

EVALUATION DU POTENTIEL DES SERIES D'IMAGES MULTI-TEMPORELLES OPTIQUES ET RADAR DES SATELLITES SENTINEL 1 et 2 POUR LE SUIVI D'UNE ZONE CÔTIÈRE EN CONTEXTE TROPICAL: CAS DE L'ESTUAIRE DU CAMEROUN POUR LA PÉRIODE 2015-2020

NJUTAPVOUI F. Nourdi ¹, ONGUENE Raphael ², RUDANT Jean Paul ³

1 : Institut de Recherche Géologique et Minière de l'IRGM ; Rue Vogt. BP: 4110 Yaoundé-Cameroun;

2 : Université de Douala, Institut Universitaire de Technologie, BP 8698 Douala-Cameroun ;

3 : Université Gustave Eiffel, LaSTIG UGE /IGN, 5, boulevard Descartes, Champs-sur-Marne, 77454 Marne-la-Vallée

Résumé

Ce travail porte sur l'évaluation du potentiel des images multi-temporelles et multi-capteurs (optique et radar) des satellites Sentinel-1 et Sentinel-2 pour la cartographie de l'occupation du sol et le suivi de l'évolution du trait de côte dans un écosystème tropical sur la période 2015 à 2020. La zone d'étude choisie est l'Estuaire du Cameroun. Cette zone représente un milieu de transition écologique majeur dans la sous-région avec la présence de réserves naturelles protégées (mangroves, forêt dense, zones humides) mais aussi une forte activité anthropique (constructions, agriculture, forêt dégradée). L'approche méthodologique a consisté en une chaîne de prétraitements et d'analyses visuelles d'images, suivie d'une combinaison des bandes de chaque capteur, d'une classification supervisée *Random Forest* pour ébaucher une cartographie de l'occupation du sol et enfin une numérisation du trait de côte. Globalement, les résultats montrent que la classification, avec les images Sentinel-2 en utilisant 10 bandes et en ajoutant 4 indices de végétation, s'avère légèrement plus précise (95.75 %) que celle issue des 13 bandes initiales (91.78 %). La classification réalisée avec la série d'images multi-temporelles Sentinel-1A (double polarisation (VV, VH) et rapport VV/VH) conduit à une précision de 78.44 %. La combinaison des bandes Sentinel-2 A&B (10 bandes et 4 indices) et Sentinel-1 améliore les résultats et conduit à une précision de 98.76 %. Nos résultats montrent aussi que l'utilisation des séries chronologiques d'images multi-temporelles améliore considérablement la précision de classification par rapport à l'usage d'une seule image (mono-date), et cela pour les deux capteurs, soit un gain supplémentaire de 13 % et 10 % respectivement pour Sentinel-2 et Sentinel-1. Néanmoins ce gain reste faible pour les classes temporellement stables. Les résultats d'analyse de l'évolution du trait de côte montrent que l'estuaire du Cameroun est perturbé selon différents niveaux d'érosion (Cap Cameroun, Partie Nord île Manoka, embouchure de la Sanaga), et d'accrétion (Limbe, et Partie Sud île Manoka) et aussi par de faibles variations internes. La fusion des données de télédétection optique et radar dans la discrimination des classes d'occupation du sol a permis de montrer que les zones de constructions sont les plus vulnérables à l'érosion côtière. Par contre, la présence de végétation (mangrove, forêt) stabilise et protège la côte d'éventuels risques de cette nature.

Mots-clés : Ecosystème tropical, Estuaire du Cameroun, occupation du sol, évolution du trait de côte, télédétection, images Sentinel-1 et Sentinel-2, classification supervisée *Random Forest*.

Abstract

This work deals with the evaluation of the potential of multi-temporal and multi-sensor (optical and radar) images of the satellites Sentinel-1 and Sentinel-2 satellites for land cover mapping and coastline evolution monitoring in a tropical ecosystem over the period 2015 to 2020. The study area chosen is the Cameroon Estuary. This area represents a major ecological transition in the sub-region with the presence of protected natural reserves (mangroves, dense forest, wetlands) but also a strong anthropic activity (construction, agriculture, degraded forest). The methodological approach consisted of a chain of pre-processing and visual image analysis, followed by a combination of the bands from each sensor, a supervised Random Forest classification to draft a land use map and finally a digitization of the coastline. Overall, the results show that the classification with the Sentinel-2 images using 10 bands and adding 4 vegetation indices is slightly more accurate (95.75 %) than the classification with the 13 initial bands (91.78 %). The classification performed with the Sentinel-1A multi-temporal image series (dual polarization (VV, VH) and VV/VH ratio) leads to an accuracy of 78.44 %. The combination of Sentinel-2 A&B bands (10 bands and 4 indices) and Sentinel-1 improves the results and leads to an accuracy of 98.76 %. Our results also show that the use of multi-temporal image time series significantly improves the classification accuracy compared to the use of a single image (mono-date), and this for both sensors, i.e. an additional gain of 13 % and 10 % respectively for Sentinel-2 and Sentinel-1. However, this gain remains small for temporally stable classes. The results of the coastline evolution analysis show that the Cameroon estuary is disturbed by different levels of erosion (Cape Cameroon, North Manoka Island, Sanaga River mouth), and accretion (Limbe, and South Manoka Island) and also by weak internal variations. The fusion of optical and radar remote sensing data in the discrimination of land use classes, has shown that the construction zones are the most vulnerable to coastal erosion. On the other hand, the presence of vegetation (mangrove, forest) stabilizes and protects the coast from possible risks of this nature.

Keywords: Tropical ecosystem, Cameroon Estuary, land use, coastline evolution, remote sensing, Sentinel-1 and Sentinel-2 images, supervised Random Forest classification.

1. Introduction

La télédétection par satellite est devenue un outil d'usage courant, indispensable pour surveiller la couverture terrestre et ses changements car elle fournit des mesures répétitives et standardisées qui sont spatialement continues et comparables dans le temps (Nagendra 2001). L'acquisition des données satellitaires se fait d'une part avec des capteurs passifs qui sont tributaires d'une source externe de rayonnement électromagnétique et d'autre part avec des capteurs actifs lorsque l'énergie électromagnétique est émise par le capteur lui-même. Les capteurs passifs fournissent des images optiques et thermiques dans les domaines spectraux du visible, proche et moyen infra-rouge ainsi qu'infrarouge thermique (*PIR-MIR-IR*), tandis que les capteurs actifs fournissent des images RADAR (*Radio Detection And Ranging*) dans le domaine spectral micro-onde et des profils LIDAR (*Light Detection and Ranging*) dans les domaines spectraux Ultra-violet, visible et proche Infrarouge. Contrairement aux données optiques et LIDAR, le RADAR est très peu sensible aux conditions atmosphériques. Etant en plus actif, cela lui permet des acquisitions de jour comme de nuit et par temps nuageux.

Plusieurs satellites de surveillance terrestre ont été ou sont actuellement en orbite autour de la terre. Cependant, la plupart d'entre eux sont caractérisés (Tab. 1) soit par une résolution spatiale moyenne ou grossière (Taille de pixel supérieur à 15 m) (MODIS, Landsat, ERS), soit par une répétitivité temporelle faible et géographiquement restreinte (Mairota et al. 2015 ; Gomez et al. 2016). Certains satellites présentent par contre un bon compromis de résolutions spatiale et temporelle élevées mais dont l'accès aux images reste payant (SPOT, IKONOS, Worldview). Fait intéressant, le programme *Copernicus* a permis l'accès à une nouvelle génération de satellites plus performants (famille Sentinel), accès qui a récemment contribué à changer la donne, offrant ainsi une disponibilité gratuite et des possibilités de cartographier n'importe quelle zone terrestre à l'aide d'images optique et radar. Cela permet à la fois, la détection de petits éléments dans les paysages grâce à des pixels décimétriques (10 m x 10 m) et la surveillance « presque en temps réel » de la phénologie de la végétation, grâce à une répétitivité de quelques jours. Bien que l'utilisation des données de ces nouveaux satellites ait déjà fait l'objet de plusieurs études dans différents environnements, peu de travaux ont concerné les écosystèmes littoraux.

Satellites	Capteurs	Domaine spectral (Longueur d'onde)	Résolution spatiale (m)	Résolution Temporelle (jour)
LandSat-8	OLI, TIRS	0.43 - 12.5 (µm)	30, 100 et P(15)	16
SPOT-5	HRV, MLA	0.5 - 1.58 (µm)	P (2.5), XS (10)	26
IKONOS	THR	0.4 0.854 (µm)	P(1), XS (3)	3-5
ALOS	PALSA R	Bande-L (λ=23.6cm)	10-100	46

ERS 1&2	SAR	Bande-C (λ=6cm)	30	35
ENVISAT	ASAR	Bande-C (λ=6cm)	30, 150	35

Tableau 1 : Caractéristiques spectrale, spatiale et temporelle de quelques satellites

La cartographie de ces écosystèmes littoraux a toujours été nécessaire, car il est fondamental d'évaluer les changements environnementaux et les menaces qui les concernent, comme la dégradation de la biodiversité, les inondations et les effets des changements climatiques mondiaux. Principalement caractérisées par la présence de végétation, les zones littorales tropicales offrent un certain nombre de services écologiques et socioéconomiques tels que leur capacité à capter le CO₂, stocker les eaux de crue, améliorer la qualité de l'eau, et fournir des habitats pour la faune. C'est aussi une zone tampon de protection de la zone côtière contre les pires effets des tempêtes. On estime à 50 % l'augmentation de la surexploitation de ces milieux depuis 1900 dans le monde (FAO, 1994). Une cause majeure de la perte de ces services écosystémiques est la conversion des forêts en terres agricoles en raison de la croissance économique et démographique observée dans ces zones littorales. L'utilisation du bois de forêt et de mangrove comme matériaux de construction et de bois de feu pour les communautés côtières constitue également une source importante de dégradation (Bandaranayake, 1998). Par conséquent, afin de garantir aux générations futures le bénéfice des services écosystémiques fournis par ces milieux (Barbier 2011), il est primordial de mettre en œuvre les outils nécessaires à leur gestion et à leur conservation afin d'assurer la meilleure protection possible de cet environnement fragile. Grâce à l'appui de l'Agence Spatiale Européenne (ESA), les utilisateurs peuvent, comme nous l'avons signalé précédemment, avoir désormais accès aux images Sentinel qui présentent un niveau sophistiqué de prétraitement. Cela a autorisé ces dernières années des applications massives pour surveiller divers écosystèmes : la combinaison des produits Sentinel-1 et Sentinel-2, associant des images aux capacités complémentaires radar et optique a notamment déjà fait l'objet de plusieurs études récentes qui ont démontré l'intérêt du couple Sentinel-1 et Sentinel-2. Citons par exemple la cartographie en zone humide (Kaplan, G., and Ugur, A., 2018), celle des végétations naturelles en zone sahélienne (Lopez, M. et al., 2019) et en zones tempérées et tropicales (Mercier, A. et al., 2019). Toutes ces études ont montré que l'usage conjoint Sentinel-1 et Sentinel-2 apportait une amélioration sensible de la précision de classification des images, mais il est certain que la valeur ajoutée réelle est difficile à estimer globalement car les résultats dépendent toujours de la zone d'étude et s'avèrent donc difficiles à généraliser.

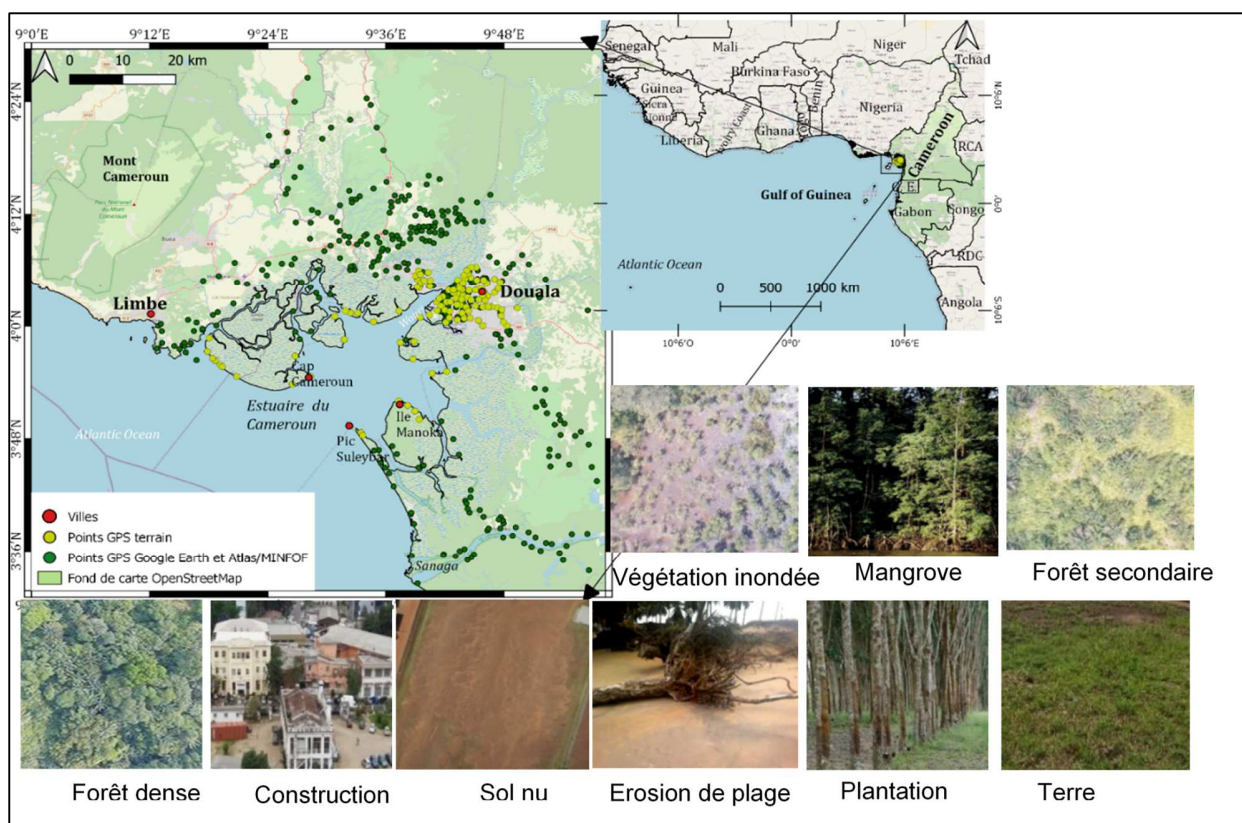
Pour compléter, donnons deux exemples d'utilisation des deux capteurs Sentinel-1 et Sentinel-2 pris séparément. Lors de l'utilisation des données Sentinel-2 seules, les indices de végétation ont démontré leur importance pour le suivi du couvert végétal des cultures en zone humide

(Audrey M. et al, 2019) mais aussi pour mieux distinguer les sous classes de végétation. Concernant Sentinel-1, l'ajout du rapport (VV/VH) aux deux polarisations VV et VH (Note : dans les systèmes radar les ondes électromagnétiques émises ou reçues sont polarisées verticalement (V) ou horizontalement (H). Ainsi donc pour une image nous pouvons avoir les co-polarisations HH et VV et les polarisations croisées HV ou VH ((avec VH=HV pour les capteurs monos statiques), combiné à un temps de revisite de 6 jours, s'avère particulièrement bien adapté au suivi des variations saisonnières de la végétation dans les forêts tempérées (Frison, P-L et al, 2018).

En Afrique Centrale, très peu d'études ont traité de la dynamique du littoral. Parmi ces dernières, quelques travaux récents ont été menés avec des conclusions très intéressantes. Notamment les travaux d'Abessolo et al. 2018 sur l'évolution du littoral camerounais ont permis de comprendre les processus côtiers érosion/accrétion à l'aide de la modélisation des courants barotropes dans l'estuaire du Wouri. Par ailleurs, les travaux récents de Fotsi et al. 2019 portant sur l'évolution temporelle (1948-2012) et dynamique du littoral ont démontré l'influence du régime sédimentaire sur la variation du trait de côte dans ce même estuaire. Tous ces travaux ont montré que le littoral camerounais a connu des modifications complexes du trait

de côte comme par exemple des zones d'érosion significatives autour de Cap Cameroun. Cependant, bien que conseillée, la mise en application des principes de gestion durable basée sur un mode à tendance restauratrice et conservatrice associée à une exploitation modérée des ressources de la biodiversité des zones côtières n'est quasiment pas pratiquée dans cette région du golfe de Guinée. L'une des raisons fondamentales de ce manque est l'absence généralisée de données historiques continues et précises sur la position du littoral ; absence qui ne permet pas de cerner collectivement l'importance des évolutions et de chercher les moyens de mieux les prendre en compte.

Signalons qu'un travail à plus grande échelle portant sur l'action de l'océan sur l'évolution du trait de côte de l'ensemble du littoral camerounais et utilisant les images de la collection Landsat 4/5/7/8 a été effectué et est actuellement soumis à publication dans une autre revue. Dans le cadre de la présente étude, plus localisée et précise portant uniquement sur l'estuaire du Cameroun, nous avons utilisé les images de la série Sentinel avec deux objectifs : la cartographie de l'occupation du sol et le suivi de l'évolution du trait de côte.



2. Site d'étude

D'une superficie d'environ 103 817 ha (ONEQUIP, 2009), l'Estuaire du Cameroun est situé au fond du Golfe de Guinée (Fig. 1).

Limité dans sa partie nord par le Mont Cameroun, il s'étend dans sa partie sud jusqu'à l'embouchure de la Sanaga. Il est caractérisé par la présence d'écosystèmes naturels qui regroupent deux parcs nationaux terrestres (réserve forestière Douala Edéa et celui du Mont Cameroun à Limbé) et aussi la deuxième plus grande surface de mangrove du pays (93 549 hectares), après celle du Rio-del-rey (125 259 hectares) (Ajonina, 2010 ; MINEPDED-RCM, 2017). La flore est principalement composée des espèces *Rhizophora racemosa* et *Avicennia germinans* (Din, 2008) mais aussi de forêts et plantations (palmeraies, hévéas, cacaoyères). Le climat est de type équatorial marqué par une longue saison de pluies (au moins neuf mois), des précipitations abondantes (environ 4000 mm/an), et des températures annuelles moyennes élevées (26.7° C). Ouverte sur l'Océan Atlantique, cette baie est le réceptacle des principaux fleuves de la région (Moungo, Wouri, Dibamba et Sanaga). (Yerima P.K. et Van Ranst, E., 2005)

3. Données et méthode

3.1 Données de terrain

Les données de validation ont été collectées lors de plusieurs enquêtes de terrain réalisées aux mois de mars 2018 et novembre 2019. Environ 420 points de contrôle ont été enregistrés dans l'estuaire à l'aide d'un système de positionnement global (GPS ; Fig. 1). Le nombre de classes identifiées était de 10, à savoir : plan d'eau, mangrove, forêt dense, forêt secondaire, végétation inondée, construction, sol nu, sable, plantation (palmeraies, hévéas) et terre cultivée. Les polygones ont ensuite été numérisés en suivant des zones homogènes autour des points GPS à l'aide des connaissances de la zone locale (144 points GPS), les informations de Google Earth (200 points de contrôle), mais également la carte interactive de l'Atlas forestier (76 points de contrôle) fournie par le Ministère de la Forêt et la Faune du Cameroun (Atlas-MINFOF) (Fig. 1). La superficie totale des échantillons par classe a fluctué de 4 ha (végétation inondée, sol nu) à 1500 ha (mangrove, forêts, plantation) de façon à obtenir un minimum de 400 pixels par classe.

3.2 Données Sentinel-2

Nous avons utilisé les images optiques Sentinel-2A&B acquises du 13 novembre 2017 au 27 janvier 2020 avec moins de 10 % de couverture nuageuse détectée sur les produits de niveau 1C (image mono-date ortho-rectifiée, exprimée en réflectance au sommet de l'atmosphère). Au total, seulement 8 acquisitions ont été utilisées, car la zone d'étude se trouvant être dans une zone de convergence intertropicale (ITCZ), la présence des nuages est quasi permanente tout au long de l'année. Nous avons ainsi au cours d'une année une proportion d'environ 2.7 % d'images présentant moins de 10 % de nuage (Tab. 2). Ces images

peu nuageuses ont été acquises pour la plupart en saison sèche (novembre à février). Ces images ont été téléchargées soit depuis la plate-forme Copernicus de l'ESA (<https://scihub.copernicus.eu/dhus/>), soit depuis la plate-forme d'exploitation des produits Sentinel PEPS du CNES (<https://peps.cnes.fr/rocket/#/>).

Sentinel-2	Date d'acquisition	Couverture nuageuse (%)	Orbite relative
A	27/01/2020	0.05	136
	07/01/2020	3.83	
	Type produit (S2MSI1C) ;	02/01/2019	8.05
	Identificateur de tuile (32NNK)	07/01/2018	2.61
		03/11/2018	5.72
		28/12/2017	0.05
B	05/01/2019	4.81	036
	11/12/2017	2.81	
	25/01/2017	1.54	
	07/05/2019	2.42	
	13/11/2017	0.97	136
	Type produit (S2MSI1C) ;	25/01/2020	2.13
	Identificateur de tuile (32NNK)	05/01/2020	4.6
		26/12/2019	6.02
		21/12/2018	1.44
		26/12/2017	9.01

Tableau 2 : Données et caractéristiques des images Sentinel-2A&B utilisées (acquises en orbite descendante, de jour) <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/user-guides/sentinel-2-msi/resolutions/radiometric>

3.3 Traitement des images Sentinel-2

Lors du téléchargement des images Sentinel-2 via la plateforme PEPS du CNES, nous avons effectué à la volée les traitements proposés par le processeur MAJA : détection de nuages, de correction atmosphérique et de relief. Le processeur MAJA propose des algorithmes adaptés au traitement de séries temporelles d'images à haute résolution acquises sous des angles de vue constants ou quasi- constants (Baetens et al.2019). Nous avons effectué des mosaïques d'images portant sur l'ensemble de la surface de notre zone d'étude, et enfin fusionné les bandes spectrales mieux résolues spatialement (B2, B3, B4, et B8, pixel à 10 m) avec les autres bandes multispectrales moins résolues (B5, B6, B7, B8A, B11 et B12, pixel à 20 m) afin d'obtenir une image multispectrale rééchantillonnée avec une taille de pixel 10 m. Nous avons calculé à l'aide du logiciel SNAP, (SentiNel Application Platform, développé par le l'Agence Spatiale Européenne (ESA) et téléchargeable via le site <http://step.esa.int/main/download/>. Fomelis et al., 2018) quatre indices de végétation (Tab.3) pour chaque mosaïque d'image Sentinel-2 car de nombreuses études ont démontré que ces canaux et ces indices sont intéressants pour l'étude du couvert végétal (Audrey M. et al, 2019).

Indices de végétation	Formules	Canaux Sentinel-2 utilisés	Références
NDVI	$(\text{NIR}-\text{Re})/(\text{NIR}+\text{Re})$	$(\text{B8}-\text{B4})/(\text{B8}+\text{B4})$	Rouse, J.W.J., 1973
NDWI	$(\text{NIR}-\text{Ge})/(\text{NIR}+\text{Ge})$	$(\text{B8}-\text{B3})/(\text{B8}+\text{B3})$	Gao, B.C., 1996
EVI	$2.5 \cdot (\text{NIR}-\text{Re})/(\text{NIR}+6 \cdot \text{Re}-7.5 \cdot \text{Be}+1)$	$2.5 \cdot (\text{B8}-\text{B4})/(\text{B8}+6 \cdot \text{B4}-7.5 \cdot \text{B2}+1)$	Huete, A.R., 2012
SAVI	$1.5 \cdot (\text{NIR}-\text{Re})/(\text{NIR}+\text{Re}+0.5)$	$1.5 \cdot (\text{B8}-\text{B4})/(\text{B8}+\text{B4}+0.5)$	Huete, A.R., 2002

Tableau 3: Indices de végétation calculés à partir d'images Sentinel-2 pour la zone d'étude. Be = bande bleue, Ge = bande verte, Re = bande rouge, NIR = bande proche infrarouge. B = Canaux Sentinel-2 NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), NDWI (Normalized Difference Water Index), EVI (Enhanced Vegetation Index), et SAVI (Soil-adjusted Vegetation Index).

3.4 Données Sentinel-1

Pour ce qui est des images radar, nous avons utilisé les données Sentinel-1, au format GRD qui sont des données d'amplitude A (et d'intensité $I=A^2$). Au total, 124 images Sentinel-1 ont été téléchargées sur le même site que les données Sentinel-2, entre le 23 juin 2015 et le 28 janvier 2020 en orbite ascendante sur la trace 132 avec une fréquence moyenne de deux images par mois (Tab. 4). En raison du mode de traitement adopté dans notre étude, seules les données d'amplitude ont été utilisées.

Sentinel-1	
Bandes	C (longueur d'onde 5.6 cm; 5.4 GHz)
Mode	Interferometric Wide Swath
Type de produit	Ground Range Detected
Résolution	20 x 22 m (distance x azimuth)
Taille pixel	10 x 10 m (range x azimuth)
Résolution temporelle	12 jours
Direction orbite	Ascendante
Polarisation	VV et VH
Footprint	250 x 350 km
Angle d'incidence (°)	29.1° - 46.0°
Date d'acquisition	23/06/2015 – 28/01/2020
Nombre d'images	124

Tableau 4 : caractéristiques des images Sentinel-1 utilisées

3.5 Traitement des images Sentinel-1

Une série de traitements proposés par le logiciel SNAP a été conduite sur ces images ; à savoir : une orthorectification pour corriger les distorsions géométriques y compris celles du relief grâce au MNT SRTM, une mosaïque d'image (assemblage d'images pour couvrir l'ensemble de la zone d'étude) une conversion de l'intensité en valeurs de coefficients de rétrodiffusion σ_0 calibrées, exprimées en dB selon une échelle

logarithmique. A chaque pixel ont été associés les 3 canaux σ_{VVdB}^0 , σ_{VHdB}^0 , $(\sigma_{VVdB}^0 - \sigma_{VHdB}^0)$. Un filtre spatio-temporel (Multi-temporal speckle filter) a été utilisé en exploitant la pile d'images, pour réduire les effets du chatoiement (speckle) [Note : le speckle est un phénomène d'interférences aléatoires (constructives ou destructives) qui conduit à une réponse en amplitude fortement variable due à la nature cohérente de l'onde électromagnétique ou encore une sorte de bruit qui dégrade la qualité de l'image et peut rendre l'interprétation visuelle ou numérique plus difficile] sans trop dégrader la résolution spatiale de chacune d'entre elles, avec une taille de fenêtre Lee Sigma 5x5 ; l'efficacité d'un tel filtre par rapport aux images filtrées à date unique a déjà été démontrée (Quegan et Yu 2001; Mc Nairn et al. 2014). Par contre, un filtre spatial mono-temporel (Single product speckle filter), a été utilisé sur l'image la plus récente (28/01/2020), avec les mêmes paramètres de configuration que précédemment.

3.6 Série d'images Sentinel-1 et Sentinel-2

Nous avons également utilisé dans un premier temps une nouvelle série d'images multi-temporelles composée des 3 canaux Sentinel-1 (VVdB, VHdB, (VVdB-VHdB)) et, pour les données Sentinel-2, uniquement l'ensemble des bandes de tailles de pixel 10 m et 20 m (fusionnées à 10m de pixel) auxquelles nous avons ajouté les 4 indices (NDVI, NDWI, EVI et SAVI) de chaque image ; et dans un second temps un simple couple d'images Sentinel-1 et Sentinel-2 avec les bandes citées dans le tableau 5.

	Noms	Canaux	Analyse Multi-temporelle images (bandes)	Analyse Mono-date images (bandes)
Sentinel-2	Réflectance 13 bandes spectrales (S2_13)	(B1, B2, B3, B4, B5, B6, B7, B8, B9, B10, B11, B12, B8A)	8(104)	1 (13)
	Réflectance 10 bandes spectrales + 4 indices (S2_10_ind)	(B2, B3, B4, B5, B6, B7, B8, B8A, B11, B12, NDVI, NDWI, EVI, SAVI)	8 (112)	1 (14)
Sentinel-1A	Coefficient de rétrodiffusion S1A_Sigma0	$\sigma_{VVdB}^0, \sigma_{VHdB}^0, (\sigma_{VVdB}^0 - \sigma_{VHdB}^0)$	124 (372)	1 (3)
Fusion	(S2_10_ind + S1A_Sigma0)	S2_10_ind et $\sigma_{VVdB}^0, \sigma_{VHdB}^0, (\sigma_{VVdB}^0 - \sigma_{VHdB}^0)$	{8 + 124} (484)	1(14) +1(3)

Tableau 5 : Données d'entrées pour la classification : B = bande spectrale, Sigma0 = coefficient de rétrodiffusion, S1A_Sigma et S2 = Sentinel-1 et Sentinel-2, VV et VH = polarisations. Les valeurs entre parenthèses sont les nombres totaux de bandes pour le jeu d'images considéré. La mosaïque d'image Sentinel-1 et Sentinel-2, réalisée sur la zone d'étude.

3.7 Choix des classes d'apprentissage et de contrôle

La figure 2 présente plusieurs classes (forêt dense, forêt secondaire, mangrove, construction, sable, savane inondée et plan d'eau) présentes dans la zone de l'île Manoka. Il faut noter que les autres classes, à savoir : plantation, sol nu et terre cultivée, en plus des 7 classes précédentes, ont pu être identifiées dans l'ensemble de la zone d'étude. Toutes les classes ont donné lieu à une sélection de polygones d'apprentissage lors de l'exploitation des images Sentinel-1 et Sentinel-2. Nous avons identifié 10 classes d'occupation du sol pour un total de 420 points de contrôle (Fig. 1) choisis dans des paysages homogènes. La séparabilité des composantes

del'écosystème dépend des contrastes observés en termes de réflectance pour l'optique et du coefficient de rétrodiffusion pour le radar. Présentons rapidement 5 classes que nous considérons comme représentatives de notre zone d'étude.

- La forêt dense que nous considérons ici n'a subi aucune exploitation contrairement aux forêts secondaires.
- Les mangroves sont constituées d'espèces de forêts particulières qui se développent avec des racines et une partie du tronc baignant dans l'eau de mer. Elles colonisent les bancs de vase des milieux d'eau saumâtre.
- Les zones inondables sont couvertes de végétation herbacée et peuvent être inondées en saison des pluies.
- Les zones de constructions, de nature diversifiée, sont constituées, soit d'habitations, soit de structures industrielles.

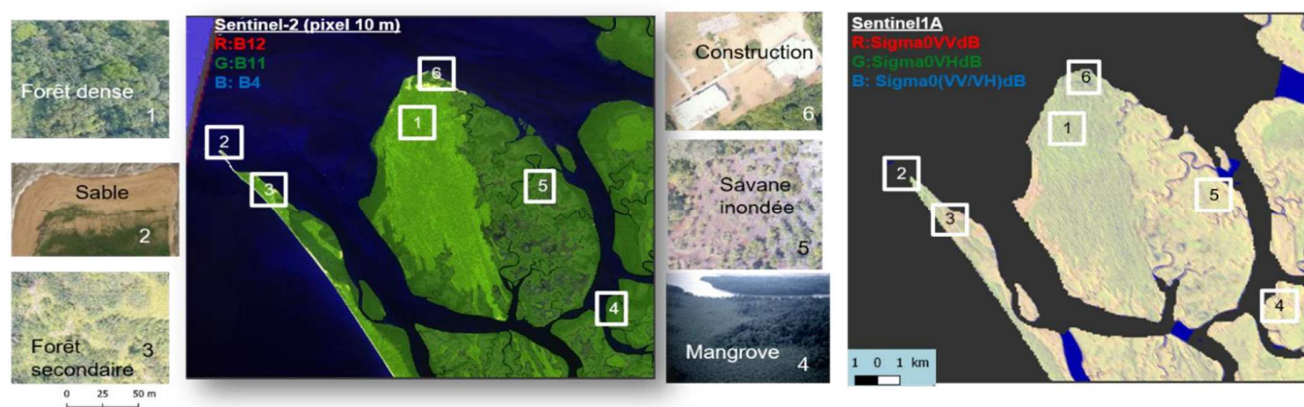


Figure 2 : Images Sentinel-2(B12, B11, B4) (à gauche) et Sentinel-1 (VV, VH, VV/VH) (à droite) sur l'île de Manoka et clichés de terrain relatifs à plusieurs classes : plan d'eau, mangrove, forêt dense, forêt secondaire, végétation inondée, constructions, zone ensablée

Par ailleurs, le phénomène d'érosion, dû aux effets de la houle et des courants, peut être observé le long des plages et des forêts de mangrove.

3.8 Méthode de classification

Dans le cadre de cette étude, nous avons utilisé l'algorithme classificateur « Forêt aléatoire » (*Random Forest (RF)*) implémenté dans *Orfeo Toolbox (OTB)*. La justification de ce choix est décrite dans (Inglada, J. ; 2015) et peut être résumée par le fait que cet algorithme fournit une classification de haute qualité pour une grande variété d'écosystèmes, dans un temps de calcul court par rapport à d'autres classificateurs sophistiqués comme le classificateur par Séparateur à Vaste Marge (SVM).

Au total 8 classifications ont été effectuées : soit 4 classifications pour les images Sentinel-2 (2 réalisations pour la série multi-temporelle et 2 également pour les images prises isolément (mono-date), les deux réalisations différant par le choix des canaux utilisés), 2 classifications pour Sentinel-1 (une pour la série multi-temporelle et une pour une image prise isolément) et enfin, 2 classifications prenant en compte les données Sentinel-1 et Sentinel-2 (une pour l'ensemble des images S1 et S2 et une pour un simple couple d'images Sentinel-1 et Sentinel-2). (tab. 5). Des valeurs moyennes de la radiométrie et des écart-types de variation sont associés comme indicateurs de séparabilité à chacun des polygones d'apprentissage. Cela a permis de bien discriminer les classes par une approche spectrale statistique des polygones homogènes retenus pour représenter chaque type d'occupation du sol. La distribution des points dans les classes d'occupation est faite de manière aléatoire et répétée plusieurs fois pour garantir que les résultats ne soient pas biaisés par une combinaison spécifique des classes entre points voisins, et cela pour éviter toute corrélation. Pour chaque itération, la matrice de confusion a été calculée sur la base des classes de référence ainsi que la précision *F-score* qui est la moyenne géométrique de la précision productrice et la précision utilisateur. (Congalton, 1991). Une précision globale, indiquant le pourcentage des pixels bien classés par rapport au nombre total des pixels contrôlés dans la classification, est également calculée (Sasaki 2007).

3.9 Extraction du trait de côte

La détection et l'extraction du littoral ont été effectuées manuellement en numérisant la ligne de végétation visible, puis la carte du taux de déplacement global du trait de côte a été calculée à l'aide du module d'extension *système d'analyse numérique du littoral* du logiciel ArcMap. (*Digital Shoreline Analysis System DSAS*), version 4.3 (Thieler et al., 2009). L'année 2015 a été utilisée comme année de référence et les taux d'évolution du littoral entre 2015 à

2020 ont été calculés. Toutes les représentations des extraits de trait de côte sont référencées dans le système géodésique mondial WGS84 en projection UTM 32 N.

Les figures 3 et 4 correspondent aux différentes étapes nécessaires pour établir les positions des transects et le calcul des taux de changement en suivant la position de chaque trait de côte. Après avoir choisi une ligne de référence (baseline), les transects (ligne perpendiculaire à la ligne de référence et interceptant en un point chaque trait de côte numérisé) ont ensuite été projetés à partir de cette ligne à des intervalles de 500 m qui interceptent chaque trait de côte initialement vectorisé (fig. 3). Les statistiques de taux de régression linéaire (LRR) et la vitesse d'évolution (EPR) intégrées dans DSAS ont été calculées pour estimer le déplacement du littoral pour toute la période de l'étude (fig.4). En prenant en compte la cohérence globale de nos résultats, la précision de localisation GPS ainsi que des contrôles de terrain localisés, nous avons évalué à quelques mètres l'incertitude de mesure des déplacements relatifs du trait de côte ainsi déterminés.

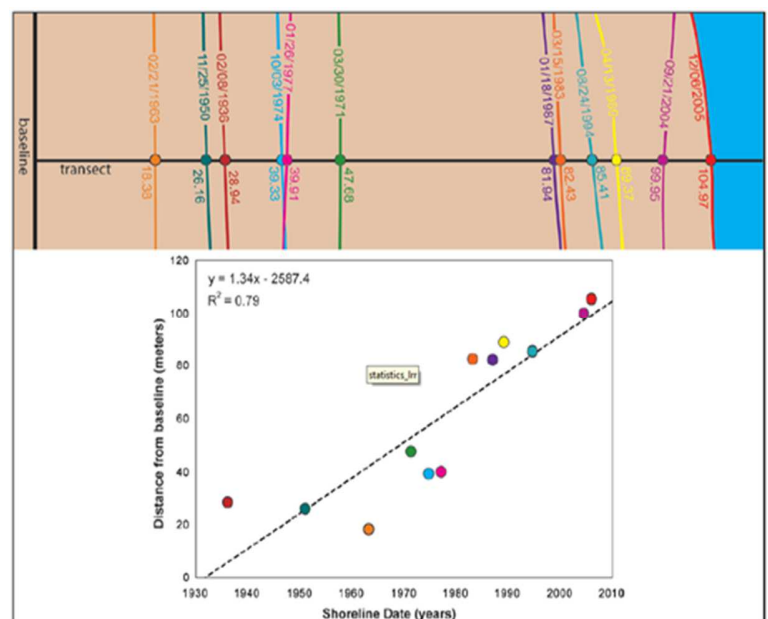


Figure 3 : Haut : Illustration de l'intersection d'un transect sur chaque trait de côte à différentes dates. Bas : un exemple du taux de régression linéaire calculé à partir des positions successives des traits de côte

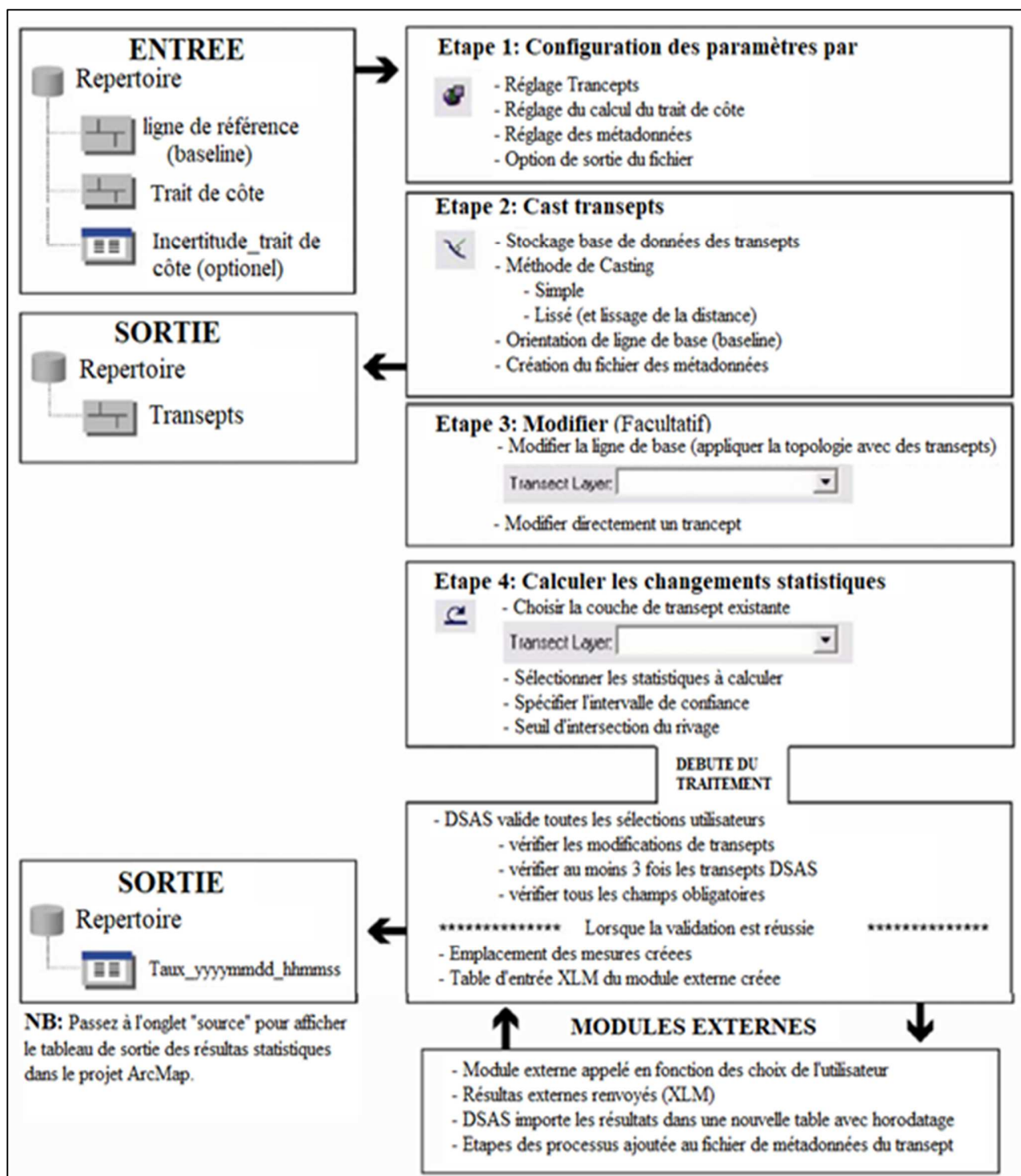


Figure 4 : Diagramme présentant les étapes nécessaires pour établir les positions des transects et effectuer le calcul des taux de changement statistiques en utilisant l'extension DSAS de ArcMap.

Classes	Précision Producteur (%)						Précision Utilisateur (%)						F-Score (%)					
	S2_13		S2_10_ind		S1A		S2_13		S2_10_ind		S1A		S2_13		S2_10_ind		S1A	
	Mo	Mu	Mo	Mu	Mo	Mu	Mo	Mu	Mo	Mu	Mo	Mu	Mo	Mu	Mo	Mu	Mo	Mu
Eaux	84.9	99.9	99.9	99.9	98.1	99.9	98.9	99.5	99.9	99.3	98.8	99	91.9	99.7	99.9	99.6	98.5	99.5
Mangrove	71.2	39.6	92.2	98.7	57.8	81.6	74.3	98.4	86.4	92.4	48.1	76.9	72.7	69	89.3	95.6	53	79.3
Forêt secondaire	66.7	97.2	78	85	66.5	70.5	58.3	80.3	94.2	97.3	51	74.6	62.5	88.8	56.1	91.2	58.7	72.6
Savane inondée	47.7	93.4	97	99.6	72.2	93.1	36.2	65.4	66.6	87.4	42.8	38.7	41.9	79.4	81.8	93.5	57.5	65.9
Forêt dense	18.5	66.8	77.6	88.3	41.9	38.2	49.9	70.3	67.5	84.6	53.6	58.1	34.2	68.5	72.5	86.4	47.8	48.2
Construction	90.1	89.6	85.7	84.2	75.2	78	46.1	94.6	99.3	98.5	75.1	71.1	68.1	92.1	92.5	91.3	75.2	74.6
Sable	38.5	77.6	96.1	68.1	55.8	69.3	4.7	39.2	46	77.6	30.6	30.9	21.6	58.4	71.0	72.8	43.2	50.1
Sol nu	4.3	42.1	94.6	99.4	78.5	78.3	33.3	68.9	97.6	99.7	68.1	75.3	18.8	55.5	96.1	99.6	73.3	76.8
Plantation	36.5	85.4	98.6	99.6	67.8	85.8	66.5	74.9	76.6	81.9	44.5	59.3	51.5	80.1	87.6	90.7	56.1	72.5
Terre cultivée	17	75	98.6	99.4	41.6	74.2	86.4	92.3	91.2	96.9	79	81.1	51.7	83.6	94.9	98.1	60.3	77.7
Nuages	99.7	99.9	100	92.5			9.3	97.5	99.7	0			54.5	98.7	99.8	0		
Précision globale	61.8	91.7	89	95.7	67.6	78.4	61.8	91.7	89	95.7	67.6	78.4	61.8	91.7	89	95.7	67.6	78.44

Tableau 6 : Synthèse en pourcentage de répartition des classes pour la précision Producteur, Précision Utilisateur, F-Score et précision globale de chacune des approches de classification en mono-date et multi-date pour Sentinel-1 et Sentinel-2. Notations : S2_13=Sentinel-2 avec les 13 bandes d'origine ; S2_10_ind=Sentinel-2 avec 10 bandes (tailles de pixel de 10 et 20 m) ajouté des 4 indices de végétation ; S1A=Sentinel-1A ; Mo=mono-date ; Mu=multi-date.

4. Résultats

Nous présentons ci-dessous les résultats obtenus sur les volets « occupation du sol » et « évolution du trait de côte ».

4.1 Occupation du sol

Ce paragraphe est consacré à la présentation des résultats de classification obtenus, d'une part avec les images Sentinel-1 et Sentinel-2 traitées isolément et d'autre part avec les séries temporelles Sentinel-1, Sentinel-2 et (Sentinel-1+Sentinel-2). La figure 5 (page 11) illustre de manière synthétique les résultats obtenus avec les séries temporelles sur la zone d'étude incluant l'île Manoka.

4.1.1 Classifications avec les données Sentinel-2

Les classifications réalisées avec les séries temporelles Sentinel-2, soit à partir de 10 canaux associés à 4 indices de végétation, soit à partir des 13 bandes originales, montrent respectivement des précisions globales de 95.75 % et 91.78 % (Tab. 6). Par contre, pour les classifications réalisées à partir d'une seule image, les précisions globales sont moindres de 5 à 10 % en retenant les mêmes choix de canaux. Nous présentons (Fig. 5a), les résultats issus des analyses menées avec le groupe de 10 bandes + 4 indices, car ce choix permet d'extraire les différentes classes avec moins d'omissions. Avec Sentinel-2, passant d'une seule image avec 10 bandes +

4 indices, aux données multi-temporelles (8 images avec 112 bandes), le gain de précision F-Score varie avec la classe ; 6.3 % pour la mangrove, 13.9 % pour la forêt dense, 35.2 % pour la forêt secondaire, 3.1 % pour les plantations, 3.2 % pour les terres cultivées, 11.7 % pour la savane inondée, et enfin 3.5 % pour le sol nul. Par contre la précision F-Score a légèrement diminué pour la classe de construction (-1.5 %). (Tab. 6)

4.1.2 Classifications avec Sentinel-1

En revanche, les résultats obtenus avec la série d'image Sentinel-1 temporelle (124 images avec 372 bandes) sont nettement meilleurs que ceux obtenus avec une seule image (3 bandes). (Fig. 5b). Le gain moyen est alors de 10 %, tout en étant fortement influencé par la classe considérée. La classification réalisée avec les images multi-temporelles permet d'avoir une meilleure prise en considération des plantations, des sols nus, des terres cultivées (F-score>70 %) (Tab. 6). Pour les classes stables dans le temps (forêt dense, forêt secondaire, plans d'eau et construction), le gain de précision est faible (augmentation de 1 % au mieux). Cependant, les classes clairement identifiables par leur comportement temporel (plantation, savane inondée, terre cultivée) s'avèrent beaucoup mieux classées lors de l'utilisation des séries d'images multi-temporelles. Les erreurs statistiques les plus élevées peuvent être observées dans les zones de forêt dense, forêt secondaire et mangrove, car, dans certains cas, le signal radar enregistre de façon identique ces écosystèmes pourtant bien distincts du point de vue structurel et écologique. Nous avons récapitulé tous les

résultats statistiques obtenus au cours de chacune des classifications réalisées dans le tableau 6.

4.1.3 Usage conjoint des séries Sentinel-1 et Sentinel-2

L'utilisation combinée des séries chronologiques Sentinel-2 et Sentinel-1 conduit à une très bonne classification des plans d'eau, et sol nus (score F par classe $\geq 99\%$ (Tab 8), tandis que, les autres classes : mangrove, forêt secondaire, plantation, terre cultivée, savane inondée sont identifiées avec un F-score variant entre 90 et 97 %. (Tab. 8). Nos résultats montrent que les principales confusions se situent entre la mangrove, la forêt dense, la forêt secondaire et les plantations (Tab. 7). L'analyse en détail des résultats statistiques des matrices de confusion (Tab. 7) présente les classes de référence en lignes et les classes prédites par le classificateur en colonnes. Les résultats sont exprimés en valeurs absolues par rapport aux classes de référence et,

par conséquent, les valeurs dans la diagonale représentent les points de contrôle bien classifiés. Par contre les résultats du tableau 8 sont exprimés en pourcentages. Parmi les points classés forêt dense, 3 % des points correspondent en réalité à la classe de forêt secondaire et 2 % à la mangrove. Parmi les points classés forêt secondaire, 14 % des points correspondent en réalité à la classe de forêt dense, 3 % comme plantation et 1% comme mangrove.

En moyenne, les zones sableuses, de construction et de forêt dense, sont les plus difficiles à classer (score F < 87 %). L'ajout de données Sentinel-1 aux données Sentinel-2 permet une meilleure détection des terres cultivées et sols nus (gain de précision de $\geq 10\%$ par rapport à Sentinel-2 seul ; Tab. 8). La mangrove et la savane inondée sont également mieux détectées lors de l'ajout de données Sentinel-1 aux bandes Sentinel-2 (gain de précision entre 8 et 5 %).

Classes	Eaux	Mangrove	Forêt secondaire	Savane inondée	Forêt dense	Construction	Sable	Sol nu	Plantation	Terre cultivée	Nuages	Total
Eaux	75756	8	0	0	3	16	545	0	0	1	0	76329
Mangrove	0	62137	2067	20	2211	13	354	0	2	0	0	66804
Forêt secondaire	2	63	148048	5	3437	33	193	0	93	8	0	151882
Savane inondée	0	243	472	6354	47	20	136	0	0	2	0	7274
Forêt dense	0	42	20770	23	87802	0	78	0	1	5	0	108721
Construction	0	0	92	0	0	25124	192	4	6	15	0	25433
Sable	0	0	2	0	0	345	1266	6	0	0	0	1619
Sol nu	0	0	0	0	0	4	10	15506	0	18	0	15538
Plantation	0	0	5180	0	5	31	3	0	25111	15	0	30345
Terre cultivée	0	0	239	0	34	76	21	46	25	14137	0	14578
Total	75758	62493	176870	6402	93539	25662	2798	15562	25238	14201	0	

Tableau 7 : Matrice de confusion de la classification d'image Sentinel-1 (372 bandes) et Sentinel-2 (112 bandes). Cette matrice brute présente les classes de référence en lignes et les classes prédites par le classificateur en colonnes. Les résultats sont exprimés en valeurs absolues par rapport aux classes de référence et, par conséquent, les valeurs dans la diagonale représentent les points de contrôles bien classifiés.

Classes	Précision Producteur	Précision Utilisateur	F-Score
Eaux	100	99.25	99.65
Mangrove	99.23	93.01	96.12
Forêt secondaire	84.74	97.48	91.11
Savane inondée	99.35	87.35	93.35
Forêt dense	91.27	80.76	86.02
Construction	66.32	98.79	83.55
Sable	71.42	78.2	74.81
Sol nu	98.69	99.79	99.24
Plantation	99.83	82.75	91.29
Terre cultivée	98.85	96.97	97.91
Précision globale	98.76 %		

Tableau 8 : Répartition des classes d'occupation du sol du paysage de l'estuaire du Cameroun et précisions associées (en pourcentage), résultats issus des combinaisons des séries S-1 et S-2.

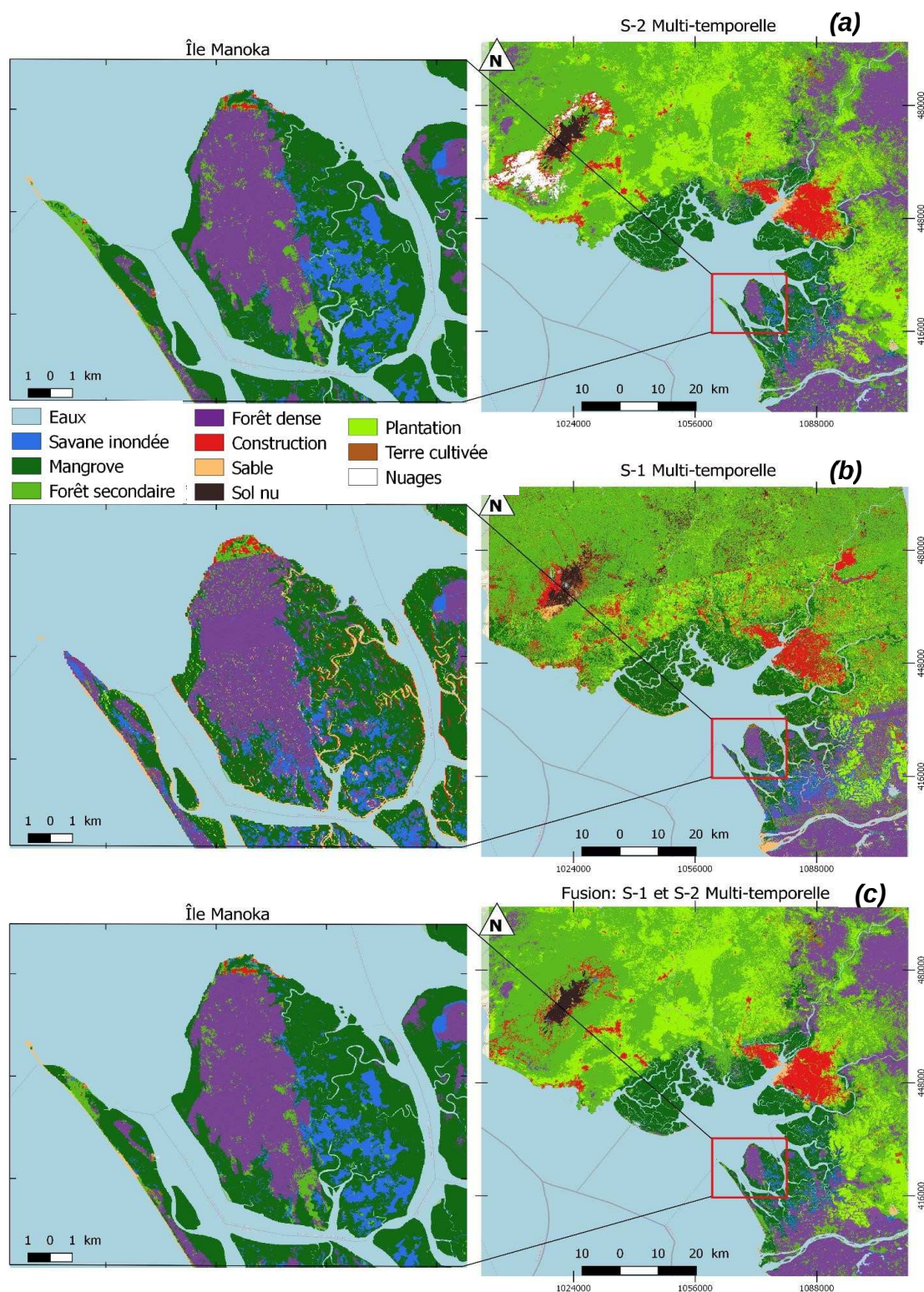


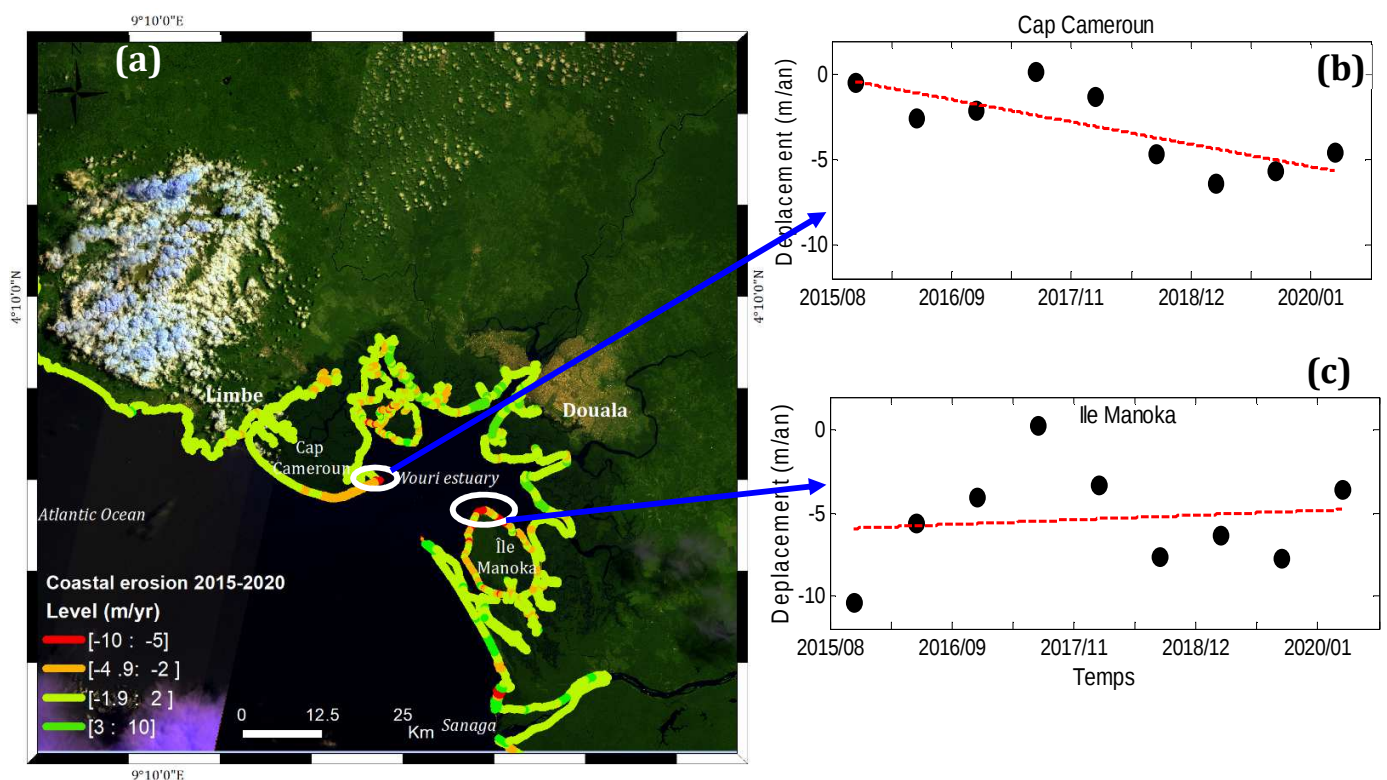
Figure 5 (a,b,c) : 5a Extrait des classifications basées sur les séries multi-temporelles d'images en utilisant les données Sentinel-2 (80 bandes + 32 indices ; uniquement les canaux de taille de pixels 10 et 20 m (fusionnés à 10m) et les 4 indices (NDVI, NDWI, EVI et SAVI)) et 5b les données Sentinel-1 (372 bandes ; composé de l'ensemble des 124 images des canaux VVdB, VHdB et rapport (VV/VH)dB) 5c Utilisation conjointe des données Sentinel-1 et Sentinel-2 (c). Il est à noter que nous avons 11 classes avec les images Sentinel-2 et 10 classes avec Sentinel-1 car la classe des nuages n'existe pas pour les capteurs radar.

4.2 Variation globale du trait de côte entre 2015 et 2020.

Les résultats obtenus lors de la numérisation du trait de côte à partir d'images Sentinel-2 sous DSAS présentent des déplacements interannuels (Fig. 6 b et c) et nous avons calculé sa vitesse d'évolution au cours du temps (Fig. 6a). On note les zones d'érosion significatives sur certains segments de l'estuaire du Cameroun à l'instar de Cap Cameroun, et le nord de l'île Manoka (Fig 3a). Certaines zones sont stables (Limbé), et d'autres à faible niveau d'accrétion (Côte nord Sanaga) de l'ordre de 2.7 à 3 m/an. Notons une accrétion de 10 m entre 2015 et 2020, sur la rive droite de l'estuaire (pointe Suleybar) (Fig. 6a).

Ces résultats montrent que la variation du trait de côte au cours de la période 2015 à 2020 est marquée par de profonds changements permanents au niveau des estuaires. Globalement la côte révèle que 11 % de transects sont en érosion, 38 % en accrétion et que le reste de la côte est stable. Les maximums d'érosion observés se trouvent à Cap Cameroun et au nord de l'île Manoka, avec des reculs du trait de côte d'environ -10 ± 2.34 m/an (Fig. 6b et 6c).

Figure 6 a et b : Evolution du trait de côte entre 2015 et 2020 **(a)** dans l'estuaire du Cameroun avec la détection de trois hotspot (Cap Cameroun, Ile Manoka, et embouchure de la Sanaga). **(b et c)** Déplacement par régression linéaire moyennée dans les transects (regroupés dans les cercles blancs).



5. Discussion

5.1 Occupation du sol

Notre étude démontre que l'utilisation conjointe des séries d'images multi-temporelles des capteurs Sentinel-1 et Sentinel-2 permet d'améliorer la discrimination des classes d'occupation du sol avec une précision globale de 98.76 %, en comparaison à l'usage des séries temporelles pour chaque capteur pris séparément, soit 95.7 % pour la série Sentinel-2 et 78.4 % pour la série Sentinel-1A (Tab. 6). Ces résultats, bien que concernant avant tout le littoral Camerounais situé en zone tropicale, sont en accord avec les travaux de Lopez, M. et *al.*, en 2019 sur l'utilisation des séries denses Sentinel-1 et Sentinel-2 pour la cartographie de la végétation naturelle en zone sahélienne ; en accord également avec les travaux de Mercier, A. et *al.*, en 2019 portant sur la classification des mosaïques forêts-parcelles cultivées dans les paysages tempérés et tropicaux. L'approche de classification basée sur l'algorithme *Random Forest* utilisé au cours de cette étude a permis de distinguer différents couverts végétaux, tels que mangrove, forêt dense, forêt secondaire, savane inondée et plantations. Comme l'expérience vient de nous le montrer, certaines sous-classes de végétation sont difficiles à séparer les unes des autres. Les confusions observées entre ces classes sont probablement liées à la densité des arbres des plantations qui change suivant qu'on soit en saison sèche ou en saison des pluies dans la zone dont la signature spectrale s'apparente plus à de la forêt dense ou secondaire.

Lors de l'utilisation des séries d'images Sentinel-2, les bandes infrarouges courtes (SWIR) et visibles se sont avérées les plus utiles pour distinguer les classes d'occupation du sol. L'importance de ces bandes a été démontrée pour cartographier la végétation (Immitzer, M., 2016 ; Huete, A.R., 1988). L'ajout des indices de végétation dérivés des données Sentinel-2, associé à une sélection de bandes de 10 et 20 m de taille de pixel a permis d'obtenir des précisions bien meilleures que l'utilisation des 13 bandes originales de Sentinel-2 (Tab.6). La zone étant couverte à plus de 90 % de végétation et d'eau, les indices NDVI et NDWI ont été bien adaptés à la caractérisation de la végétation tropicale. Les indices SAVI et EVI ont été moins importants que les deux autres indices de végétation, toutefois ces indices ont été intéressants pour les zones à faible valeur de biomasse végétale. L'amélioration des résultats de classification des séries multi-temporelles par rapport à l'image mono-date est tout à fait significative, que ce soit avec les 13 bandes originales, ou avec les 10 bandes de taille de pixel 10 et 20 m de résolution. Cela est dû au fait que les indices de végétation s'avèrent sensibles à la phénologie de la végétation. Ceci nous amène à confirmer l'importance majeure de l'utilisation des séries denses d'images ainsi que l'ajout des indices de végétation lors de la classification.

Lors de l'utilisation des images Sentinel-1, la classification effectuée sur une seule image s'est avérée, sans surprise, moins précise que celle effectuée avec les séquences d'images du même capteur. Pour les classes évoquées précédemment, la précision *F-score* moyenne a été de 62 % pour l'image isolée contre 71 % pour la séquence. Bien que sensibles à la structure et à la texture de la végétation, les images n'ont que très peu permis l'amélioration de la discrimination entre sous-classes de végétation. Nous avons abordé la comparaison des polarisations VV, HV et de leur rapport (VV/VH), pour mieux analyser l'intérêt des données dual polarisation de Sentinel-1. Nous prévoyons d'approfondir cette question en procédant à des recherches plus fouillées sur ce sujet. Nos résultats préliminaires démontrent que les deux polarisations ont contribué de manière faible et équivalente à la discrimination des sous-classes de végétation, et que l'ajout du rapport de polarisation a amélioré la discrimination de certaines classes (forêts secondaires, constructions, plantations et terres cultivées). Nous pouvons retenir que l'empreinte saisonnière des polarisations du capteur Sentinel-1 s'avère très compliquée à relier aux caractéristiques des divers milieux rencontrés dans cet environnement, mais que le rapport VV/VH apporte des informations utiles pour les discriminer.

Concernant l'usage conjoint des images Sentinel-1 et Sentinel-2, nos résultats montrent aussi l'importance que revêt le choix des canaux utilisés pour lancer une classification pour les paysages aux faciès contrastés (tropicaux dans notre cas) et dont les types de végétation sont variés. Les choix de canaux pour les images Sentinel-1 et Sentinel-2 ont été effectués en tenant compte des formations présentes dans la zone d'étude, ce qui a permis de caractériser statistiquement les différentes classes en fonction de leurs réponses optique et radar. Au-delà du choix des canaux, nous avons pu noter l'utilité des séries d'images multi-temporelles, car la précision de la classification s'est avérée fortement liée au nombre d'images utilisées.

Bien qu'entraînant des traitements informatiques dont la lourdeur croît avec le nombre, l'usage de séries d'images de résolution temporelle élevée constitue un passage obligé lorsque la réponse des différentes classes évolue en cours d'année. C'est particulièrement le cas pour les images radar, insensibles aux nuages, lorsque les signatures temporelles de ces images caractérisent sans trop d'ambiguïté le paysage considéré.

5.2 Trait de côte

L'analyse des évolutions du trait de côte sur le littoral camerounais entre 2015 et 2020 révèle d'une part une configuration spatiale complexe et segmentée mise en évidence par la présence des constructions, et d'autre part un équilibre qui se justifie par la présence des végétations de mangroves et forêts sur le littoral, bien que variable d'un secteur à l'autre. Le taux de déplacement global du trait de côte montre de fortes variations au niveau des estuaires, comme nous pouvions nous y attendre. En effet les changements du littoral dans les embouchures ont été

décrits comme étant fortement dépendants de la date d'acquisition de l'image, car la position des bancs de sable dépend de la variabilité saisonnière des ruissellements des rivières et des forçages océaniques (Onguéné, 2015). Les estuaires du Cameroun sont caractérisés par des fleuves de débits importants Wouri (avec débit annuel d'environ $1.7 \times 10^{10} \text{ m}^3/\text{an}$), et la Sanaga ($6.2 \times 10^{10} \text{ m}^3/\text{an}$; Olivry, 1986). Les courants dans ces zones pourraient aussi être responsables de la diminution des apports en sédiments qui affectent non seulement la dynamique du trait de côte mais également le transport sédimentaire saisonnier. Les estuaires sont donc le siège d'une dynamique très complexe qui prend en compte la contribution des rivières, l'influence des vagues, la dérive littorale et les aménagements côtiers. (Anthony et al., 2019; Abéssolo et al., 2018; Dada et al., 2016).

6. Conclusion

L'utilisation conjointe des séries chronologiques d'images Sentinel-1 et Sentinel-2 pour la classification de l'occupation du sol donne de meilleurs résultats dans le contexte tropical de l'Estuaire du Cameroun que ne le permet l'usage des images Sentinel-2 seules, même en enrichissant la série des canaux initiaux par 4 indices de végétation. L'apport des images polarimétriques Sentinel-1, (*canaux VV, VH et rapport (VV/VH)*) bien que modeste si on les utilise séparément (précision globale 78.44 %), est particulièrement intéressant dans les zones qui évoluent au cours de l'année. Ce point est compréhensible car les images radar sont les seules exploitables pendant les périodes où la couverture nuageuse est importante. Notons, pour les images Sentinel-2, l'importance majeure de l'ajout des indices de végétation (*NDVI, NDWI, SAVI et EVI*) aux canaux initiaux de taille de pixel 10 et 20 m pour améliorer les précisions de classification dans le double contexte littoral et tropical de notre étude.

Concernant le suivi de l'évolution du trait de côte, qui demande impérativement l'analyse de séries d'images multi temporelles pour être mené à bien, nous trouvons pour la période étudiée 2015-2020, que le trait de côte est relativement stable dans la grande partie de l'estuaire, avec des évolutions de 2 à 3 m par an pour les sites les plus changeants. La nature lithologique des éléments du littoral, caractérisée par la présence de sédiments cohésifs et de côtes rocheuses ainsi que la présence dominante de mangroves et autres végétations protégeant la côte face aux facteurs d'érosion explique en partie cette stabilité. Nous prévoyons à court terme d'élargir la période d'analyse en utilisant en plus des images Sentinel, les images d'archive SPOT et Landsat pour traiter ce sujet sur une durée plus longue. Il est important de rappeler qu'au vu des différentes approches d'utilisation des images Sentinel-1 et Sentinel-2, cette étude a permis d'améliorer les connaissances sur le choix des différents canaux à utiliser pour le suivi de l'occupation du sol en contexte tropical. Nous pensons avoir trouvé un bon compromis entre le gain en termes de qualité et la complexité des techniques de traitement d'image à mettre en œuvre.

Références

- Abessolo Ondo, G.; Onguéné, R.; Tomedi Eyango, M.; Duhaut, T.; Mama, C.; Angnuureng, B.D., and Almar, R., 2018. Assessment of the evolution of Cameroon coastline: An overview from 1986 to 2015. In: Tropical Coastal and Estuarine Dynamics. Journal of Coastal Research, Special Issue, No. 81, pp. 122–129. Coconut Creek (Florida), ISSN 07490208.
- Ajonina, G.N., 2010. Rapport final de réalisation du mandat. Consultation Project GEF PPG, 36p
- Anthony, E.J., R. Almar., M. Besset., J. Reyns., R. Laibi., R. Ranasinghe., G. Abessolo Ondo., M. Vacchi : Response of the Bight of Benin (Gulf of Guinea, West Africa) coastline to anthropogenic and natural forcing, Part 2: Sources and patterns of sediment supply, sediment cells, and recent shoreline change. Continental Shelf Research 173 (2019) 93103 (<https://doi.org/10.1016/j.csr.2018.12.006>)
- Baetens, L., C. Desjardins, and O. Hagolle. 2019. Validation of copernicus Sentinel-2 cloud masks obtained from MAJA, Sen2Cor, and FMask processors using reference cloud masks generated with a supervised active learning procedure. Remote Sens. 11, 433.
- Bandaranayake, W.M., 1998. Traditional and medicinal uses of mangroves. *Mangroves and Salt Marshes* 2: 133-148.
- Barbier, E. B., Hacker, S. D., Kennedy, C., Koch, E. W., Stier, A. C., & Silliman, B. R. (2011). *The value of estuarine and coastal ecosystem services. Ecological Monographs*, 81(2), 169–193. doi:10.1890/10-1510.1
- Bernard P.K. Yerima et E. Van Ranst, Major Soil Classification Systems Used in the Tropics: Soils of Cameroon, Trafford Publishing, 2005 (ISBN 14120-5789-2, lire en ligne [archive]) Berry et al. 2012
- Congalton, R. 1991: A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data. Remote Sensing of Environment, 37:35–46.
- Dada, O. A., Li, G., Qiao, L., Ma, Y., Ding, D., Xu, J., Yang, J. (2016). Response of waves and coastline evolution to climate variability off the Niger Delta coast during the past 110 years. Journal of Marine Systems, 160, 64–80. doi:10.1016/j.jmarsys.2016.04.005
- FAO, 1994: Forest Resources Assessment 1990. Country Briefs, FAO, 294 pages.
- Fotsi, Pouvreau, Brenon, Onguene, & Etame. (2019). Temporal (1948–2012) and Dynamic Evolution of the Wouri Estuary Coastline within the Gulf of Guinea. Journal of Marine Science and Engineering, 7(10), 343. doi:10.3390/jmse7100343

Foumelis, M., Delgado Blasco, J. M., Desnos, Y. L., Engdahl, M., Fernández, D., Veci, L. Lu, J. and Wong, C. "SNAP - StaMPS Integrated processing for Sentinel-1 Persistent Scatterer Interferometry". In Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2018 IEEE International, IEEE

Frison, P.-L., Fruneau, B., Kmiha, S., Soudani, K., Dufrêne, E., Toan, T. L., Rudant, J.-P. (2018). *Potential of Sentinel-1 Data for Monitoring Temperate Mixed Forest Phenology. Remote Sensing*, 10(12), 2049. doi:10.3390/rs10122049

Gómez, C.; White, J.C.; Wulder, M.A. Optical remotely sensed time series data for land cover classification: A review. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2016**, 116, 55–72.

Inglada, J., Arias, M., Tardy, B., Hagolle, O., Valero, S., Morin, D., Koetz, B. (2015). *Assessment of an Operational System for Crop Type Map Production Using High Temporal and Spatial Resolution Satellite Optical Imagery. Remote Sensing*, 7(9), 12356–12379. doi:10.3390/rs70912356

Kaplan, G.; Avdan, U. Sentinel-1 and Sentinel-2 Data Fusion for Mapping and Monitoring Wetlands. Preprints 2018, 2018070244 (doi:10.20944/preprints201807.0244.v1).

Lopes, M., Frison, P., Durant, S. M., Schulte to Bühne, H., Ipavec, A., Lapeyre, V., & Pettorelli, N. (2020). *Combining optical and radar satellite image time series to map natural vegetation: savannas as an example. Remote Sensing in Ecology and Conservation*. doi:10.1002/rse2.139

Mairota, P., B. Cafarelli, R. K. Didham, F. P. Lovergine, R. M. Lucas, H. Nagendra, et al. 2015. Challenges and opportunities in harnessing satellite remote-sensing for biodiversity monitoring. *Ecol. Inform.* 30, 207– 214.

McNairn, H., A. Kross, D. Lapen, R. Caves, and J. Shang. 2014. Early season monitoring of corn and soybeans with TerraSAR-X and RADARSAT-2. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 28, 252–259.

Mercier, A., Betbeder, J., Rumiano, F., Baudry, J., Gond, V., Blanc, L., Hubert-Moy, L. (2019). Evaluation of Sentinel-1 and 2 Time Series for Land Cover Classification of Forest-Agriculture Mosaics in Temperate and Tropical Landscapes. *Remote Sensing*, 11(8), 979. doi:10.3390/rs11080979

MINEPDED-RCM, 2017 : Etat des lieux des mangroves du Cameroun. Ministère de l'Environnement, de la Protection de la Nature et du Développement Durable en collaboration avec le Réseau Camerounais des Mangroves. P.10-11. Juin 2017

Nagendra, H. 2001. Using remote sensing to assess biodiversity. *Int. J. Remote Sens.* 22, 2377–2400.

Ndongo Din; Peter Saenger; Priso Richard Jules; Dibong Didier Siegfried; and François Basco. Logging activities in mangrove forests (2008): A case study of Douala Cameroon. *African Journal of Environmental Science and Technology* Vol. 2 (2), pp. 022-030.

Olivry, J. C., 1986: Fleuve et rivière du Cameroun; MESRES-ORSTOM. Collection « Monographie hydrologique ORSTOM » no 9 Paris 1986.

ONEQUIP, 2009 – Contrat N° 01090031 relatif à l'élaboration d'un programme de suivi de la vitalité des mangroves camerounaises. Projet CAPECECPSP/SNH. Rapport final, 146p.

Onguéné, R., 2015. Modélisation Multi-Echelles de la Circulation Océanique en Afrique Centrale, de la Plaine Abyssale à l'Estuaire du Cameroun. Toulouse, France: University of Toulouse III Paul Sabatier, Ph.D. dissertation, 216p

Quegan, S., and J. J. Yu. 2001. Filtering of multichannel SAR images. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 39, 2373–2379.

Sasaki, Y. 2007. The truth of the F-measure. *Teach Tutor mater* 1, 1–5.

Thieler, E.R., Himmelstoss, E.A., Zichichi, J.L., Ergul, A., 2009. The Digital Shoreline Analysis System (DSAS) version 4.0an ArcGIS Extension for Calculating Shoreline Change. Available at: (http://woodshole.er.usgs.gov/projectpages/DSAS/version4/index.html).

Sites internet consultés :

<https://scihub.copernicus.eu/dhus/>

<https://peps.cnes.fr/rocket/#/>

<https://cmr.forest-atlas.org/map/>

Légendes en anglais

Figure 1 : Location of the Cameroon estuary at the bottom of the Gulf of Guinea: the cities of Douala and Limbe can be seen as well as mangrove areas, forests and rivers. The field shots were taken by the authors using a handheld camera or a drone.

Figure 2 : Illustrations for several homogeneous classes: field photographs by drone and restitution by S1 and S2 satellite images on Manoka Island. Water body, mangrove, dense forest, secondary forest, flooded vegetation, constructions, sand.

Figure 3 : Above Illustration of a transect intersection on each coastline at different dates. Below an example of the linear regression rate calculated from the intercept of the position of each coastline.

Figure 4 : Diagram showing the steps required to establish the transect positions and the calculation of the statistical rates of change using the DSAS extension

Figure 5 : Extract of classifications based on multitemporal image series using Sentinel-2 data (80 bands + 32 indices; only 10 and 20 m pixel channels and 4 indices (NDVI, NDWI, EVI and SAVI) (a) and Sentinel-1 data (372 bands; composed of all 124 images of the VVdB, VHdB and (VV/VH)dB channels) (b). Joint use of S-1 and S2 (c). Note that we have 11 classes with the S-2 images and 10 classes with S-1 because the cloud class does not exist for the radar sensors.

Figure 6 : Evolution of the coastline between 2015 and 2020 (a) in the Cameroon estuary with the detection of three hotspots (Cape Cameroon, Manoka Island, and the mouth of the Sanaga). (b and c) Linear regression averaged displacement in the transects (grouped in white circles).

Table 1 : Spectral, spatial and temporal characteristics of some satellites

Table 2 : Data and characteristics of Sentinel 2A & 2B daytime downlink acquisitions.

Table 3 : Vegetation indices calculated from Sentinel-2 images for the study area. Be = blue band, Ge = green band, Re = red band, NIR = near infrared band. B = Sentinel-2 channels

Table 4 : Sentinel-1 satellite product and data characteristics.

Table 5 : Input data for classification: B = spectral band, Sigma0 = backscatter coefficient, S1A and S-2 = Sentinel 1A and 2, VV and VH = polarizations.

The values in parentheses are the total number of bands for the considered image set. The Sentinel-2 image mosaic was performed between 01/25 and 01/27/2020. The mosaic was not required for the Sentinel-1 image because it covers the entire study area. The choice of classification for the S-1 single-date image is the image of 28/01/2020.

Table 6 : Summary in percentage of class distribution for Producer Accuracy, User Accuracy, F-Score and overall accuracy of each of the classification approaches in mono-date and multi-date for Sentinel 1 and 2.

Table 7 : Confusion matrix of Sentinel 1 (372 bands) and 2 (112 bands) image classification. This raw matrix shows the reference classes in rows and the classes predicted by the classifier in columns. The results are expressed in absolute values with respect to the reference classes and, therefore, the values in the diagonal represent the well-classified control points.

Table 8 : Distribution of occupancy classes from combinations of the S-1 and S-2 soil series of the Cameroon Estuary landscape in percent for accuracy.