE DANS LA COMMUNE DU 9^{ÈME} ARRONDISSEMENT DE N'DJAMÉNA	381
<i>Gadebé ASSEM^{1*} et Djibrine RAMADANE AKHAYE^{1*}</i>	

SÉCHERESSE AU SAHEL ET MIGRATIONS DE COMMUNAUTÉS BOZO EN CÔTE D'IVOIRE : LE CAS DE GOHITAFLA ET DE BOUAFLÉ (1968-2011)	397
<i>N'founoum Parfait Sidoine KOUAME¹</i>	
LES EFFETS DES PLUIES EXCEPTIONNELLES DE L'ANNEE 2024 DANS LA VILLE DE MARADI AU NIGER.....	416
<i>KADRI AMADOU Aboubacar¹ et BOUZOU MOUSSA Ibrahim^{2*}</i>	
CARACTERISATION DES ESPACES AGRICOLES SOUS TENSION FONCIERE DANS LES PLAINES DE LA TANDJILE-EST AU SUD-OUEST DU TCHAD	432
<i>ASSOUE Obed¹</i>	
AMENAGEMENT SPATIAL ET DEVELOPPEMENT URBAIN DE LA COMMUNANUTE URBAINE D'IGNIE (REPUBLIQUE DU CONGO).....	446
<i>BAKANAHONDA Syviney Franck Laurel^{1*}, MBIZI Amaël Alberic² et ASSUE Yao Jean-Aimé³</i>	
PERIPHERISATION URBAINE, PRESSION FONCIERE ET DECLIN PROGRESSIF DES ESPACES AGRICOLES : ANALYSE DIACHRONIQUE SUR L'ARRONDISSEMENT COMMUNAL NIAMEY 5 (2000-2023).....	458
<i>YAYE SAIDOU Hadiara¹ et SAIDOU GUIBEYE Idrissa^{1*}</i>	
AMENAGEMENTS HYDRO-AGRICILES ET DYNAMIQUE DE L'OCCUPATION DES SOLS DANS LES COMMUNES DE KOUKANE, KANDIAYE, WASSADOU ET DIAOBE KABENDOU EN HAUTE CASAMANCE (SENEGAL)	471
<i>Cheikh Tidiane WADE^{1*}, Henri Marcel SECK², Mohamadou Moctar Kébé KOUYATE³ et Babacar NDAO⁴</i>	
INNOVATION DANS LES SCIENCES SOCIALES : DES PERSPECTIVES THEORIQUES ENCORE FECONDES.....	487
<i>ALASSANE ISSOUFOU Abdoul-Aziz¹</i>	
MARY SLESSOR, HEROÏNE ECOSSAISE DE L'EVANGELISATION DE L'AFRIQUE VICTORIENNE. 502	
<i>CAMARA Ahmady^{1*} et DAO Sidiki¹</i>	
PRATIQUES D'ADAPTATION ET DE RESILIENCE DES COMMUNAUTES RURALES DU MASSIF DE L'AÏR FACE AUX CONTRAINTES CLIMATIQUES	516
<i>Ouma Kaltoum SIDI TANKO^{1*}, Amina MAIZOUMBOU KUNDA¹ et Awal BABOUSSOUNA¹</i>	
GENRE ET GESTION DES DECHETS MENAGERS A MOUNDOU (TCHAD).....	533
<i>DJIMRABEYE Richard^{1*}, NEDOUMBAYEL Jacquine DJEKOUNLAR² et NODJILEMBAYE Modestine NDJEKILA³</i>	
ENJEUX FONCIERS ET TENSIONS COMMUNAUTAIRES AUTOUR DE L'AIRE DE PATURAGE D'ALKAMARAM DANS LA COMMUNE RURALE DE GUIDIGUIR (ZINDER, NIGER)	546
<i>ZABEIROU Oumarou^{1*} et MALAM SOULEY Bassirou²</i>	
STRATEGIES D'ADAPTATION DES AGRO-PASTEURS FACE A L'INSUFFISANCE DES RESSOURCES PASTORALES DANS LA COMMUNE RURALE DE DOGUERAOUA (NIGER).....	561
<i>ADO MIKO Mahamadou Makana^{1*}, ADO SALIFOU Arifa Moussa², OUSSEINI ISSA Abdou¹ et WAZIRI MATO Maman³</i>	
L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE GENERATIVE ET OPTIMISATION DE LA FORMATION DES ENSEIGNANTS DANS LES UNIVERSITES D'ETAT AU CAMEROUN : DEFIS ET PERSPECTIVES ...	576
<i>BISSOHONG Lydienne Charlie^{1*} et MBETE MEFIRE Mouhamed²</i>	

IMPACT DES CHANGEMENTS CLIMATIQUES SUR LA DISTRIBUTION DES AIRES FAVORABLES A KHAYA SENEGALENSIS AU TCHAD AUX HORIZONS 2050 ET 2070	592
<i>Ali Mbodou LANGA^{1*}, Elie Antoine PADONOU², Ghislain Comlan AKABASSI³, Bokon Alexis AKAKPO⁴ et Achilles Ephrem ASSOGBADJO⁵</i>	
OPPORTUNITE ET RISQUES DE LA MOTOTAXI AU 7ème ARRONDISSEMENT DE N'DJAMENA (TCHAD)	609
<i>ADOUM IDRIS Mahadjir^{1*} et DJIALLADE Nodjiam Benoit²</i>	
CLINIQUES MOBILES ET CONTRAINTES D'ACCES AUX SOINS DANS LES ZONES TOUCHEES PAR LES ATTAQUES DES GROUPES ARMES AU NIGER.....	619
<i>SOULEY ISSOUFOU Mamane Sani¹</i>	
GOVERNANCE ÉDUCATIVE ET FIDÉLISATION DES ENSEIGNANTS DU SECONDAIRE EN MILIEU RURAL : RÔLE DES COLLECTIVITÉS TERRITORIALES DÉCENTRALISÉES.....	633
<i>MBETE MEFIRE Mouhamed¹</i>	
PETITE IRRIGATION EN MILIEU PERI-URBAIN : ÉTUDE DES PRATIQUES, CONTRAINTES ET OPPORTUNITES DANS LA VALLEE DE TADDIS (TAHOUA, NIGER)	654
<i>ZAKARYA IDI Mahamadou^{1*}, RABE Mahamane Moctar², MAMAN Issoufou³, WAZIRI MATO Maman³, LAWALI GANAHI Idriissa⁴ et ABDOULAYE SOUMAILA Almoustapha⁴</i>	
ANALYSE DE LA DISPONIBILITE ALIMENTAIRE DANS LE DEPARTEMENT DE MAGARIA (REGION DE ZINDER, NIGER)	671
<i>ABDOU SANI Mountaka^{1*}, IDI MAHAMAN Hassane², SOULEY Kabirou³ et WAZIRI MATO Maman⁴</i>	

ANALYSE DE LA REPONSE SPECTRALE DES CLASSES ET ETUDE DE LA PERFORMANCE DES ALGORITHMES DE MACHINE LEARNING POUR LA CARTOGRAPHIE DE LA MANGROVE DANS LES MILIEUX DELTAÏQUES HETEROGENES : CAS DE LA RESERVE DE BIOSPHERE DU SALOUM, SENEGAL

Moussa SOW^{1*}, Labaly TOURE² et Ndeye Marième SAMB³

1. Docteur en géographie, UFR Sciences sociales et environnementales, Département Environnement, Biodiversité et Développement durable, Université du Sine Saloum Elhadj Ibrahima Niass, Kaolack, Sénégal.

2. Docteur en géographie, UFR Sciences sociales et environnementales, Département Environnement, Biodiversité et Développement durable, Université du Sine Saloum Elhadj Ibrahima Niass, Kaolack, Sénégal.

3. Docteure en géographie, Département Urbanisme, Architecture et Aménagement Durable des Territoires, Université Amadou Mahtar Mbow, Dakar, Sénégal

*Correspondant courriel : moussa.sow@ussein.edu.sn

Résumé

Depuis quelques décennies, plusieurs approches ont été utilisées pour cartographier l'occupation du sol et suivre l'évolution des écosystèmes, notamment la mangrove. Cette ressource est d'une importance capitale dans la régulation des équilibres naturels et dans le façonnement des paysages. Devant la complexité spectrale des milieux deltaïques comme le delta du Saloum, la télédétection et l'intelligence artificielle à travers le machine learning sont aujourd'hui des alternatives pour la cartographie précise et fine de la mangrove. Ce travail s'inscrit dans cette dynamique et vise à (i) analyser la réflectance des différentes classes d'occupation du sol, (ii) évaluer leur séparabilité spectrale, (iii) comparer la performance de quatre algorithmes de Machine Learning (Random Forest, CART, SVM et KNN) appliqués aux images Landsat 9. Les résultats soulignent une nette différenciation spectrale des classes à partir des bandes rouges et proche infrarouge. Le test de séparabilité de Jeffries-Matusita révèle une séparation efficace entre les classes, bien que des confusions persistent entre habitat et cultures. En termes de performances, Random Forest se distingue comme l'algorithme le plus performant, avec des précisions globales et des coefficients Kappa très élevés (99 %), suivi par CART et SVM. Le KNN, bien que fonctionnel, affiche les performances les moins satisfaisantes notamment dans les milieux deltaïques. Ainsi, ce travail souligne l'importance du choix méthodologique dans la cartographie d'écosystèmes sensibles.

Mots-clefs : Saloum, apprentissage automatique, Occupation du sol, Mangrove, RBDS.

ANALYSIS OF THE SPECTRAL RESPONSE OF CLASSES AND STUDY OF THE PERFORMANCE OF MACHINE LEARNING ALGORITHMS FOR

MANGROVE MAPPING IN HETEROGENEOUS DELTA ENVIRONMENTS: THE CASE OF THE SALOUM BIOSPHERE RESERVE, SENEGAL

Abstract

Over the past few decades, several approaches have been used to map land use and monitor changes in ecosystems, particularly mangroves. This resource is of paramount importance in regulating natural balances and shaping landscapes. Given the spectral complexity of delta environments such as the Saloum Delta, remote sensing and artificial intelligence are now alternatives for accurate mangrove mapping. This work is part of this dynamic and aims to (i) analyze the reflectance of different land cover classes, (ii) evaluate their spectral separability, and (iii) compare the performance of four machine learning algorithms (Random Forest, CART, SVM, and KNN) applied to Landsat 9 images. The results highlight clear spectral differentiation between classes based on red and near-infrared bands. The Jeffries-Matusita separability test reveals effective separation between classes, although confusion between habitat and crops persists. In terms of performance, Random Forest stands out as the most effective algorithm, with very high overall accuracy and Kappa coefficients (99%), followed by CART and SVM. KNN, although functional, shows the least satisfactory performance, particularly in deltaic environments. Thus, this work highlights the importance of methodological choice in the mapping of sensitive ecosystems.

Keywords: Saloum, Machine Learning, Land Cover, Mangrove, RBDS.

Introduction

Il est aujourd'hui indéniable que la mangrove est une ressource particulière qui participe à la construction des paysages naturels et à la régulation des équilibres (M. SOW et al., 2025, p. 226). Cette particularité en fait une ressource de choix dans diverses régions du globe où elle jouit de plusieurs statuts de protection. Cette conservation de la mangrove est consécutive à différentes formes de dégradation qu'elle a connues depuis décennies. En Afrique, cette situation s'est traduite par la perte de superficie de mangrove estimée entre 690 000 ha et 510 000 ha sur la période 1980-2005 par la FAO (2007, p. 2). Ceci a conduit à la mise en place de différentes initiatives allant dans le sens de la préservation de la biodiversité et plus particulièrement la mangrove. C'est ce qui a abouti à la mise en place des aires protégées que F. Féral, (2007, p.47) décrit comme étant des zones de protection des ressources terrestres et aquatiques et de promotion de la gestion inclusive et durable des écosystèmes. Dans beaucoup de régions, ces initiatives ont permis la régénération de la mangrove même si la tendance est décrite à la baisse.

De plus, il existe aujourd'hui des controverses quant à la tendance réelle des surfaces de mangrove. Il est ainsi difficile de quantifier et d'identifier de manière précise les tendances de la mangrove en raison de l'existence de plusieurs types d'évolution (hausse/baisse) pour cette ressource. C'est pourquoi les outils de la télédétection sont aujourd'hui prioritaires pour le suivi de la mangrove par les auteurs. C'est ainsi que les travaux M. Sow et al., (2025, p. 227), D. Dieng et al., (2023, p. 40-42), E. Sow et al., (2019, p.470-473) et E. Dieye et al., (2011, p.4-7) ont utilisé ces méthodes de traitement d'images afin de voir l'état de la mangrove dans diverses régions du Sénégal. Toutefois, ces études ont souvent eu recours à des algorithmes de détection statistiques tels que le maximum de vraisemblance. Bien qu'elle repose sur des statistiques probabilistes avérées, elle présente des limites dans les milieux hétérogènes complexes. C'est ce qui explique le recours à une composante de l'intelligence artificielle à savoir le Machine Learning dont les méthodes sont décrites comme plus performantes et sont capables de modéliser des relations complexes et non linéaires (V. F. Rodriguez-Galiano et al., 2012, p. 93-104). Malgré la qualité des modèles de Machine Learning, leur performance peut être compromise dans certains milieux tels que les deltas qui sont réputés comme étant spectralement hétérogènes. A cela s'ajoute la complexité de la mangrove, pour lequel différentes théories sont émises. En effet, pour d'autres, la mangrove en raison de sa réflectance complexe et de ses similitudes avec certaines végétations naturelles requiert l'utilisation des algorithmes de détection plus poussés pour sa cartographie (M. Heenkenda et al., 2014, p. 6065) ; W. Heumann, 2011, p. 1). Pour d'autres, sa signature spectrale est bien séparée de celle des autres classes, ce qui rend son suivi possible avec la plupart des algorithmes. Ces constats mettent en lumière la nécessité de choisir un modèle rigoureux, robuste et adapté aux milieux étudiés pour la fiabilité des résultats produits. Aussi, même si les modèles ont souvent été testés, ils peuvent présenter des performances variables selon les milieux d'application (L. TOURE et al., 2025, p. 84). C'est dans cette logique que s'inscrit ce travail qui vise à (i) analyser la réponse spectrale des différentes classes d'occupation du sol, (ii) tester la séparation de ces dernières et (iii) à comparer la performance des algorithmes de Machine Learning dans la réserve de biosphère du delta du Saloum, un milieu deltaïque marquée par une hétérogénéité spectrale.

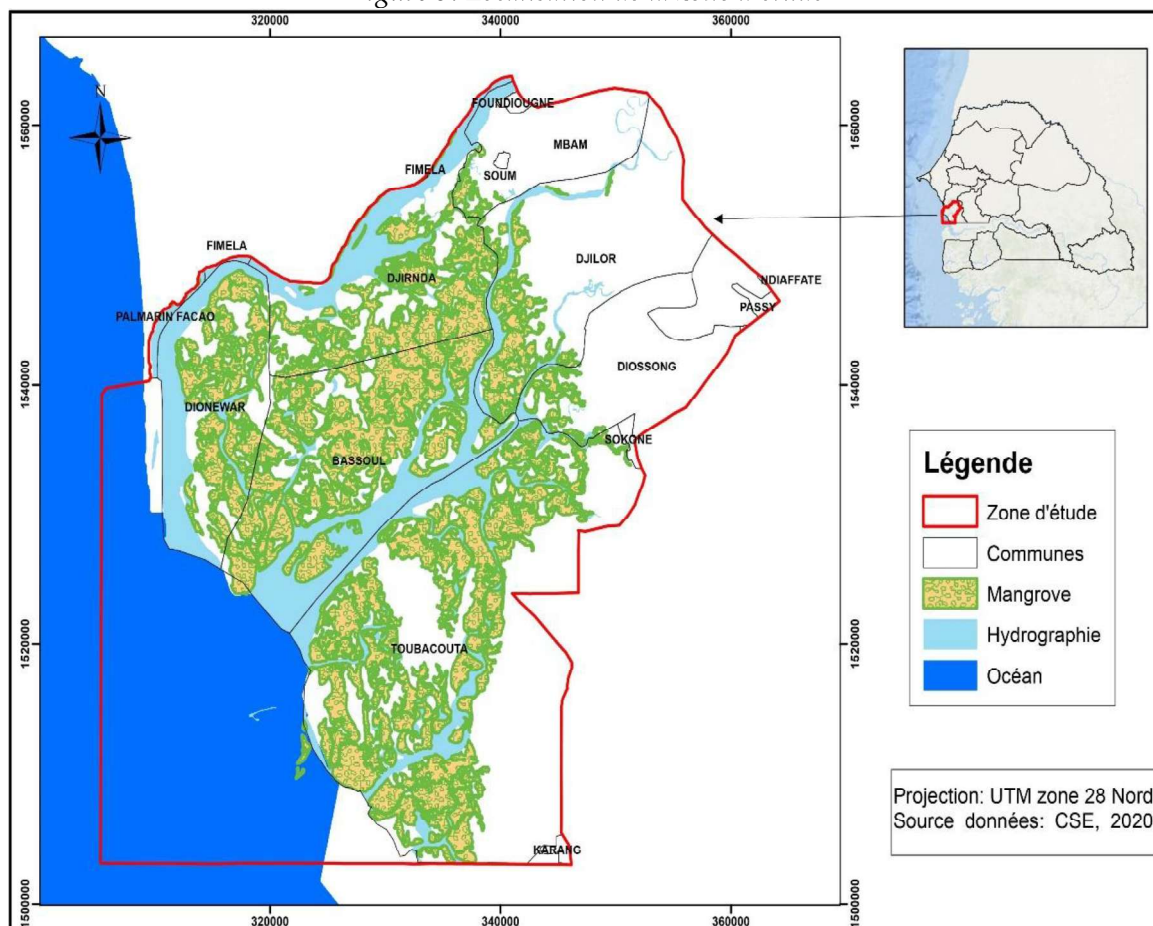
1. Matériels et méthodes

1.1. Zone d'étude

La réserve de biosphère du delta du Saloum est une zone humide d'importance internationale au regard des multiples statuts qu'elle regroupe. Ainsi, elle inclut la réserve biosphère érigée par l'UNESCO, un parc national et les forêts classées de Fathala, Sangako, Keur Sambel, Iles Betanti et Djilor. Elle est située entre les latitudes 13°35' et 14°15' nord et entre 16°03' et 16°50' ouest (Figure 1). Le delta du Saloum est

partagé entre les zones climatiques soudaniennes et soudano-sahélienne. Il est marqué par un climat de type nord-soudanien côtier où s'alternent deux saisons : longue saison sèche et une saison pluvieuse. La pluviométrie moyenne annuelle varie entre 500 et 1000 mm (E. SOW, 2019, p. 5). Ces milieux sont marqués par un relief plat qui dépasse rarement les 40 m d'altitudes.

Figure 9: Localisation de la zone d'étude



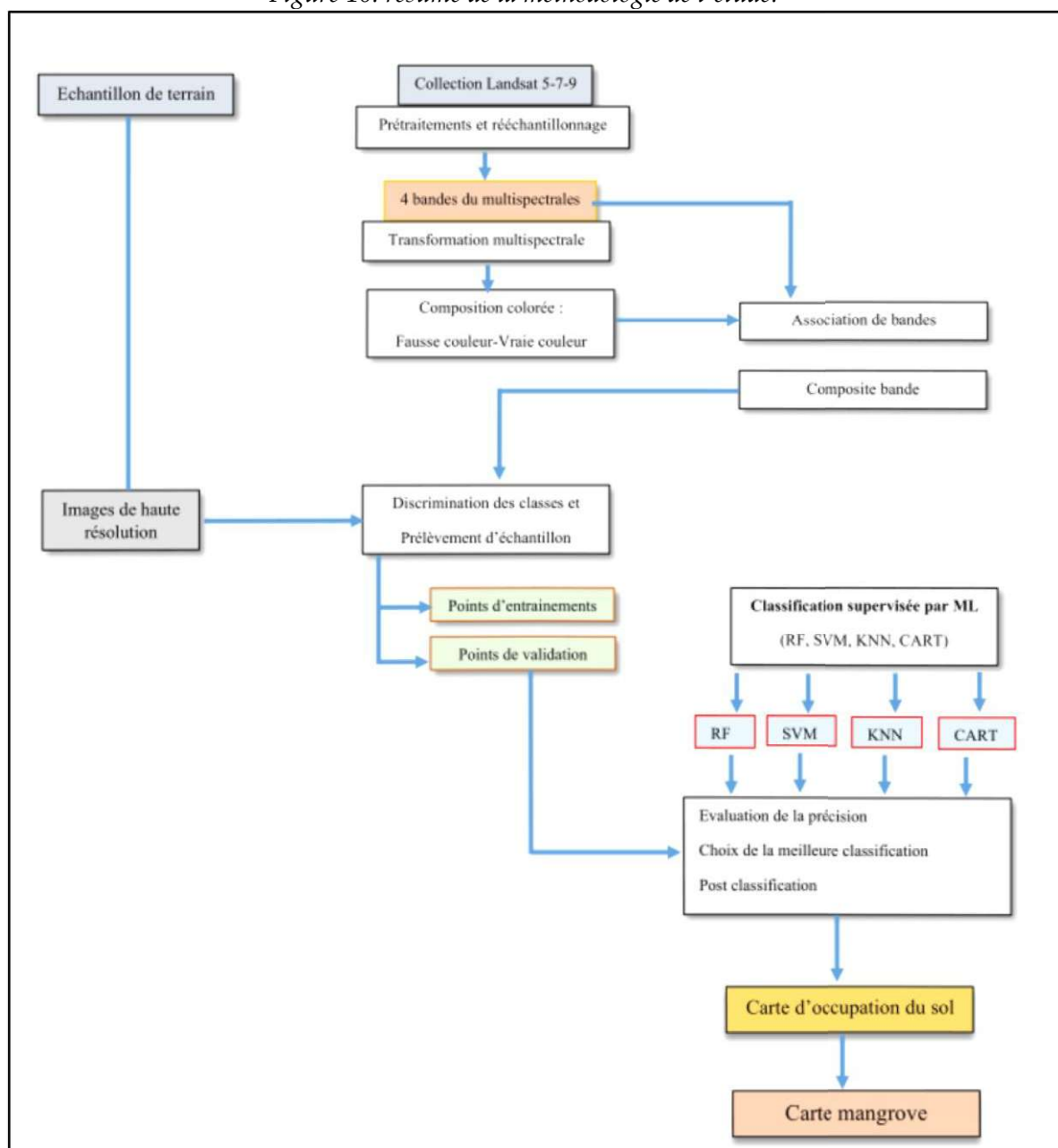
1.2. Données

Dans cette étude, les données utilisées sont des données de réflectances de surfaces issues du capteur OLI/TIRS du satellite Landsat 9. Elles sont obtenues via la plateforme Google Earth Engine (<https://code.earthengine.google.com/>). Elles ont une résolution spatiale de 30 mètres pour les bandes multispectrales et 15 mètres en panchromatiques avec une répétitivité de 16 jours. Son choix s'explique non seulement par les caractéristiques techniques décrites ci-dessus, mais aussi par la diversité des bandes spectrales qui la composent, adaptées à l'étude des milieux complexes. Dans l'analyse, l'image médiane de la période allant de Janvier à Septembre a été générée. Cette approche a permis d'éviter l'effet des éléments atmosphériques (nuages, poussières, artéfacts) et de conserver les caractéristiques spectrales de cette période.

1.3. Méthodes

Différentes méthodes ont été utilisées dans étude comme le résume la figure méthodologique ci-dessous.

Figure 10: résumé de la méthodologie de l'étude.



1.3.1. Analyse de la réflectance des classes d'occupation du sol

L'analyse de la séparabilité spectrale des classes retenues dans cette étude se base sur la méthode de la distance spectrale de Jeffries-Matusita. Ce test est utilisé pour étudier le niveau de séparation ou de similarité entre deux classes d'occupation du sol afin de comprendre les sources d'erreurs potentielles (H. LI et al., 2024, p. 6). Cet indice varie de 0 (totale confusion entre les deux classes) à 2 (séparation par parfaite). Les valeurs proches de 2 indiquent une meilleure séparation spectrale entre deux classes et donc une classification plus fiable. Des lors, dans le cadre d'une étude qui analyse la

performance des algorithmes de machine learning, il est nécessaire d'évaluer les relations entre les différentes classes de l'étude.

1.3.2. Cartographie d'occupation du sol

Les relations entre les classes ayant été testées, quatre algorithmes à savoir le Random Forest (RF), le Support Vector Machine (SVM), le K-Nearest Neighbors (KNN) et le Classification and Regression Trees (CART) ont été appliqués aux données de Landsat 9.

1.3.2.1. Random Forest (RF)

Basé sur la construction d'une multitude d'arbres de décisions, le Random Forest est un algorithme d'apprentissage automatique couramment utilisé dans l'étude des milieux forestiers. Ces arbres sont générés sur la base de données et caractéristiques obtenues de manière aléatoires (L. Touré et al., 2025, p. 92). La classification est le résultat de la combinaison de ces différents arbres. Cet algorithme est très robuste et moins impacté par le surentraînement du modèle et la complexité des données (L. Breiman, 2001, p. 5-32). Selon V. F. Rodriguez-Galiano et al., (2012, p. 93-104), cet algorithme donne de très bonnes performances dans l'étude des milieux spectralement complexes.

1.3.2.2. Classification and regression trees (CART)

Le CART est une variante de l'algorithme d'arbres de décision qui intègre à la fois des tâches de classification et de régression. Introduit par L. Breiman, J. Friedman, R. Olshen et C. Stone, (1984), le CART intègre des divisions ou branches qui sont soutenues par une variable explicative et des nœuds qui produisent des prédictions pour la variable cible. Le CART combine deux arbres de décision :

- Arbre classification : cet arbre détermine à quelle catégorie ou classe appartient la variable à prédire ;
- Arbre de régression : ces arbres sont utilisés pour classer la valeur de la variable continue.

De par sa structure hiérarchique, il est composé de branches et de nœuds d'où sa capacité à gérer les valeurs manquantes et les données de catégories (L. Touré et al., 2025, p. 92).

1.3.2.3. Support Vector Machine (SVM)

Le SVM est un algorithme de classification qui est utilisé pour la classification, la régression et la gestion des valeurs manquantes. Il repose sur le principe des hyperplans qui maximisent la distance entre les différentes classes. Cet algorithme est couramment utilisé car il a la capacité de classer à la fois des données linéaires et celles non linéaires. Les noyaux à fonction de base radiale (RBF), étant des données

non linéaires, aident à capturer les relations complexes. Ainsi, le SVM est très efficace pour la classification de dimensions élevées (C. J. C. Burges, 1998, p. 121-67) ce qui le rend adaptée dans l'étude des environnements hétérogènes (G. Mountrakis et C. Ogole, 2011, p. 247-59).

1.3.2.4. K-nearest neighbors (kNN)

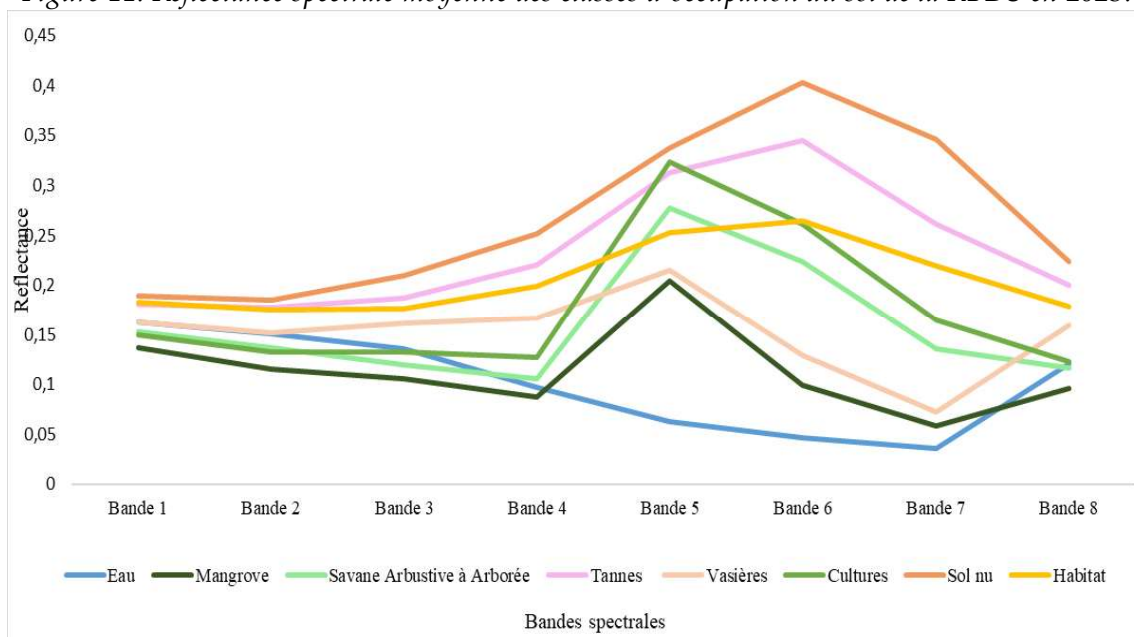
L'algorithme du K plus proches voisins est un modèle qui s'appuie sur la proximité pour réaliser des classifications ou des prédictions. C'est un des algorithmes de machine learning les plus simples qui intervient aussi bien dans la classification que dans la régression. Ce modèle stocke l'ensemble des données et prédit les K voisins les plus proches. L'idée est que tous les points similaires sont proches. Pour classer un nouveau point, le KNN utilise les caractéristiques des points connus les plus proches.

2. Résultats

2.1. Analyse de la réponse spectrale des classes d'occupation du sol

La figure 3 montre l'évolution des réflectances des unités d'occupation du sol retenues dans cette étude.

Figure 11: Réflectance spectrale moyenne des classes d'occupation du sol de la RBDS en 2025.



L'analyse de la figure montre une certaine proximité spectrale des classes dans les premières bandes selon les catégories d'occupation. On note des difficultés de différenciation entre les zones de cultures et la savane arbustive à arborée de la bande 1 à la bande 3. Une situation similaire est perceptible pour les classes Eau et Vasières en raison des réflectances proches dans certains endroits. Les différences spectrales apparaissent à partir des bandes 4 et 5 du capteur OLI/TIRS. Les habitats ont une

signature assez isolée même des similitudes peuvent être remarquées avec les sols nu dans les bandes 1 et 2 ; ce qui peut introduire des biais. Cette analyse est complétée par les résultats du test de séparabilité de Jeffries-Matusita dont les résultats sont présentés dans le tableau 1.

Classes	Niveau
Bati / Cultures	1,8
Sol nu / Cultures	1,97
Bati / Tannes	1,99
Cultures / Savane Arbustive à arborée	1,99
Bati / Sol nu	1,99
Cultures / Tannes	1,99
Bati / Vasières	1,99
Sol nu / Tannes	1,99
Vasières / Tannes	1,99
Vasières / Savane Arbustive à arborée	1,99
Vasières / Mangrove	1,99
Cultures / Vasières	1,99
Bati / Savane Arbustive à arborée	1,99
Mangrove / Eau	1,99
Savane Arbustive à arborée / Mangrove	1,99
Sol nu / Vasières	2
Sol nu / Savane Arbustive à arborée	2
Cultures / Mangrove	2
Tannes / Savane Arbustive à arborée	2
Bati / Mangrove	2
Sol nu / Mangrove	2

Tableau 8: Niveau de Séparabilité spectrale des classes d'occupation du sol.

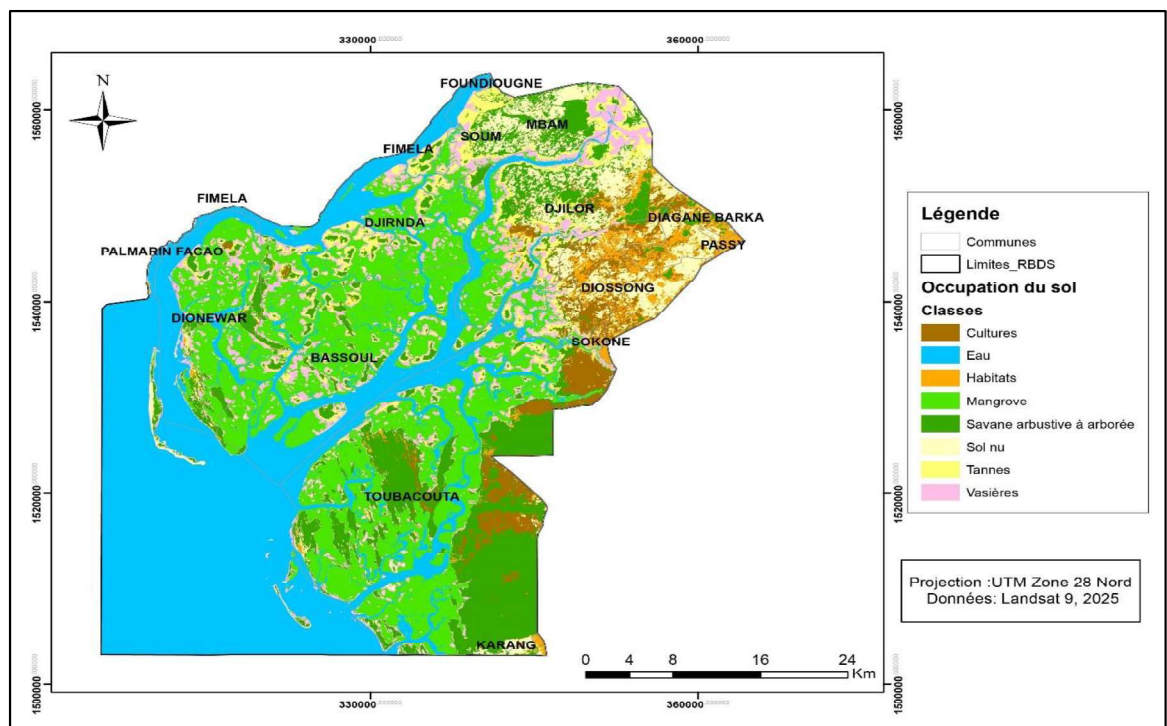
Les classes d'échantillons étant comparées deux à deux, les résultats montrent que les classes retenues dans cette analyse sont parfaitement dissociées. Les scores pour les classes concernées varient de 2 à 1,99. Seule la relation les habitats et les cultures ont un score de 1,88 ; ce qui peut être source de confusion entre ces dernières. Cette situation peut s'expliquer par la typologie de l'habitat qui est dispersé, l'organisation des villages où les zones de cultures sont tout autour des maisons. Les résultats suggèrent des relations spectrales dissociées entre la mangrove et les autres ce qui peut être très pratique pour sa cartographie par des outils de télédétection optiques.

2.2. Comparaison des algorithmes de machine Learning

2.2.1. Cartographie de l'Occupation du sol avec le Random Forest (RF)

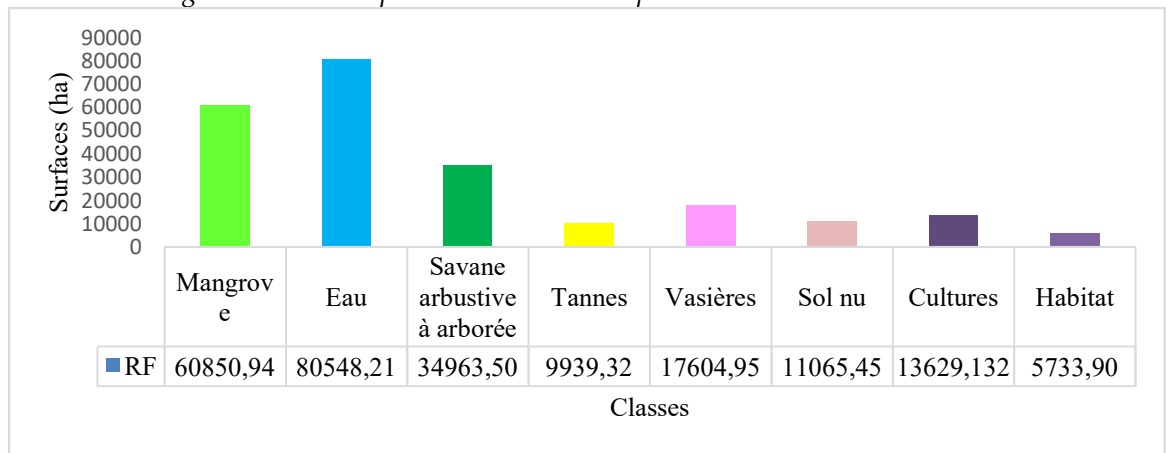
La figure 4 présente la distribution des classes d'occupation du sol obtenue par l'algorithme de Random Forest.

Figure 12: Occupation du sol avec le Random Forest



Les surfaces occupées par les Eaux sont dominantes avec 80 540,21 ha et sont constituées des eaux marines et continentales (figure 5). La mangrove, elle, se distingue par les surfaces couvertes qui sont estimées à 60 850,94 ha. La savane arbustive et arborée couvre environ 34 963, 50 ha située au Sud-Est et au Nord-Est. Les vasières, les cultures, les sols nus, tannes et l’habitat sont les moins représentées de la réserve de biosphère avec des aires respectives de 17 604,95 ha, de 13,629,13 ha, de 9939,32 ha. Les surfaces occupées par les eaux sont dominantes avec 80 540,21 ha constituée des eaux marines et continentales (figure 5). La mangrove se distingue par les surfaces couvertes qui sont estimées à 60 850,94 ha. La savane arbustive et arborée couvre environ 34 963, 50 ha située au Sud-Est et au Nord-Est. Les Vasières, les cultures, les sols nus, tannes et l’habitat sont les moins représentées de la réserve de biosphère avec des aires respectives de 17 604,95 ha, 13 629,13 ha, 11 065,45 ha, de 9 939,32 ha, et de 5 733,90 ha.

Figure 13: Statistiques des unités d’occupation du sol du Random Forest



2.2.2. Cartographie de l'occupation du sol avec le CART

La classification réalisée avec le CART est représentée dans la figure 6. Les résultats montrent que les Eaux sont dominantes dans la réserve de biosphère du Delta du Saloum. Les surfaces occupées sont de 78 275 ha contre 59 544,99 ha pour les espaces de mangrove (Figure 7). La Savane arbustive à arborée arrive en troisième position avec environ 32 743,58 ha. Les zones de Vasières s'étendent sur 21 642,65 ha et sont au voisinage immédiat de la mangrove. Les surfaces les moins représentées sont les cultures avec 17 660,86 ha, les sols nus qui couvrent 11 602,78 ha, les tannes 7 654,75 ha et les surfaces d'habitat qui ferment la marche avec 5560,94 ha.

Figure 14: Occupation du sol avec le CART

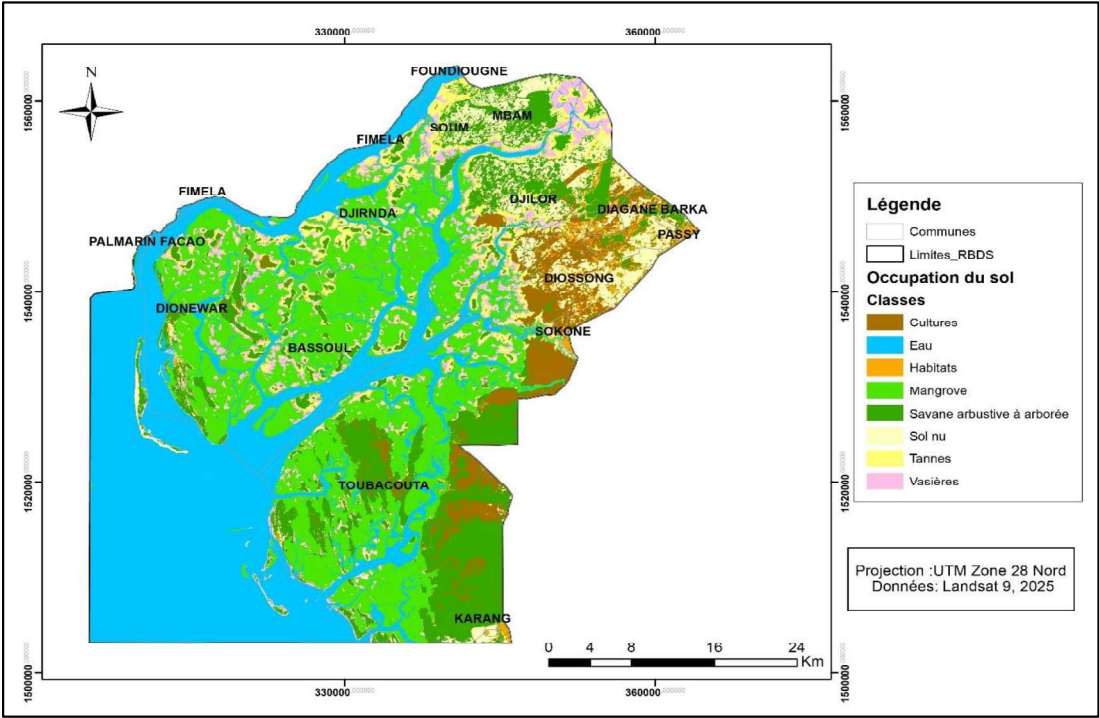
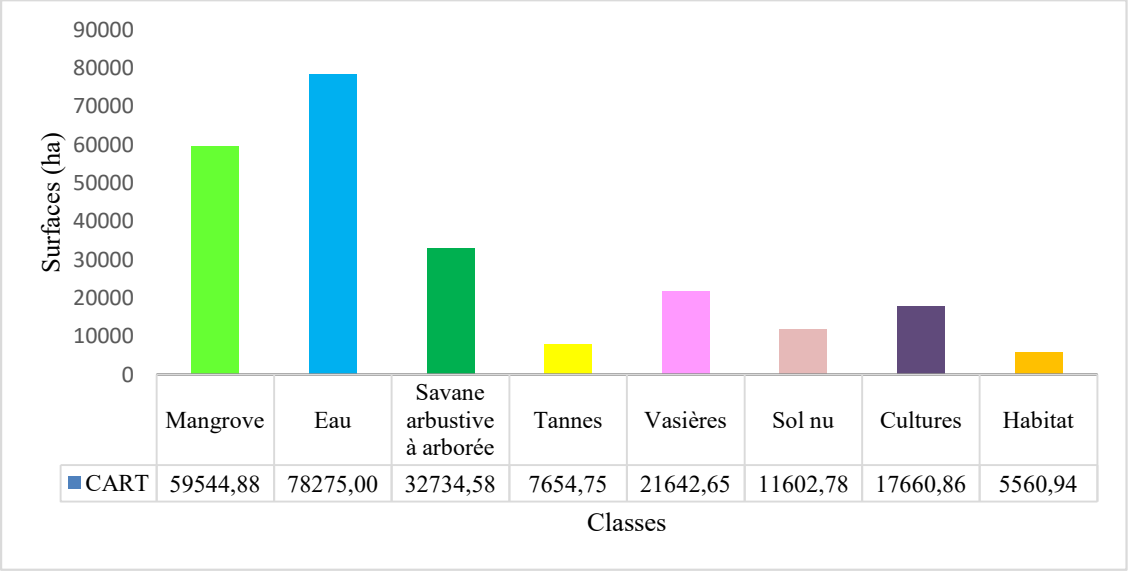


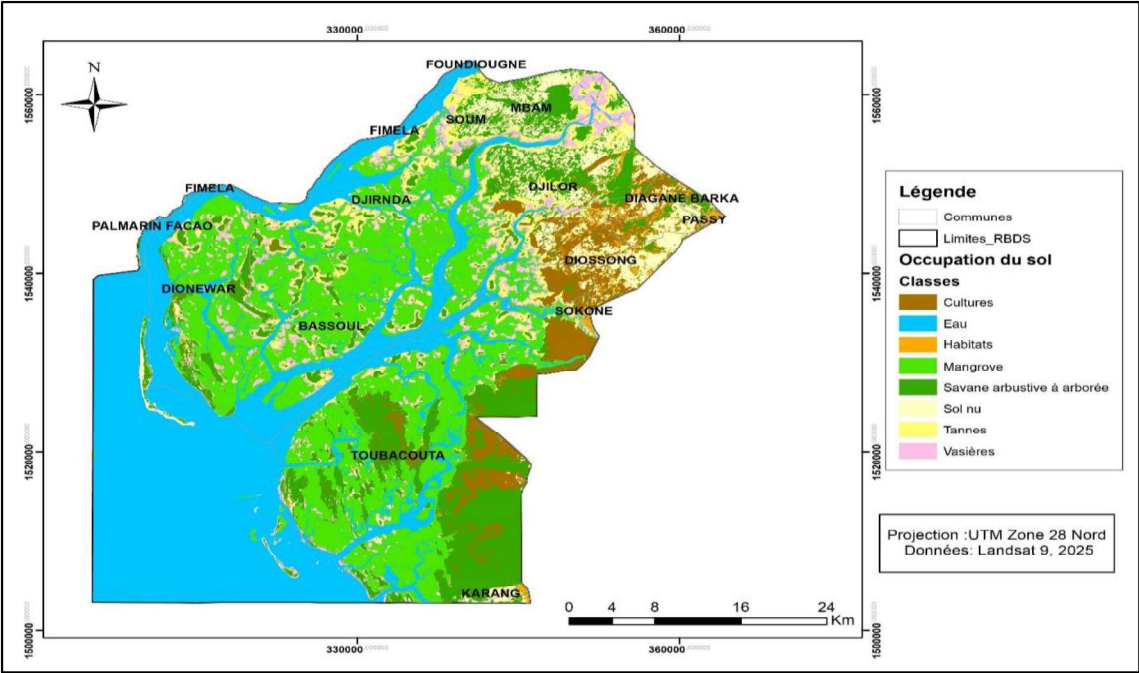
Figure 15: Statistiques des unités d'occupation du sol avec le CART



2.2.3. Cartographie de l'occupation du sol avec le Support Vector Machine (SVM)

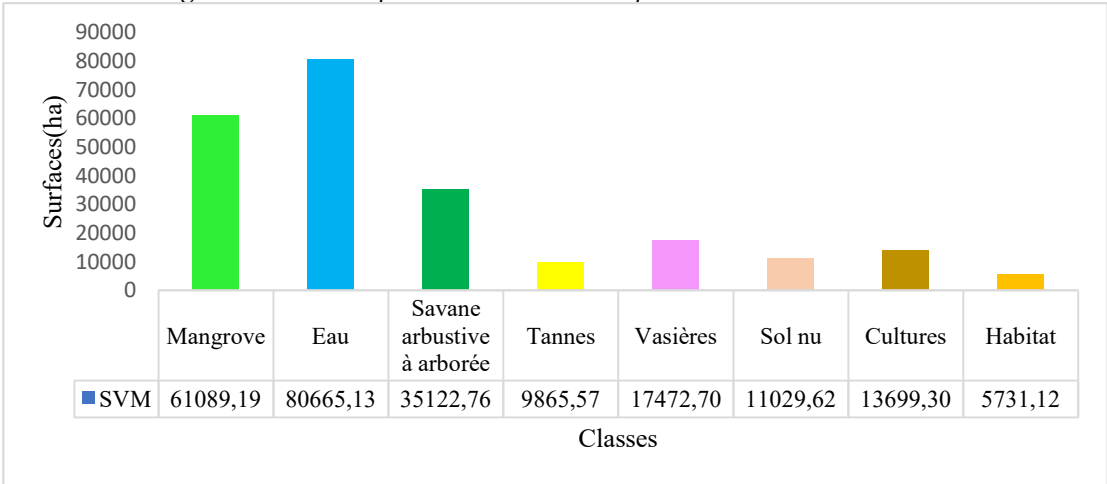
Le SVM utilisé aussi bien pour la classification que pour la régression, a permis de réaliser la cartographie d'occupation du sol de la RBDS en 2025. La figure 8 illustre les résultats de cette cartographie.

Figure 16: Occupation du sol avec le Support Vector Machine (SVM)



Il ressort de cette occupation du sol que les surfaces occupées par les Eaux s’étendent sur 80 665,13 ha. Les surfaces de mangrove sont estimées à 61 089,19 ha et sont suivies par la savane arbustive qui est au tour de 35 122,76 ha. Les vasières et les cultures ont des superficies respectives de 17 472,70 ha, et de 13 699, 30 ha. Les sols nus, les tannes et l’habitat occupent respectivement des surfaces couvertes de 11 062,29 ha, 9 865,57 ha et de 5 731, 12. Ainsi, cette cartographie montre la prédominance des surfaces d’eau et de végétations naturelles sur les zones artérialisées et les dénudées.

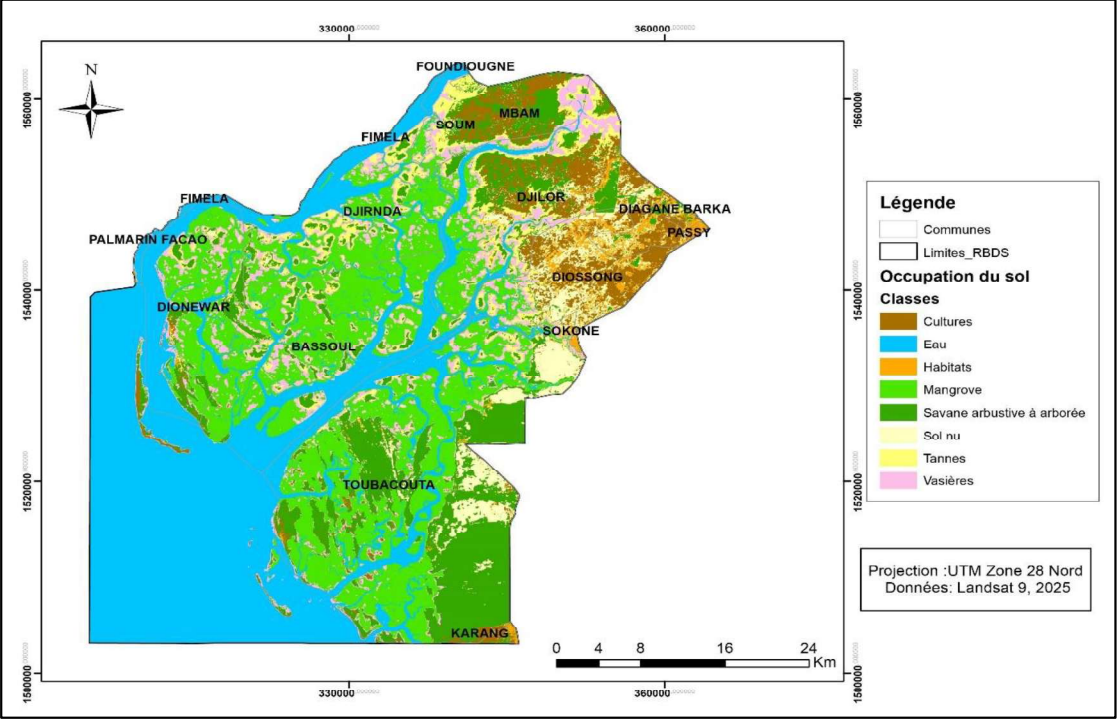
Figure 17: Statistiques des unités d'occupation du sol avec le SVM.



2.2.4. Cartographie de l'occupation du sol avec le K-nearest Neighbors (kNN)

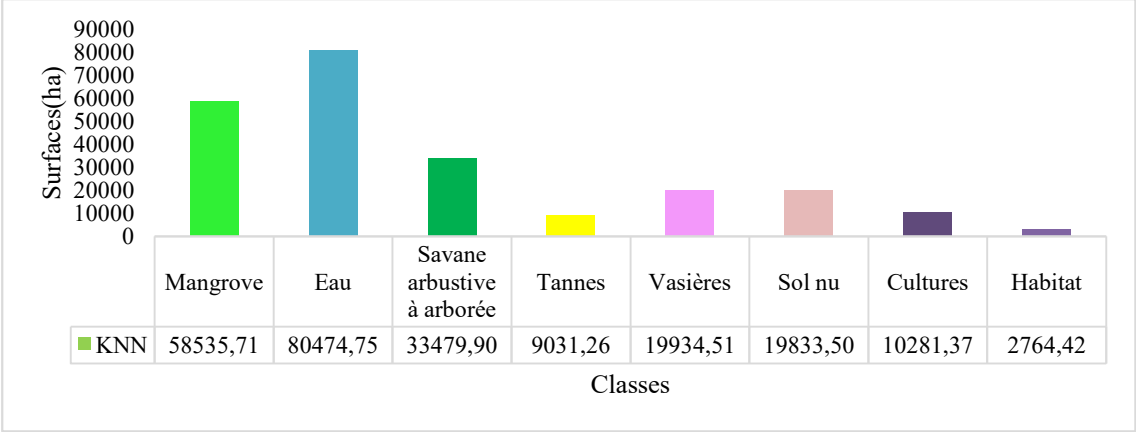
La cartographie obtenue grâce à l'algorithme du proche voisin (KNN) est présentée dans la figure 10.

Figure 18: Occupation du sol avec le KNN



On remarque que les espaces occupés par les surfaces en eaux sont majoritaires à l'échelle de la réserve couvrant ainsi 80 474,75 ha. Ils sont suivis par les espaces de mangrove et la savane qui s'étendent respectivement sur 58 535, 71 ha et sur 33 479,90 ha. Les vasières et les sols nus ont une représentativité assez similaire avec des surfaces respectives de 19 833,51 ha et de 19 833,50 ha. Les cultures et les tannes sont parmi les moins représentées avec leur surface qui sont estimées à 10 281,37 ha et à 9 031, 26 ha. Les zones d'habitat occupent la dernière place en termes de superficie avec seulement 2 764,42 ha.

Figure 19: Statistiques des unités d'occupation du sol avec le KNN



Ainsi, au regard des classifications obtenues, il est clair qu'il y a une certaine cohérence dans la distribution des différentes unités d'occupation du sol de la réserve de biosphère, ce qui peut suggérer l'existence d'une bonne séparabilité entre les classes. Pour la cartographie de la mangrove, il observe de faibles différences selon les algorithmes utilisés dans cette étude, avec 58 535,71 ha pour KNN, 59 544,99 ha pour CART, 60 850,94 ha pour Random Forest, et 61 089,19 ha pour SVM, ce qui confirme la bonne séparabilité de cette unité du fait de leur signature spectrale distincte.

2.2.5. Evaluation de la précision des algorithmes (RF, SVM, CART et KNN)

La précision des classifications réalisées est effectuée par l'analyse de la précision du producteur, la précision de l'utilisateur, la précision globale et le coefficient Kappa. Ces méthodes validation ont été complétées par une mission de vérité terrain qui avait pour but de vérifier les similitudes et les différences entre les classifications réalisées et le terrain.

2.2.5.1. Evaluation de la précision du producteur

Différentes méthodes permettent d'évaluer les classifications obtenues avec les algorithmes présentés ci-dessus. Parmi ces approches dérivées de la matrice de confusion, on retrouve la précision du producteur et de l'utilisateur qui sont des mesures utilisées dans la post-classification des images. D'ailleurs, le tableau 2 correspond aux résultats de l'analyse de la précision du producteur qui indique la probabilité qu'échantillon soit bien rangé dans la classe correspondante ce qui traduit les erreurs d'omission.

Classes	Précision du producteur			
	RF	SVM	KNN	CART
Mangrove	98,15	94,91	94,44	98,15
Eau	98,36	98,36	97,54	97,54
Savane arbustive à arborée	99,22	95,70	92,58	97,66
Tannes	99,45	91,80	91,26	96,17
Vasières	99,37	97,48	96,86	98,43
Sol nu	100	90,26	87,01	98,05
Cultures	100	87,50	64,58	96,88
Habitat	98,99	97,98	97,47	96,46

Tableau 9: Statistiques de la précision du producteur

Les résultats montrent que l'algorithme du *Random Forest* a les meilleures performances avec des scores qui dépassent 98 % et atteignent même 100 % pour les classes Eau et Cultures. Pour le *SVM*, le modèle est globalement performant même si les résultats sont inférieurs à celles du *Random Forest* particulièrement pour les zones de cultures. Les résultats du CART suivent la tendance énoncée plus haut mais avec une performance intermédiaire comparé au *Random Forest* et au *SVM*. Ses scores dépassent les 96 % ce qui indique une bonne performance. Le KNN se distingue par les plus faibles performances notées dans cette étude. Au niveau des classes, les surfaces

de mangrove sont bien classées par la Random Forest et le SVM (98,15%). Les eaux sont particulièrement bien classées par tous les algorithmes de classification. La savane, les tannes et les vasières notent de bonne performance pour tous les algorithmes à l'exception du KNN où les scores dépassent rarement 92 %. Ces résultats indiquent que la totalité des algorithmes ont la capacité de bien classer les échantillons surtout le *Random Forest*. Le KNN montre des limites dans les milieux hétérogènes et complexes.

2.2.5.2. Evaluation de la précision de l'utilisateur

La précision de l'utilisateur donne les erreurs de commission ; c'est-à-dire la probabilité qu'un échantillon classé dans une catégorie appartienne effectivement à celle-ci. Le Random Forest se distingue par ses excellentes performances qui varient entre 97,15 % à 100 %. Pour le CART, ses scores s'étendent entre 94 % à 99,44 %, ce qui traduit un bon comportement dans la distinction des classes. Les performances du SVM sont mitigées pour ce critère car les scores varient de 86,60 % pour les cultures à 98,36 %. Le KNN rapporte les résultats les plus faibles comparés aux autres surtout pour les sols nus (81,71 %), les cultures (81,58 %) et les tannes (90,76 %), ce qui permet de conclure des erreurs de commission élevée. Les mangroves sont bien classées dans tous les algorithmes même si le *Random Forest* se distingue particulièrement. Les eaux sont bien identifiées par tous les modèles sauf le KNN dont les performances sont les plus faibles (96,75 %). Cet algorithme a tendance à classer par erreur certaines classes ce qui le rend moins performant.

Classes	Précision de l'utilisateur			
	RF	SVM	KNN	CART
Mangrove	99,07	97,16	97,61	98,15
Eau	98,36	98,36	96,75	97,54
Savane arbustive à arborée	99,61	92,45	91,15	97,28
Tannes	100	96,55	90,76	99,44
Vasières	98,75	95,98	95,65	97,81
Sol nu	98,72	92,67	81,71	97,42
Cultures	97,96	86,60	81,58	98,94
Habitat	100	96,52	94,15	94,55

Tableau 10: Statistiques de la précision de l'utilisateur

2.2.5.3. Précision globale et Kappa

En plus de ces critères, le kappa et la précision globale permettent d'évaluer la justesse globale des algorithmes de classification.

La précision globale qui est un indicateur de l'exactitude du modèle qui donne le rapport entre les pixels bien classés et le total des pixels de l'image. L'analyse des différents algorithmes de cette étude montre une certaine variabilité de la précision globale même si elles sont toutes performantes avec des scores supérieures 92 % (tableau 4). Le Random Forest et le SVM se distinguent par leur performance élevée

respectivement de 99% et de 97%. Les performances du CART sont assez satisfaisantes mais inférieures à celle du Random Forest et du SVM, ce qui traduit des faiblesses dans la précision des classes notamment pour les cultures et les sols nus.

En effet, le Kappa est un indicateur de la précision qui compare les classifications réalisées et la vérité-terrain. Les résultats montrent que les différents modèles sont très performants dans ces milieux particulièrement le *Random Forest* qui se démarque avec les hauts scores. Comme pour la précision globale, le KNN connaît les plus fiables précisions avec un kappa de 0,91.

	Précision globale	Kappa
RF	0,99	0,99
CART	0,97	0,97
SVM	0,94	0,94
KNN	0,92	0,91

Tableau 4: Statistiques de la précision globale et du Kappa

3. Discussion

Cette étude a eu pour objectif d'analyser la réponse spectrale des différentes classes d'occupation du sol, de tester la séparation de ces dernières et de comparer la performance des algorithmes de machine Learning (RF, CART, SVM et KNN).

Les résultats des analyses de séparabilité des différentes classes de cette étude montrent une nette dissociation entre celle-ci. Ces résultats sont en phase avec les conclusions des travaux de M. SOW et al., (2025, p. 236), A. W. ZULFA et al. (2021, p. 9), de E. SOW (2019, p. 66-112), de E. SOW et T. BA (2019, p. 473-483). De plus, le travail de M. SOW et al., (2025, p. 236) indiquent que les mangroves peuvent être cartographiées par différentes méthodes de classification avec des précision généralement supérieure à 90 %. Ces résultats sont confortés par l'analyse de la signature spectrale des différentes classes qui montre nette une séparation des unités d'occupation du sol surtout à partir de la bande proche infrarouge. La mangrove note une signature spectrale particulière par rapport aux autres classes d'occupations, ce qui permet et facilite sa cartographie. Ceci confirme les travaux de C. GIRI (2016, p. 3), de N. A. IBHARIM et al. (2015, p. 1) et de B. B. CHUN et al., (2011, p. 149) pour qui cette ressource a une signature spectrale notable et facilite sa cartographie par la majorité des modèles.

De plus, ces conclusions corroborent les résultats de cette étude où pour l'ensemble des algorithmes étudiés (RF, SVM, CART et KNN), les performances sont supérieures à ce seuil et atteignent même 99 % pour le *Random Forest*. Les performances notées dans cette étude indiquent des scores élevés de précision globale comme le confirme les travaux de M. A. C. NJEUGEUT et al. (2023, p. 310-32) et de L. Breiman (2001, p. 5-32) qui ont montré les hautes performances du *Random Forest* et du CART et les

difficultés du SVM pour la classification de certaines classes comme les sols nus. Ces contraintes du SVM ont été rapportées par M. A. C. Njeugeut et al., (2023, p. 310-32), M. A. Brovelli, Y. Sun, et V. Yordanov, (2020, p. 580) et par W. Zhang et al. (2019, p. 111-465). Pour ces auteurs, les similitudes spectrales de certaines classes et leur distribution spatiale peuvent impacter la fiabilité du SVM dans certains milieux. Le Kappa suit cette logique avec des performances remarquables notamment avec le score qui est supérieure à 0,81, ce qui exprime une cohérence entre les données d'entraînements et celles de validation. On peut donc déduire que les différents modèles sont performants comme l'a indiqué (G. M. Foody, (2002, p.185-201) pour qui un score de kappa élevé est synonyme d'une bonne classification.

La cartographie de la mangrove de la RBDS montre une certaine concordance entre les différents algorithmes même si des écarts sont observés particulièrement pour le KNN. Entre les différents modèles, des différences maximales d'environ 3 149 ha sont notés. La cohésion des algorithmes dans la cartographie de la mangrove montre une certaine stabilité des modèles de machine learning. Selon ces auteurs, ces méthodes d'apprentissage parviennent à saisir et dénouer des liens complexes entre les échantillons et les classes à prédire contrairement aux méthodes traditionnelles souvent basées sur la probabilité et l'utilisation de valeur seuils. S'agissant des images utilisées, les conclusions de l'étude renforcent celles de L. TOURE qui avait conclu que les images Sentinel-2 utilisées avaient un impact sur la performance des modèles. Au regard de ces résultats, il est clair que les différents types d'images peuvent être utilisées avec ces algorithmes sans problème de précision.

Ainsi, les algorithmes de machine (RF, CART, SVM et KNN), montrent des performances assez élevées pour la cartographie des milieux spectralement hétérogènes. Les résultats montrent un bon comportement pour l'ensemble des modèles même si le KNN se révèle être le moins performant dans ce milieu.

Conclusion

Depuis de plusieurs décennies, différentes méthodes ont été utilisées pour la cartographie de la distribution des unités d'occupation du sol et le suivi des paysages et écosystèmes. C'est ce qui a expliqué la diversité de méthodes pour satisfaire aux objectifs scientifiques de cette époque. Cette pluralité d'outils et de méthodes indique les besoins en matière de gestion de l'environnement, l'aménagement du territoire et la recherche appliquée. Dans ce contexte où les approches sont nombreuses, il est nécessaire d'évaluer l'efficacité de chaque méthode afin d'identifier son adaptation aux différents contextes géographiques. Ainsi, ce travail a eu pour objectifs d'analyser la réflectance des unités d'occupation, d'étudier les similitudes ou divergences spectrales de celle-ci et de comparer la performance des algorithmes de machine Learning (RF, CART, SVM et KNN). Les résultats de l'étude montrent qu'il y a une nette séparation

dans la courbe de réflectance à partir des bandes rouges et proche Infrarouge. L'analyse de séparabilité révèle que toutes les classes sont parfaitement séparées même si des risques de confusion peuvent être notés entre le bâti et les zones de cultures. En termes de performance, le Random Forest apparaît être le plus performant dans ces milieux spectralement hétérogènes même si l'ensemble des algorithmes se distinguent par des performances élevées qui dépassent 90 %. Afin de renforcer ces résultats, il serait intéressant de travailler avec les données multi-sources (drones, satellites, radar, lidar etc.) pour la discrimination des unités en milieux deltaïques complexes.

Références bibliographiques

- BREIMAN Leo, 2001- Random Forests. Machine Learning, Springer, Volume 45, n°1, pp. 5-32.
- BREIMAN Leo, FRIEDMAN Jerome, OLSHEN Richard et STONE Charles – 1998: Classification and Regression Trees. 1. CRC Press repr. Boca Raton, Fla., p. Chapman & Hall/CRC, 348 p.
- BROVELLI Maria Antonia, YARU Sun, et VASIL Yordanov, 2020 - Monitoring Forest Change in the Amazon Using Multi-Temporal Remote Sensing Data and Machine Learning Classification on Google Earth Engine, in ISPRS International Journal of Geo-Information, Volume 9, n°10, pp. 1-21.
- BURGES Christopher, 1998 - A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition, in Data Mining and Knowledge Discovery, Volume 2, n°2, p. 121-67.
- CHUN Boon Beh, JAFRI Mat Mohd Zubir, SAN Lim Hwee, 2011 - Reflectance characteristic of certain mangrove species at Matang Mangrove Forest Reserve, Malaysia. Proceeding of the 2011, in International Conference on Space Science and Communication, pp. 147-151.
- DIENG Dah, SOW Moussa, SOW El Hadj et BA Taïbou, 2022, Dynamique Spatio-temporelle de la Mangrove du bas Delta du Fleuve Sénégal de 1980 à 2021 : Approche par Télédétection et Système d'Information Géographique, in European Scientific Journal, Volume 11, pp.117-137.
- DIEYE Elhadji, DIAW Amadou Tahirou, SANÉ Tidiane, NDOUR Ngor, 2013 - Dynamique de la mangrove de l'estuaire du Saloum (Sénégal) entre 1972 et 2010, Cybergeographie, Environnement, Nature, Paysage, document 629, 26 p.
- FAO. 2007 - The world's mangrove 1980-2005, forestry paper, Rome, 89 p.
- FERAL François, 2007- L'administration des aires marines protégées en Afrique de l'Ouest. Mondes en développement, Volume 138, n°2, pp. 43-60. <https://doi.org/10.3917/med.138.0043>.
- FOODY Giles, 2002- Status of Land Cover Classification Accuracy Assessment, in Remote Sensing of Environment, Volume 80, n°1, pp. 185-201.

- GIRI Chandra, 2016 - Observation and Monitoring of Mangrove Forests Using Remote Sensing: Opportunities and Challenges, in Remote Sensing, Volume 8, n°9, 8 p.
- HEENKENDA Muditha, JOYCE Karen, MAIER Stefan, BARTOLO Renee, 2014- Mangrove Species Identification: Comparing WorldView-2 with Aerial Photographs in Remote Sensing, Volume 6, n°7, pp. 6064-6088.
- HEUMANN Benjamin. 2011- Satellite remote sensing of mangrove forests: Recent advances and future opportunities. In Progress in Physical Geography: Earth and Environment, Volume 35, n°1, pp. 87-108.
- IBHARIM Nurul Asyikin, MUSTAPHA Muzzneena Ahmad, LIHAN Tukimat, MAZLAN, 2015- Mapping mangrove changes in the Matang Mangrove Forest using multi temporal satellite imageries, in Ocean & Coastal Management, Volume 114, pp. 64-76.
- IBHARIM Nurul Asyikin, MUSTAPHA Muzzneena Ahmad, LIHAN Tukimat, MAZLAN Abd Ghaffar. 2013. Determination of mangrove change in Matang Mangrove Forest using multi temporal satellite imageries, In AIP Conf. Proc., Volume 1571, pp. 487-492.
- LI Miao, SHUYING Zang, BING Zhang, SHANSHAN Li, et CHANGSHAN Wu, 2014 - A Review of Remote Sensing Image Classification Techniques, p. The Role of Spatio-Contextual Information, in European Journal of Remote Sensing, Volume 47, n°1, pp. 389-411.
- MOUNTRAKIS Giorgos, JUNGHO Im, et CAESAR Ogole, 2011- Support Vector Machines in Remote Sensing, p. A Review, in ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, Volume 66, n°3, pp. 247-59.
- NJEUGEUT MBIAFEU Amandine Carine, Marc Youan Ta, KAMENAN Satti Jean-Robert, KOUAME Kouadio Armel, ASSOMA Tchimou Vincent, et JOURDA Jean Patrice, 2023 - Mapping of land use units in the District of Abidjan using Google Earth Engine cloud, based on Sentinel-2 optical images and Machine Learning algorithms, in International Journal of Innovation and Applied Studies, Volume 40, n°1, pp. 310-32.
- RODRIGUEZ Galiano, GHIMIRE Rogan, CHICA Olmo, et RIGOL Sanchez, 2012- An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification in ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, Volume 67, pp.93-104.
- SOW El hadj et BA Taïbou, 2019- Evolution de la Mangrove de la Reserve de Biosphère du Delta du Saloum, Senegal, in European Scientific Journal ESJ, Volume 15, n°15, pp. 467-486
- SOW El Hadji, 2019- Dynamique de l'écosystème mangrove de la réserve de biosphère du delta du Saloum (RBDS), Sénégal, de 1965 à 2017 et analyse des politiques de restauration. Thèse de doctorat, Université Gaston Berger, Saint-Louis. p. 245.

- SOW Moussa, JOHNSON Dodé Bendu et SOW El Hadji, 2025 - Analyse de la séparabilité spectrale des classes d'occupation du sol pour la cartographie de la mangrove de la Réserve de biosphère du delta du Saloum, Sénégal, in International Journal of Biological and Chemical Sciences, Volume 19, n°1, pp. 225-239.
- TOURE Labaly, NJEUGEUT MBIAFEU Amandine Carine, YOUAN Ta, SOW Marc Moussa, BONNET Emmanuel, 2025 - Vulnérabilité urbaine face aux inondations en Afrique de l'Ouest : cartographie des enjeux et évaluation des dommages à Abidjan (Côte d'Ivoire) et Saint-Louis (Sénégal), in International Journal of Humanities and Social Science Invention, Volume 14, n° 3, pp. 50-61.
- ZHANG Wenmin, Martin Brandt, Qiao Wang, Alexander V. Prishchepov, Compton J. Tucker, Yunmei Li, Heng Lyu, et Rasmus Fensholt, 2019 - From Woody Cover to Woody Canopies, p. How Sentinel-1 and Sentinel-2 Data Advance the Mapping of Woody Plants in Savannas, in Remote Sensing of Environment, Volume 234, p.111-465.
- ZULFA wahab abdul, NORIZAH kamarudin, HAMDAN omar, FARIDAH-hanum, RHYMA, ANWAR fitrianto, 2021, Spectral signature analysis to determine mangrove species delineation structured by anthropogenic effects, in Ecological Indicators, Volume 130, 12 p.