



**HAL**  
open science

# Synergie des données Sentinel optiques et radar pour l'observation et l'analyse de la végétation du littoral du Pays de Brest

Antoine Billey

► **To cite this version:**

Antoine Billey. Synergie des données Sentinel optiques et radar pour l'observation et l'analyse de la végétation du littoral du Pays de Brest. Sciences de l'ingénieur [physics]. 2018. dumas-02092722

**HAL Id: dumas-02092722**

**<https://dumas.ccsd.cnrs.fr/dumas-02092722v1>**

Submitted on 8 Apr 2019

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

**CONSERVATOIRE NATIONAL DES ARTS ET METIERS  
ECOLE SUPERIEURE DES GEOMETRES ET TOPOGRAPHES**

---

**MEMOIRE**

**présenté en vue d'obtenir**

**le DIPLOME D'INGENIEUR CNAM**

**SPECIALITE : Géomètre et Topographe**

**par**

**Antoine BILLEY**

---

Synergie des données Sentinel optiques et radar pour l'observation et  
l'analyse de la végétation du littoral du Pays de Brest

**Soutenu le 25 Septembre 2018**

---

**JURY**

**PRESIDENT : M. Laurent MOREL**

**MEMBRES : M. Jérôme VERDUN  
Mme Simona NICULESCU  
Mme Halima TALAB OU ALI  
Mme Élisabeth SIMONETTO**

## **Remerciements**

Je tiens tout d'abord à remercier mon maître de stage, madame Simona Nicolescu pour l'investissement et la gentillesse dans laquelle elle a fait preuve durant ce stage. Je remercie également madame Halima Talab ou Hali, bien qu'elle soit peu restée, elle a eu le temps de me prodiguer quelques conseils.

Je tiens aussi à remercier ma famille pour le soutien qu'elle m'a procuré durant mes études, à ma mère et à ma sœur pour avoir eu la patience de lire de nombreuses fois ce document.

Enfin, je souhaite remercier les stagiaires qui ont été présents avec moi, sans quoi ces six mois de travail n'auraient pas eu la même saveur.

## Liste des abréviations

IGN: Institut national de l'information géographique et forestière

IRECI: *Inverted Red-Edge Chlorophyll Index*

MNT: Modèle Numérique de Terrain

NDVI: *Normalized Difference Vegetation Index*

NDWI: *Normalized Difference Water Index*

OTB: Orfeo-toolbox

Radar: *radio detection and ranging*

RSO: Radar à Synthèse d'Ouverture

S2REP: *Sentinel-2 Red Edge Position*

# Table des matières

Introduction.....	6
I Contexte de l'étude.....	7
I.1 État de l'art.....	7
I.1.1 Principes de la télédétection.....	7
I.1.2 Principe d'une classification.....	7
I.1.3 L'algorithme de classification : Random Forest.....	8
I.1.4 Les caractéristiques spectrales.....	9
I.1.5 Application des données optiques pour la végétation.....	10
I.1.6 Utilisation des données radars.....	11
I.1.7 Données multi-capteurs et multi-temporelles.....	13
I.2 Le site et la période d'étude.....	14
I.3 Les données satellites.....	15
I.3.1 Données Spot 6.....	16
I.3.2 Données Sentinel-1.....	17
I.3.3 Données Sentinel-2.....	18
I.4 Les données auxiliaires.....	20
II Méthodologie.....	21
II.1 Présentation générale du protocole.....	21
II.1.1 Logiciels utilisés.....	21
II.1.2 Méthode de la classification supervisée.....	21
II.1.3 Sélection des données radars, optiques et temporelles.....	22
II.1.4 Paramètres de Random Forest.....	23
II.1.5 Sous-zones et zone globale.....	23
II.2 La classification supervisée.....	24
II.2.1 Choix de la classification.....	24
II.2.2 Sélection des échantillons.....	26
II.2.3 Lissage de l'image classée.....	28
II.2.4 Validation des résultats.....	28
II.3 Préparation des données.....	31
II.3.1 La division des zones.....	31
II.3.2 Les prétraitements.....	32

II.3.3	Traitement des images radars .....	33
<i>i.</i>	<i>Sélection des images</i> .....	33
<i>ii.</i>	<i>Choix de la série temporelle</i> .....	35
II.3.4	Traitement des images optiques .....	36
<i>i.</i>	<i>Choix de la série temporelle</i> .....	36
<i>ii.</i>	<i>Calcul des indices de végétation</i> .....	37
II.4	Fusion des données optiques et radars.....	37
III	Résultats et discussions.....	39
III.1	Les résultats quantitatifs .....	39
III.1.1	La classification en sous-zones .....	39
III.1.2	Classification de l'ensemble du pays de Brest.....	42
III.1.3	Deuxième groupe de classes .....	43
III.2	Résultat qualitatif.....	44
<i>i.</i>	<i>Comparaison entre les combinaisons</i> .....	44
<i>ii.</i>	<i>Comparaison entre classifications globales et en sous-zones</i> .....	46
III.3	Réglage des paramètres Random Forest.....	48
III.4	Discussion des résultats.....	50
Conclusion	.....	51

## Introduction

Cartographier la végétation d'un territoire est nécessaire pour le suivi et la gestion des espaces naturels. La cartographie de la végétation intéresse notamment les gestionnaires et les décideurs dans la gestion de territoire et l'aménagement du territoire.

Le pays de Brest est un territoire possédant un patrimoine naturel riche et diversifié, lié au climat littoral qui subsiste. De nombreuses méthodes d'élaboration de cartes d'occupations des sols existent, et la télédétection spatiale représente un moyen efficace pour y parvenir.

Les progrès réalisés dans la télédétection offrent la possibilité de cartographier de grands territoires à partir d'images avec une précision de plus en plus grande. En effet, l'utilisation d'images aériennes plus complètes et plus précises, ainsi que le développement d'algorithmes de classifications performants, comme *Random Forest* (Breiman, 2001), permettent aujourd'hui de créer des cartes d'occupation des sols cohérentes et fiables. L'application de la télédétection pour la végétation est intéressante, puisqu'il est possible alors d'extraire les paramètres biophysiques du couvert végétal (comme la biomasse) et d'en assurer son suivi temporel.

De plus, dans le cadre de programme européen comme Copernicus ou de dispositifs nationaux tels que Equipex GEOSUD et Pôle THEIA, les images satellites deviennent de plus en plus facilement accessibles par le grand public, les collectivités locales ou bien la communauté scientifique. Dans un même temps, l'expansion et l'ouverture des données numériques à travers les systèmes d'information géographique (SIG) ouvre de nouvelles perspectives dans leurs applications en relation avec les données satellitaires.

Sentinel-1 et Sentinel-2 sont deux satellites récemment mis en orbite dans le cadre du programme Copernicus, avec un accès disponible total et gratuit à l'ensemble de leurs données. L'utilisation de ces données apporte de nouvelles possibilités pour la détection et le suivi de la végétation. En effet, ces satellites offrent la possibilité d'utiliser des acquisitions radars en bande C ( $\approx 5.6\text{cm}$ ) issues de Sentinel-1 en synergie avec des données optiques issues de Sentinel-2, avec une haute résolution spatiale et temporelle.

L'objectif de cette étude est de mettre au point une méthode de cartographie pour effectuer le suivi de la végétation du littoral du Pays de Brest à partir des nouvelles données satellites européennes, tout en répondant à la problématique suivante :

Quels sont les atouts et les limites des classifications supervisées issues de la synergie de données libres d'accès optiques et radars en utilisant l'algorithme *Random Forest* pour notre zone d'étude ?

Ce mémoire est divisé en trois parties pour répondre à cette problématique.

Dans la première partie, nous présenterons le contexte de cette étude ainsi que les différentes données utilisées pour mener à bien notre objectif.

Dans la seconde, nous définirons la méthodologie employée pour livrer les différentes étapes de classifications.

Finalement, une troisième partie sera constituée des résultats de classification que nous analyserons.

# I Contexte de l'étude

## I.1 État de l'art

### I.1.1 Principes de la télédétection

La télédétection est définie par le Centre Canadien de Télédétection, comme « la technique qui, par l'acquisition d'images, permet d'obtenir de l'information sur la surface de la Terre sans contact direct avec celle-ci. La télédétection englobe tout le processus qui consiste à capter et à enregistrer l'énergie d'un **rayonnement électromagnétique** émis ou réfléchi, à traiter et à analyser l'information, pour ensuite mettre en application cette information. » (Centre Canadien de Télédétection, 2015). Les images peuvent provenir de capteurs émanant de différentes sources : drones, avions, satellites... Notre étude est quant à elle basée sur le traitement d'images satellitaires.

Un rayonnement électromagnétique est composé d'ondes, qui sont caractérisées par leurs longueurs d'onde et leurs fréquences (les deux étant liées). Le soleil est un exemple de source, qui émet un rayonnement électromagnétique, absorbé et renvoyé en partie par une cible. Un capteur passif, comme un appareil photo par exemple, va capter le rayonnement électromagnétique de différentes longueurs d'onde (dans les limites imposées par le constructeur) émis par une cible. Un capteur actif, comme un radar, va émettre un rayonnement électromagnétique d'une longueur d'onde souhaitée, et capter ce rayonnement réfléchi par une cible.

L'énergie émise ou réfléchie par les objets est donc captée et enregistrée sous forme d'image par un capteur embarqué dans le satellite. Ces images sont caractérisées en télédétection, par leurs résolutions spatiales (nous considérons ici que la résolution spatiale correspond à la taille de surface au sol représenté par un pixel) et spectrales (aptitude du capteur à distinguer les rayonnements électromagnétiques de longueur d'ondes différentes). Ces images peuvent alors être ensuite analysées et traitées pour réaliser une classification.

### I.1.2 Principe d'une classification

En télédétection, une classification consiste à regrouper les éléments d'une image en fonction de leurs correspondances. Nous allons associer, généralement en fonction de leurs valeurs radiométriques, les pixels d'une image à des catégories, **ou classes**, prédéfinies ou non par un opérateur. Cette association est réalisée à partir d'un algorithme de classification, qui utilise en général la signature spectrale des cibles pour les associer à une classe.

Il existe pour les classifications en télédétection deux types d'approches à distinguer, la classification supervisée, et la classification non supervisée.

Lors d'une **classification supervisée**, un opérateur identifie des zones d'intérêts représentatives des surfaces qu'il souhaite classer (eau, forêt ...). Ces zones d'intérêts vont permettre, avec un algorithme choisi, de déterminer les **caractéristiques spectrales** de



chaque classe. L'algorithme va ensuite classer le reste de l'image en fonction des correspondances trouvées avec ces caractéristiques spectrales. Cette approche laisse la liberté à l'opérateur de choisir les classes voulues. Elle l'oblige ainsi à connaître au préalable sa zone d'étude.

Une **classification non supervisée** quant à elle ne laisse pas cette liberté à l'opérateur. Un algorithme de classification va classer directement une image. L'opérateur peut cependant définir quelques paramètres (nombre de classes souhaitées, variance maximale au sein d'une classe...).

Nous utiliserons pour notre étude une approche supervisée afin d'avoir la maîtrise quant aux choix des classes.

### I.1.3 L'algorithme de classification : Random Forest

On distingue deux familles d'algorithmes de classification : les algorithmes paramétriques et les algorithmes non paramétriques. Les algorithmes paramétriques reposent sur le fait que chaque individu d'une classe suit une loi normale. Une classe est caractérisée par des paramètres statistiques, considérés comme représentatifs pour la classification des pixels de l'image. Un algorithme non paramétrique, est par opposition un algorithme qui ne se base pas sur l'hypothèse d'une distribution normale, car aucun paramètre statistique n'est nécessaire pour la classification (Lu et Weng, 2007).

Dans notre étude, nous appliquons la méthode de classification supervisée en utilisant l'algorithme **Random Forest** (Breiman, 2001). *Random Forest* est un algorithme non paramétrique, qui repose sur un apprentissage automatique.

L'utilisation de cet algorithme se décompose en deux étapes :

- Une étape d'apprentissage, où l'algorithme réalise un modèle de classification à partir de données d'entraînements.
- Une étape de test, lorsque l'algorithme applique le modèle sur la totalité des éléments de l'image.

L'algorithme va créer  $n$  arbres de décisions (exemple d'un arbre de décision figure 1) associés à un sous-échantillon de données d'entraînement. Chaque arbre va ensuite sélectionner aléatoirement un certain nombre de variables et les associer de façon à créer le meilleur modèle possible. Finalement, chaque arbre va pronostiquer le choix d'une classe, et le modèle va prédire la classe de l'objet selon un vote à majorité des arbres. (Liaw et Wiener, 2002).

L'utilisation de *Random Forest* pour les classifications présente de nombreux avantages. Nous pouvons citer :

- La puissance de l'algorithme, même lorsque les jeux d'entraînement peuvent sembler insuffisants vis-à-vis du nombre de variables.
- Une auto-évaluation de la précision du modèle.
- Sa haute précision de classification
- Son modèle non paramétrique

*Random Forest* ne permet cependant pas lorsqu'un élément possède une réponse spectrale éloignée de toutes les classes de le classer dans une classe « inconnue », il sera contraint de le classer dans une classe choisie.

Les algorithmes de classification utilisent les caractéristiques spectrales des cibles pour la détermination des variables.

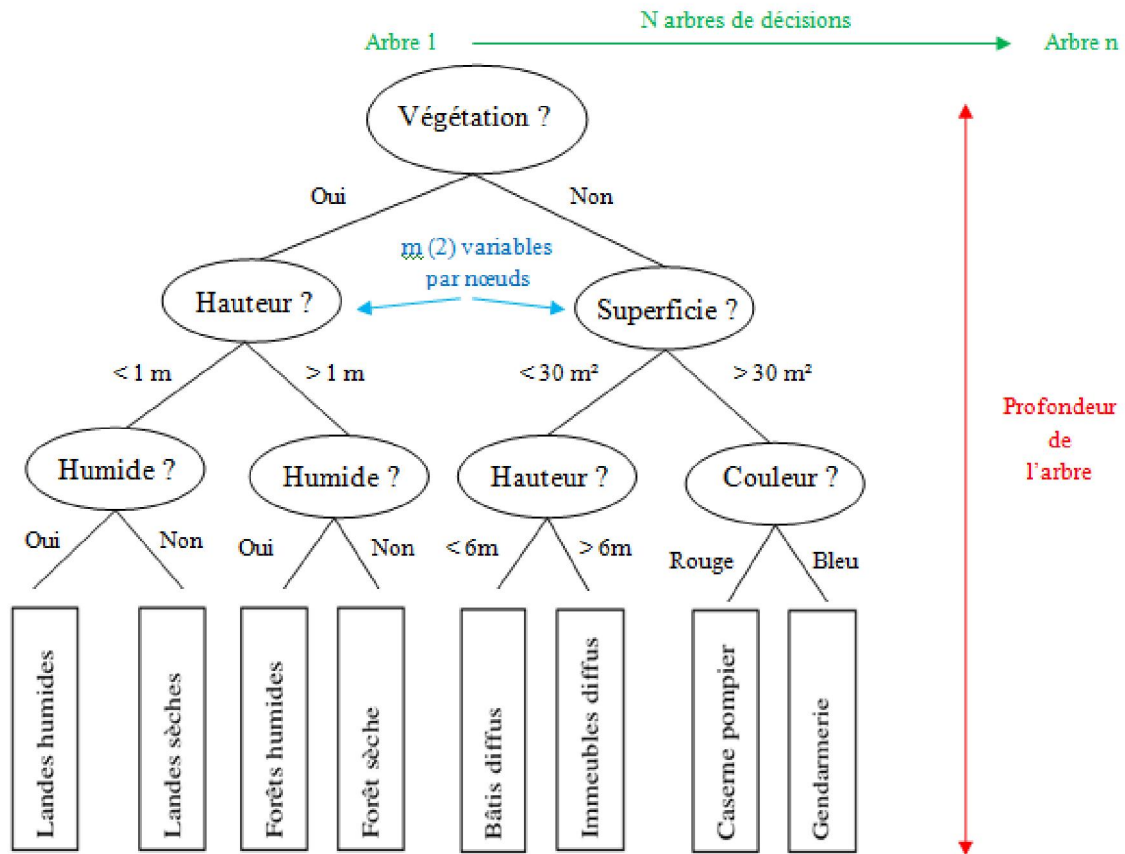


Figure 1 : exemple d'arbre de décision  
Produit par Antoine Billey

### I.1.4 Les caractéristiques spectrales

Chaque objet possède une signature spectrale. Ces signatures représentent la mesure de l'énergie par rapport aux différentes longueurs d'onde renvoyées par une cible. Nous observons dans la végétation saine par exemple, une forte réflectance dans les longueurs d'onde correspondant au vert. Cette réflectance est encore plus forte lorsque l'on sort du domaine du visible, pour nous situer dans le domaine du proche infrarouge, comme nous pouvons le constater à travers la figure 2, qui représente la signature spectrale générale pour de la végétation saine.

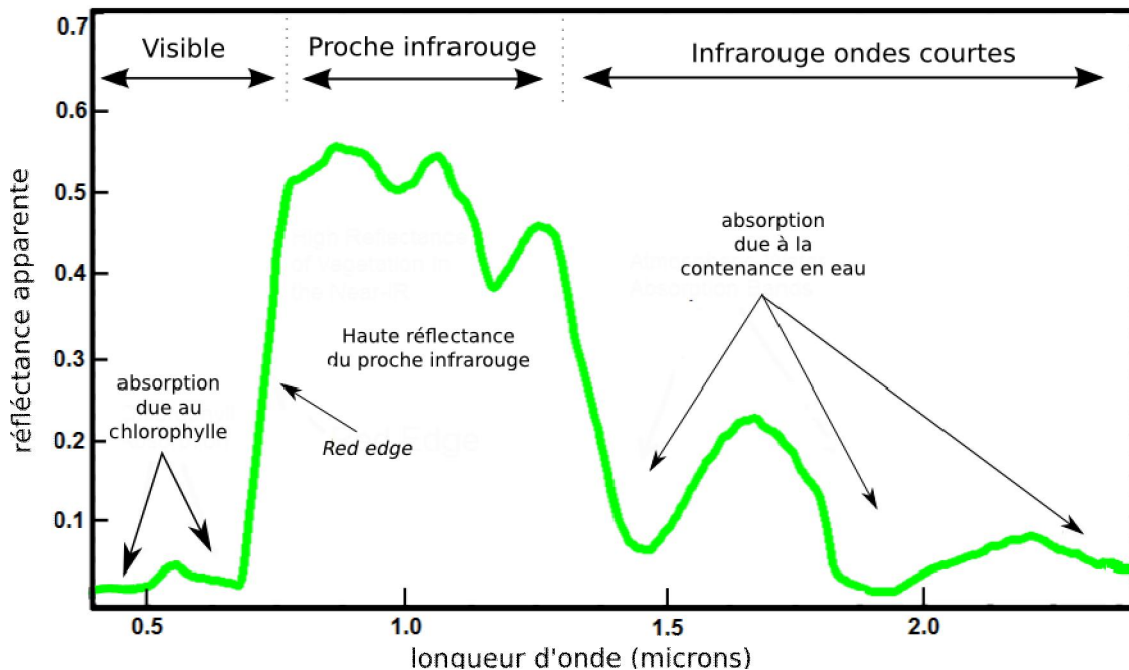


Figure 2 : Exemple de signature spectrale pour une végétation saine  
D'après Hoffer, 1978

Les signatures spectrales permettent ainsi l'identification des objets sur les images satellites. Pour la végétation, les propriétés spectrales varieront selon les caractéristiques (espèces, teneur en eau, santé ...) et les paramètres biophysiques de cette dernière.

### I.1.5 Application des données optiques pour la végétation

En ayant connaissance des signatures spectrales de la végétation, nous sommes capables de déterminer les domaines de longueurs d'onde à exploiter en priorité pour leurs détections. Les domaines qui intéresseront notre étude seront ceux du visible (0,4 $\mu$ m – 0,75  $\mu$ m), du proche infrarouge (0,75 $\mu$ m – 1,1 $\mu$ m), et de l'infrarouge ondes courtes (1,1 $\mu$ m -2,5 $\mu$ m) ainsi que celui du *Red Edge*. Le *Red Edge* correspond à la portion se situant en partie dans le domaine du visible et du proche infrarouge (figure 2) où l'on observe un rapide changement au niveau de la réflectance de la végétation. De plus nous traiterons également du domaine des micro-ondes.

Plusieurs approches sont possibles afin d'estimer les variables biophysiques de la végétation (comme la biomasse ou l'indice de surface foliaire). Une méthode consiste à utiliser des indices de végétation pour estimer un paramètre biophysique précis. Nous utiliserons principalement cette méthode durant notre étude puisque son principal atout est sa rapidité de mise en œuvre.

En télédétection, les indices sont issus de transformations multispectrales. Il s'agit de « convertir les luminances mesurées au niveau du capteur satellitaire en grandeurs ayant une signification dans le domaine de l'environnement »(Université Paris). Par exemple, l'indice NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index* ; Rouse et al., 1974), un des indices le plus utilisés dans la plupart des travaux de télédétection, peut être très efficace pour différencier les différentes espèces végétales sur un profil annuel, comme les différentes espèces forestières (Justice et al., 1985). Cette méthode a pour défaut de n'estimer qu'un seul paramètre à la fois.

Les principaux paramètres biophysiques de végétation qui vont concerner notre étude sont :

- Le **LAI (Leaf Area Index) ou l'indice de surface foliaire** est la surface totale cumulée par unité de surface des faces supérieures des feuilles, sur toute la hauteur de la plante. Il représente l'espacement des plantes dans une parcelle.
- Le **LCC (Leaf Chlorophyll Content)** correspond au taux de chlorophylle par unité de feuilles.
- Le **CCC (Canopy Chlorophyll Content)**, correspond au taux de chlorophylle contenu dans la canopée de la végétation. C'est le produit du LAI par le LCC.
- Le **CWC (Canopy Water Content)** correspond à l'eau contenue dans la canopée de la végétation.

Parmi ces paramètres, certains sont plus efficaces pour la détection de certaines classes de végétation. Par exemple, le LAI semble plus adapté pour l'identification des prairies avec une utilisation d'image à haute résolution spatiale (Dusseux, 2014).

Les indices ayant une forte corrélation avec ces paramètres sont le **S2REP (Sentinel-2 Red Edge Position ; Frampton et al., 2013)** et l'**IRECI (Inverted Red Edge Chlorophyll Index ; Frampton et al., 2013)**. Ces deux indices sont adaptés aux capteurs intégrés dans les satellites Sentinel-2, et ont une forte corrélation avec les paramètres biophysiques LCC pour S2REP et LAI et CCC pour l'indice IRECI. L'indice NDWI (*Normalised Difference Water Index ; Gao, 1996*) peut être utilisé pour l'estimation du CWC.

La création et l'utilisation d'un indice permet également d'alléger une image tout en gardant les informations importantes à la classification. En effet une image issue de capteurs optiques en télédétection possède plusieurs canaux, où sont acquises les données selon un intervalle de longueur d'onde précis. Plus le nombre de canaux est important, plus une image sera lourde et longue à traiter. Le calcul d'indices utilise la combinaison de plusieurs canaux pour en obtenir un seul en sortie.

Outre les données optiques, des images radars peuvent être également utilisées pour l'analyse et le suivi de la végétation.

### **I.1.6 Utilisation des données radars**

Les images radars (*Radio Detection and Ranging*) sont issues des capteurs actifs qui opèrent dans le domaine des micro-ondes.

Les longueurs d'onde dans ce domaine se situent entre 1 cm à 100 cm. Le satellite Sentinel-1 utilise des ondes en bande C, c'est-à-dire avec des longueurs d'onde comprises entre 3.75 cm et 7.50 cm (figure 3).

Les ondes radio sont insensibles aux nuages et aux conditions climatiques difficiles, ce qui présente un certain avantage comparé aux capteurs optiques pour des mesures dans des zones littorales comme le pays de Brest.

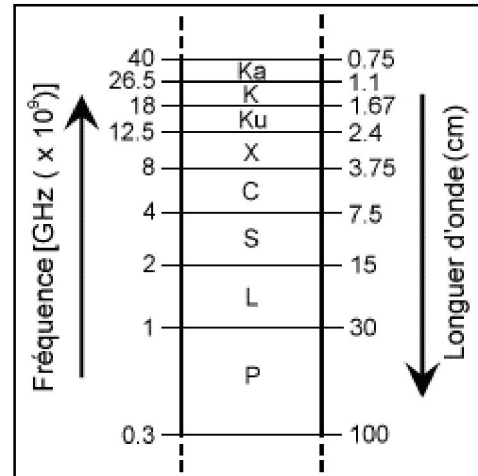


Figure 3 : Spectre du domaine des micro-ondes  
Source : Centre Canadien de Télédétection

Les images de Sentinel-1 sont disponibles avec deux bandes : en polarisation parallèle VV et croisée VH.

Les polarisations définissent l'orientation du champ électromagnétique des ondes. Ainsi en polarisation simple VV, les ondes sont envoyées et captées verticalement. En polarisation croisée VH, les ondes sont émises verticalement et sont perçues horizontalement.

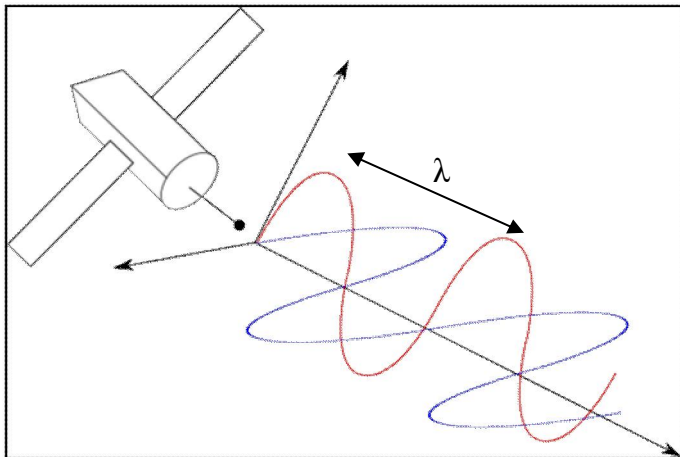


Figure 4 : Ondes en polarisation verticale et horizontale.

La figure 4 représente deux ondes émises verticalement (en rouge) et horizontalement (en bleue) par rapport à l'orientation du satellite.

Lambda ( $\lambda$ ) représente la longueur d'onde.

Le type de polarisation n'a pas la même sensibilité selon les propriétés de la cible. Par exemple, selon TALAB OU ALI (2017), la polarisation VV est plus sensible pour les parcs et jardins, tandis que la polarisation VH est plus sensible pour les plantations de forêts.

Les principaux paramètres impactés par les ondes radars sont entre autre, la rugosité de la surface de la cible et son taux d'humidité. Sentinel-1 a le potentiel pour le suivi et la détection des zones humides, mais sa résolution de 5 mètres sur 20 mètres peut être insuffisante pour une détection fine de ces zones (Cazals, 2017).

Sentinel-1 a également le potentiel pour le suivi saisonnier de la végétation. En effet, Frison et al (2017) ont observé que les données radars sont cohérentes avec le cycle saisonnier des pins, à travers 2 sites d'étude et sur une période d'une année.

Les données Sentinel-1 et Sentinel-2 peuvent donc être complémentaires pour la détection de la végétation dans le pays de Brest.

### **I.1.7 Données multi-capteurs et multi-temporelles**

Les données radars et optiques ne captent pas les mêmes informations. Les capteurs optiques permettent une meilleure distinction des différentes occupations des sols, mais la capacité des ondes radars à traverser les nuages en fait un atout majeur. L'utilisation simultanée de ces deux capteurs peut ainsi être complémentaire pour améliorer l'identification de la végétation.

Nous observons effectivement que la combinaison multi-capteur permettait une meilleure classification, par exemple pour la végétation du delta du Danube (Nicolescu et al., 2017), pour l'identification des prairies (Dusseux, 2014), pour la détection de zones humides (Kaplan, 2018)...

De plus, ces résultats sont supérieurs lors de l'utilisation multi temporelle de ces données. En effet, un des grands avantages dans l'utilisation des images Sentinel, est la grande résolution temporelle que l'on y trouve. Il est prouvé que l'utilisation des données sur différentes saisons pour la télédétection augmentait la précision des classifications, surtout pour la détection de la végétation (Guerschman et al., 2003).

La thèse de (Dusseux, 2014) évalue l'apport des données temporelles dans le domaine de l'optique à haute résolution pour la détection des prairies. Il apparaît une meilleure capacité de différenciation des prairies en comparaison des cultures lors de l'utilisation de quatre ou cinq images par année, et lorsque sont identifiées les dates les plus adaptées pour leurs détections.

Dans notre étude nous avons récolté de nombreuses images Sentinel-1 et Sentinel-2 afin d'effectuer plusieurs combinaisons par mois, de façon à obtenir la meilleure combinaison temporelle possible selon un indice kappa issu de notre étape de validation. En complément nous avons eu recours aux images optiques disponibles avec le plus faible taux de couverture nuageuse possible.

## I.2 Le site et la période d'étude

Le pays de Brest est l'association de 7 intercommunalités<sup>1</sup> situées au nord-ouest du Finistère (29). Le Pays est fortement impacté par la mer, avec ses 370 km de linéaires côtiers<sup>1</sup>.

Le site d'étude est le littoral du pays de Brest. La définition du littoral est multiple, il n'existe pas de définition stricte, nous parlerons plutôt de « zones côtières » l'espace où la mer et la terre ont une influence mutuelle. Or « plus qu'un simple trait, la zone côtière doit être vue comme un espace à géométrie variable dont les limites à terre et en mer se définissent en fonction de l'enjeu ou du problème posé et des réponses à apporter » (Région Bretagne, 2007). Ainsi, il sera considéré pour l'étude que le Pays de Brest (dont aucun point n'est situé à plus de 20 km de la mer) est dans sa totalité en zone côtière et sera traité dans sa globalité.

Les enjeux liés à l'environnement sont considérables. En effet le territoire comporte des milieux naturels de qualité et une grande biodiversité. Néanmoins, ces espaces subissent diverses pressions (densification de l'urbanisation en zone littorale, élévation du niveau de la mer, pollution, espèces invasives ...) qui les fragilisent. Ces arguments poussent les collectivités en faveur de la mise en place d'une bonne gestion de leurs territoires. Par exemple, le Parc Naturel Régional d'Armorique a été instauré pour protéger le patrimoine naturel du territoire, celui-ci s'intègre partiellement dans le pays de Brest.

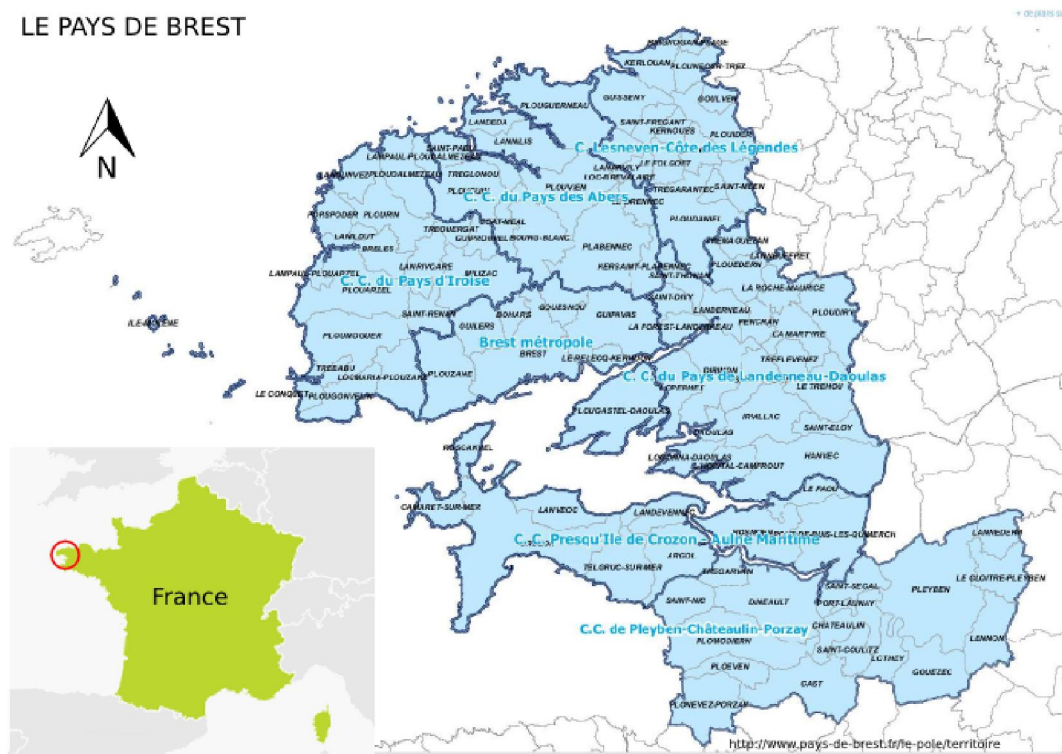


Figure 5 : plan de situation du pays de Brest  
source : <http://www.pays-de-brest.fr/le-pole/territoire>

<sup>1</sup> Source : <http://www.pays-de-brest.fr/le-pole/territoire>

Le paysage du territoire est plutôt hétérogène et se distingue par trois ensembles d'espace : artificialisés, agricoles et naturels.

L'étude se portera sur l'année 2017 complète.

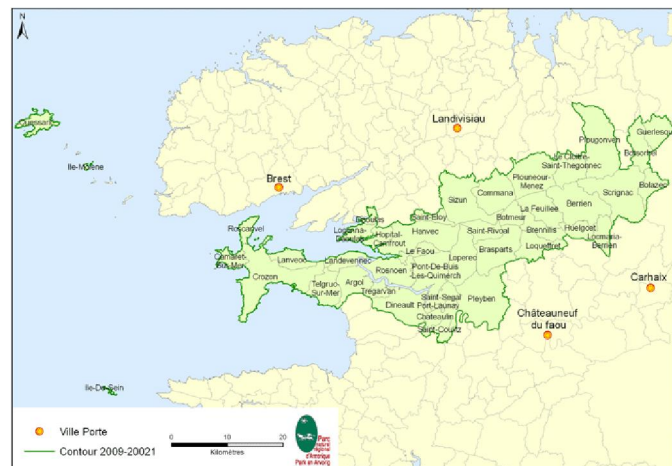


Figure 6 : Parc naturel régional d'Armorique  
Source : <http://www.pnr-armorique.fr/>

### I.3 Les données satellites

Les données satellites utilisées pour notre étude concernent les données libres d'accès issus des satellites Sentinel-1 et Sentinel-2. Nous nous sommes également basés sur la couverture annuelle 2017 de la France métropolitaine issue de la campagne d'acquisition d'image de la 4e génération des satellites Spot, disponible gratuitement pour les services de recherches et d'enseignements.

Ce sont des satellites dédiés à l'observation de la terre. Ceux-ci varient en fonction de leurs orbites, de leurs instruments d'imageries embarqués, de la résolution spatiale et spectrale de leurs capteurs. Ces paramètres sont définis en fonction de l'utilisation qui sera faite des satellites.

Le programme Spot (Satellites Pour l'Observation de la Terre) est le premier programme européen dédié à l'observation de la Terre. Ce programme, mis en place dès 1977, a été développé par le CNES (Centre National d'Études Spatiales) et a vu se succéder 4 générations de satellites. La cartographie d'occupation des sols, le suivi de la végétation, l'impact des catastrophes naturelles sont autant d'applications possibles dans l'utilisation de ces données satellites.<sup>2</sup>

Les satellites Sentinel constituent le volet spatial du programme Copernicus. Ce programme européen a comme objectif de fournir à l'Europe une autonomie totale dans l'observation de la Terre. Le programme est lancé à l'initiative de l'ESA (Agence Spatiale Européenne) en 2001 sous le nom de *Global Monitoring for Environment and Security* (GMES), et devient Copernicus en 2012. Ce programme prévoit 6 jeux de satellites allant de Sentinel 1 à 6 qui ont une application spécifique pour l'observation de la Terre. Ainsi Sentinel-1 utilise la technologie radar à synthèse d'ouverture (RSO) et fournit une observation continue de la Terre de jour comme de nuit. Quant à Sentinel-2, il fournit quant à lui des images optiques à haute résolution dont les applications sont dans la continuité de celles de SPOT.<sup>3</sup>

---

2 Source : <https://spot.cnes.fr>

3 Source : <http://www.copernicus.eu/main/sentinels>



### I.3.1 Données Spot 6

La 4<sup>e</sup> génération du programme comporte les satellites Spot 6 et Spot 7 (respectivement lancés en septembre 2012 et en juin 2014) dans la continuité de la génération de Spot 5 dont son service commercial a pris fin en 2015.

Spot 6 et 7 sont deux satellites identiques, avec un cycle orbital de 26 jours et possédant une orbite polaire héliosynchrone. Une orbite héliosynchrone a un angle constant entre le plan orbital et la direction du soleil. Aussi les observations photographiques ont toujours lieu de jour.

Ces satellites possèdent des capteurs optiques NAOMI (*New AstroSat Optical Modular Instrument*). Ce sont des capteurs dits passifs qui mesurent la lumière du soleil réfléchi par les objets. Ces capteurs réalisent des observations sur 5 bandes aux résolutions spectrales (la capacité à distinguer les longueurs d'onde) et spatiales représentées dans le tableau 1. Les fauchées de ces satellites sont de l'ordre de 60 km.

Bandes	B1 Bleu	B2 Vert	B3 Rouge	B4 Infrarouge	B5 panchromatique
Résolution spectrale (nm)	450-520	530-590	625-695	760 - 890	450-745
Résolution spatiale (m)	6	6	6	6	1,5
Cycle temporel	26 jours				

Tableau 1 : Récapitulatif des résolutions spectrale, spatiale et temporelle de la 4<sup>e</sup> génération de satellites SPOT

La bande panchromatique est utilisée pour améliorer le détail des bandes spectrales grâce à sa haute résolution. En effet, elle ne contient pas d'informations spectrales importantes.

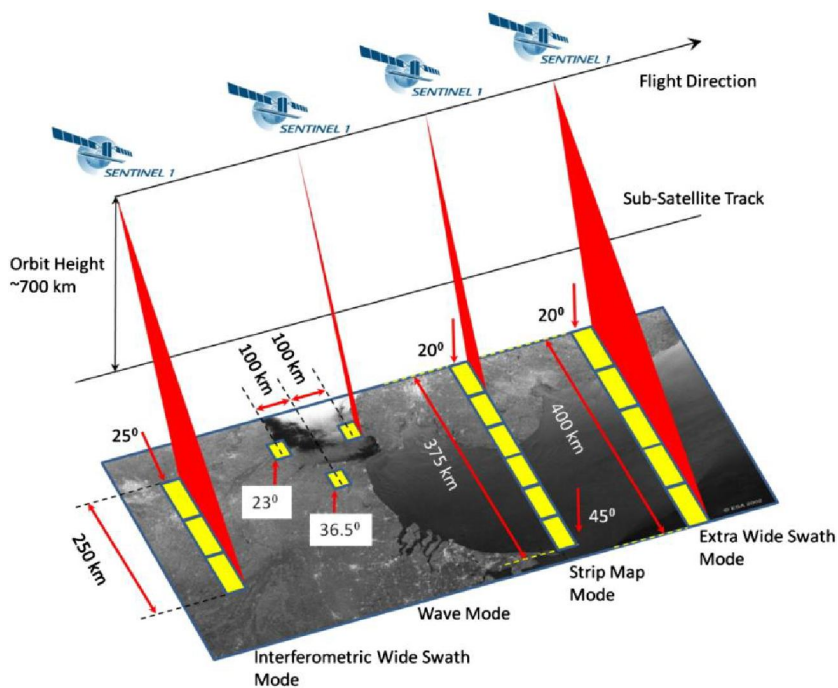
L'image Spot 6 est issue de la couverture annuelle de 2017, l'ortho-rectification et la mosaïque des images ont été réalisées par l'IGN.

Une grande partie de la zone d'étude est couverte par une image acquise le 7 avril 2017. Le reste de la zone est complétée par une image acquise le 16 Juin et par une image du 27 août.

### I.3.2 Données Sentinel-1

Lancés en avril 2014 pour Sentinel-1A et en avril 2016 pour Sentinel-1B, ces satellites sont les premiers à être mis en orbite dans le cadre du programme Copernicus. Ces derniers ont un cycle orbital de 12 jours et une orbite quasi polaire héliosynchrone. Ils fonctionnent avec des capteurs dits actifs, c'est-à-dire qu'ils envoient un signal électromagnétique et mesurent ce signal réfléchi par les objets. Ce signal est émis à une fréquence de 5,405 GHz, correspondant à une longueur d'onde d'environ 5,6 cm (Bande C).

Les données Sentinel-1 sont disponibles sous plusieurs modes d'acquisition.



La figure 7 représente les quatre modes d'acquisitions du satellite Sentinel-1, de gauche à droite :

*Interferometric Wide Swath,*  
*Wave mode,*  
*Strip Map mode et*  
*Extra Wide Swath.*

Figure 7 : les modes d'acquisitions de Sentinel-1  
Source : Sentinel-1 SAR Technical Guide (<https://sentinel.esa.int>)

- *Interferometric Wide Swath (IW)*

Ce mode permet de prendre des mesures sur des fauchées de **250 km** avec une résolution de **5 m sur 20 m**. De plus, trois sous-fauchées sont possibles grâce à la technique de « *Terrain Observation with Progressive Scan SAR* » (TOPSAR).

- *Wave mode (WV)*

Le *Wave Mode* est utilisé pour connaître la direction et la hauteur des vagues des océans. Ce mode permet d'acquérir une succession d'images de 20 km sur 20 km espacées d'une distance constante.

- *Stripmap (SM)*

Ce mode d'acquisition fournit une couverture avec une résolution de **5 m sur 5 m** sur une bande de **80 km**

- Extra-Wide Swath (EW)

Ce mode est utilisé pour les zones maritimes ou polaires, ou bien pour des zones étendues avec un temps de passage court. Ce mode est similaire au mode IW, utilisant également la technique TOPSAR, mais avec cette fois 5 sous fauchés, résultant d'une résolution allant de 20 à 40 mètres. Ce mode permet de prendre des fauchées de 400 km.

De plus, les images Sentinel-1 sont disponibles en format GRD (Ground Range Detected) comprenant l'intensité et les amplitudes perçues ou SLC (Single Look Complex) qui contiennent des informations sur la phase, permettant de calculer les cohérences interférométriques

Pour les besoins de notre étude, les images choisies sont acquises en mode *Interferometric Wide Swath* (avec une fauchée de 250 km) en format GRD.

Nous disposons de 167 images radars pour l'année 2017, issues de 4 orbites différentes :

Sentinel – 1					
Orbite	Type d'orbite	Angle moyen incident sur la zone	Polarisation	Mode d'acquisition	Nombre d'images
1	Ascendant	42°	VV/VH	IW	52
52	Descendant	33°			31
103	Ascendant	33°			30
154	Descendant	42°			37

Tableau 2: Récapitulatif des données radars utilisées.

### I.3.3 Données Sentinel-2

Lancés en juin 2015 pour Sentinel-2A et en mars 2017 pour Sentinel-2B, ces satellites sont équipés de l'instrument optique MSI (Multi-Spectral Instrument). Avec un cycle orbital 10 jours, et d'une orbite polaire héliosynchrone, ce dernier permet d'acquérir des données sur 13 bandes spectrales, avec une résolution spatiale allant de 10 à 60 mètres. Les caractéristiques d'acquisitions de Sentinel-2 sont illustrées dans le tableau 3.

Sentinel – 2													
Bandes	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B8a	B9	B10	B11	B12
Centre $\lambda$ (nm)	443	490	560	665	705	740	783	842	865	945	1375	1610	2190
Largeur $\lambda$ (nm)	20	65	35	30	15	15	20	115	20	20	30	90	180
Résolution spatiale (m)	60	10	10	10	20	20	20	10	20	60	60	20	20
Résolution temporelle	5 jours												

Tableau 3 : Récapitulatif des résolutions spectrale, spatiale et temporelle de Sentinel-2

Les objectifs de ce satellite sont l'observation de l'évolution de la végétation, de l'occupation des sols, ainsi que l'impact du réchauffement climatique<sup>4</sup>. Sentinel-2 est particulièrement adapté pour la cartographie de la végétation, et ceci grâce à la présence des deux nouvelles bandes spectrales du *Red Edge*, entre 705 et 740 nm (B5 et B6).

Un autre aspect intéressant des produits Sentinel est dans la mise à disposition d'images « prêtes à l'emploi ». Plusieurs niveaux de correction sont disponibles lors des téléchargements des images. Les niveaux disponibles pour notre zone d'étude en 2017 étaient le niveau 1C et 2A. Une image 1C a été orthorectifiée alors qu'une image 2A a en plus subi une correction atmosphérique.

Nous disposons de 12 images optiques dans l'année 2017, avec un taux de couverture nuageuse suffisamment faible pour distinguer notre zone d'étude. Ces images sont présentées dans le tableau suivant :

Sentinel – 2						
Date d'acquisition	25/01/17	14/02/17	16/03/17	04/05/17	05/25/17	06/14/17
Niveau de correction	1C	1C	1C	1C	2A	2A
Date d'acquisition	07/04/17	08/18/17	09/22/17	11/06/17	12/01/17	12/16/17
Niveau de correction	2A	1C	2A	1C	2A	1C

Tableau 4 : Récapitulatif des données optiques utilisées.

<sup>4</sup> Source : <https://sentinel2.cnes.fr/fr>

## I.4 Les données auxiliaires

Les données auxiliaires utilisées pour ce projet sont présentées dans cette partie. Il s'agit de données numériques, vectorielles ou non, qui sont en libre accès.

Ces données sont utilisées dans notre étude afin de compléter les connaissances acquises de notre zone d'étude. Ces données sont décrites dans le tableau suivant :

Données	Producteur	Échelle d'exploitation / Résolution (en mètre)	Commentaires	Format
Registre Parcellaire Graphique édition 2016	Gouvernement	1/5000	« Le registre parcellaire graphique est une base de données géographique servant de référence à l'instruction des aides de la politique agricole commune (PAC) » <sup>5</sup>	vectorielle
Corinne Land Cover 2012	Gouvernement	1/25000	Base de données européenne d'occupation biophysique du sol	vectorielle
BD_Topo	IGN	1/5000	Plus exactement BD_bati, BD_Veget et BD_route. La BD TOPO est une description vectorielle, des éléments du territoire et de ses infrastructures développée par l'institut national de l'information géographique et forestière (IGN)	vectorielle
Carte d'occupation des sols de la France 2016	Cesbio	10m	Cette carte disponible en format vecteur et raster est le résultat de la classification basée sur les données de Sentinel-2 et Landsat allant de fin 2016 à fin 2017. C'est 17 classes qui ont été cartographiées sur toute la France avec une résolution de 10m. <sup>6</sup>	Raster
BD_Ortho	IGN	0.50m	Mosaïque d'ortho-photos rectifiées dans la projection Lambert-93. Ces photos sont à très haute résolution et permettent une bonne visualisation du terrain. Elles datent néanmoins de 2015.	Raster

Tableau 5 : Récapitulatif des données auxiliaires utilisées

<sup>5</sup> Source : <https://www.data.gouv.fr/fr/>

<sup>6</sup> Annexe 1.

## II Méthodologie

Dans ce chapitre, nous privilégions une méthodologie qui nous permet de connaître la ou les méthodes de classifications supervisées optimales. L'objectif est de classier un nombre de classes de végétation pertinent, avec la meilleure précision possible.

### II.1 Présentation générale du protocole

#### II.1.1 Logiciels utilisés

Pour cette étude, nous nous sommes contraints à utiliser uniquement des logiciels open sources comme SNAP, QGIS et Orfeo-toolbox (OTB).

**SNAP** (*SentiNel Application Platform*) est un logiciel utilisé pour le traitement des images issues des satellites Sentinel.

Le logiciel **QGIS** est un logiciel de SIG qui a été utilisé pour traiter les fichiers images et les données auxiliaires.

Les classifications sont réalisées à l'aide d'**Orfeo-Toolbox**. Les classifications s'effectuent en 4 étapes avec ce logiciel.

Une première étape consiste à calculer la moyenne globale et l'écart type de chaque bande contenue dans une image, et de les enregistrer dans un fichier XML. Ce dernier est alors utilisé lors de la seconde étape qui est une étape d'entraînement. Un modèle d'entraînement est créé à partir d'une image et des données vectorielles d'entraînement. La troisième étape effectue alors une classification à partir du modèle de l'étape précédente, tandis que la dernière étape s'attache à mesurer la qualité de la classification en créant une matrice de confusion à partir de données vectorielles de validation.

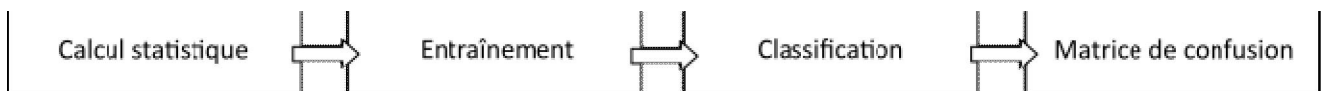


Figure 8 : Les étapes pour effectuer une classification sous OTB

#### II.1.2 Méthode de la classification supervisée

Au moins deux approches sont envisageables pour la classification supervisée. Il s'agit des classifications orientées pixel et orientées objet. L'approche orientée pixel est la plus utilisée en télédétection pour cartographier la végétation, le pixel est alors considéré comme unité de base et est caractérisé par sa signature spectrale.

Lors de l'approche orientée objet, l'unité de base n'est alors plus le pixel, mais la fusion de plusieurs pixels de mêmes caractéristiques (spectrales, texturales ...) formant ainsi des « objets », ces derniers étant obtenus lors d'une étape supplémentaire de segmentation.

Puisque notre étude porte sur des séries temporelles, et que la végétation peut se développer selon l'époque, l'approche que nous avons choisie est celle orientée pixel.

### II.1.3 Sélection des données radars, optiques et temporelles

Il est nécessaire de réaliser une comparaison en utilisant différentes combinaisons possibles des données. Une fois les images prétraitées, une sélection est tout d'abord réalisée pour trouver la meilleure série temporelle, puis nous avons sélectionné et extrait les données issues des images optiques en calculant plusieurs indices de végétation. Nous avons choisi de calculer quatre indices pour notre étude, à savoir deux indices qui sont couramment utilisés en télédétection et deux indices conçus en fonction des capteurs de Sentinel-2.

L'**indice NDVI** (*Normalized Difference Vegetation Index*, Rouse et al., 1974) est l'indice de végétation le plus communément utilisé en télédétection, il génère une image affichant la couverture végétale. Cet indice repose sur la différence entre le canal rouge absorbé par la végétation et le canal de l'infrarouge qui est fortement réfléchi. La formule du NDVI appliqué aux canaux de Sentinel-2 est la suivante.

$$\text{NDVI} = \frac{\text{NIR} - \text{RED}}{\text{NIR} + \text{RED}} = \frac{\text{B8} - \text{B4}}{\text{B8} + \text{B4}}$$

L'**indice NDWI** (*Normalized Difference Water Index*, Gao, 1996) est un indice où est utilisée la bande du moyen infrarouge à la place du rouge, qui varie en fonction de la teneur en eau de la végétation.

$$\text{NDWI} = \frac{\text{NIR} - \text{SWIR}}{\text{NIR} + \text{SWIR}} = \frac{\text{B8} - \text{B12}}{\text{B8} + \text{B12}}$$

L'**indice IRECI** (*Inverted Red Edge Chlorophyll Index*, Frampton et al., 2013), est un indice fortement corrélé avec le LAI et le taux de chlorophylle contenue dans la canopée de la végétation.

$$\text{IRECI} = \frac{\text{NIR} - \text{RED}}{\frac{\text{RE1}}{\text{RE2}}} = \frac{\text{B8} - \text{B4}}{\frac{\text{B5}}{\text{B6}}}$$

L'**indice S2REP** (*Sentinel-2 Red Edge Position*, Frampton et al., 2013) génère une image selon la quantité du taux de chlorophylle par unité de feuilles (LCC). Cet indice exploite les 3 bandes dans le rouge de Sentinel-2

$$\text{S2REP} = 705 + 35 * \frac{\frac{\text{NIR} + \text{RED}}{2} - \text{RE1}}{\text{RE2} - \text{RE1}} = 705 + 35 * \frac{\frac{\text{B8} + \text{B4}}{2} - \text{B5}}{\text{B6} - \text{B5}}$$

Finalement, plusieurs combinaisons ont été faites entre les données radars et optiques afin de connaître celles qui apporteront un meilleur résultat de classification.

#### **II.1.4 Paramètres de Random Forest**

Une fois la ou les combinaisons de la fusion entre les données optiques et radars trouvées, nous essayerons d'améliorer la classification de la zone en jouant sur les différents paramètres possibles de l'algorithme Random Forest.

Selon Steinberg (2004), deux paramètres sont importants à régler. Il s'agit du nombre maximum d'arbres ( $n$ ) et du nombre de variables choisies aléatoirement ( $m$ ) à chaque nœud (voir Figure 1). Breiman (2001) nous conseille néanmoins de régler ce nombre de variable aléatoire à la racine carré du nombre de classe souhaité. Nous utiliserons également le paramètre de profondeur de l'arbre ( $p$ ) pour notre étude ainsi que le paramètre utilisé dans l'étude de la classification du delta du Danube par Simona NICOLESCU (2017) c'est-à-dire le nombre minimum d'échantillons utilisés à chaque nœud de l'arbre ( $k$ ).

Les paramètres que nous utiliserons par défaut avant de procéder à cette étape seront ceux choisis lors de la classification du delta du Danube par Simona NICOLESCU (2017). C'est-à-dire avec  $p = 25$ ,  $k = 25$  également,  $n = 100$ , et enfin nous choisirons  $m = 3$ .

#### **II.1.5 Sous-zones et zone globale**

Pour les zones à large superficie, il est préférable de les diviser en sous-zones et de les classifier individuellement pour de meilleurs résultats (Cai et al., 2011 ; Stehman., 2009). Le pays de Brest possédant un paysage hétérogène et varié, il est intéressant alors de le diviser pour les traitements. Ainsi le pays de Brest a été divisé en 5 zones, avant d'être classifié sur la zone entière pour une comparaison des résultats. Un autre avantage à cette division en sous-zone est dans l'utilisation d'images optiques. En effet, certaines zones ont une faible ou une forte couverture nuageuse selon la date de prise de vue.

La figure 9 est un récapitulatif de la méthode employée pour cette étude.



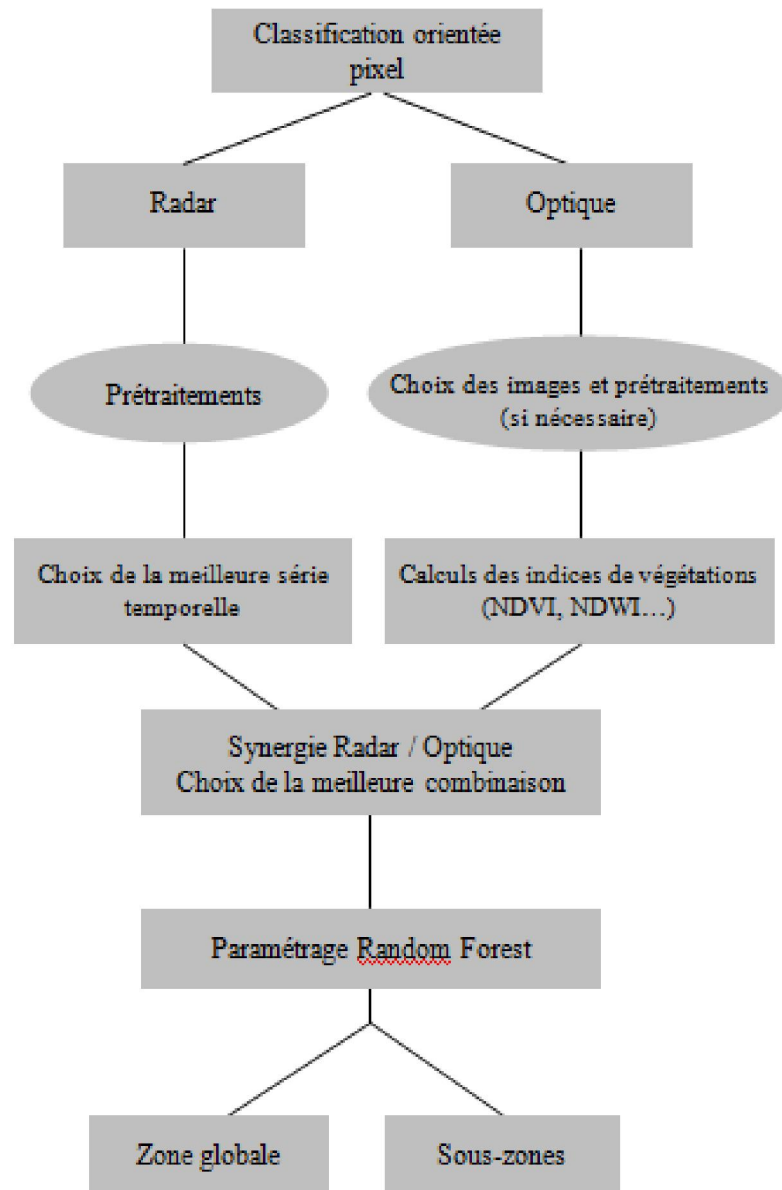


Figure 9 : Schéma récapitulatif de la méthodologie employée

## II.2 La classification supervisée

Pour faire une classification supervisée, nous devons tout d’abord effectuer un choix des classes que nous souhaitons déterminer, puis sélectionner des échantillons d’entraînement et de validation, pour finalement valider les résultats.

### II.2.1 Choix de la classification

Le principe même de la classification supervisée réside dans le choix des classes que l’on souhaite détecter et cartographier.

D’après Lu et Weng, 2007, le choix d’une nomenclature adaptée est essentiel à une bonne classification supervisée. Le choix de ces classes découle d’une bonne connaissance de la zone d’étude et des besoins cartographiques (ici la cartographie de la végétation).

Au début de cette étude, 8 classes distinctes ont été choisies. Elles ont été sélectionnées en fonction des anciennes classifications du territoire (Cesbios 2016, Talab-Ou-Ali 2017), d'observation réalisée sur le territoire (photo-interprétation), et de divers recensement de la végétation (fiche habitat de la presqu'île de Crozon). Par la suite nous avons créé des classes supplémentaires issues de la subdivision des classes précédentes. Ce second groupe de classe permettra d'évaluer la capacité des capteurs à distinguer les cibles « proches » au niveau spectral.

Ces classes doivent impérativement être discernables sur les images Sentinel. C'est pourquoi avec des images d'une résolution de 10 m, les classes choisies concernent les grands types de la végétation. Les classes choisies sont représentées dans la figure 8.

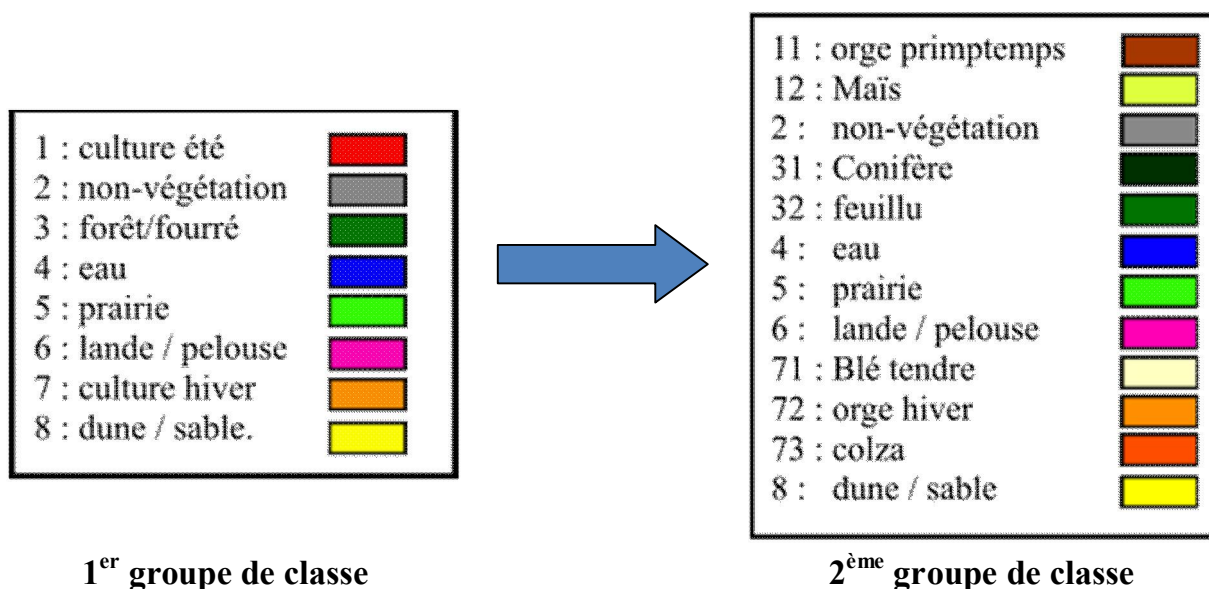


Figure 10 : Présentation des deux groupes de classes utilisés pour l'étude

Les cultures sont nommées d'été ou d'hiver en fonction de la période où les récoltes ont lieu. Pour notre zone d'étude, les principales cultures d'été sont le maïs et l'orge de printemps, tandis que celles d'hiver concernent le colza, le blé tendre et l'orge d'hiver<sup>7</sup>. Nous observerons avec « blé d'hiver » et « blé de printemps » si nous sommes capables de distinguer ces deux classes avec des séries temporelles.

Le « non-végétation » concerne toutes les constructions humaines, mais également les falaises, le sol nu... excepté le sable et les dunes.

Les forêts sont de vastes étendues de terres couvertes d'arbres, tandis qu'un fourré est composé d'arbustes de tailles moyennes.

La classe « eau » concerne la mer, les fleuves et tous les plans d'eau existants.

<sup>7</sup>Selon le recensement agricole AGRESTE – Ministère de l'agriculture et de l'alimentation

Une prairie est un terrain où poussent des plantes herbacées où dominent la plupart du temps les légumineuses et les graminées, destinés à être mangés directement par le bétail ou à être fauchés pour le nourrir.

Les landes concernent des terres incultes, souvent sans relief où poussent des herbes basses avec parfois quelques arbustes ou arbres, et certaines plantes sauvages (bruyère, ajonc...) qui donnent leurs couleurs si caractéristiques aux landes bretonnes (comme nous pouvons le voir avec la figure 11). La lande bretonne se situe principalement sur les falaises littorales ou les dunes, où le sol est pauvre et acide. Les côtes du littoral peuvent également être recouvertes d'une simple pelouse.



Figure 11 : photo de lande sur la côte du Finistère  
Source : pixabay.com

La classe « sable/dune » va concerner les plages et les collines de sables situées sur le littoral breton.

## II.2.2 Sélection des échantillons

Suite à la définition de ces classes, nous avons procédé au choix des échantillons d'entraînement et de validation.

Les échantillons sont des zones témoins, identifiées ou connues, qui permettent la classification d'une image. Les échantillons dits d'entraînement sont utilisés pour définir les classes en s'appuyant sur les valeurs radiométriques des pixels sélectionnés, et ceux dits de validation permettent d'évaluer la qualité de la classification. La qualité d'une classification supervisée dépend en grande partie d'un nombre suffisant de pixels échantillon (Lu et Weng, 2007).

Pour une classification utilisant l'algorithme Random Forest, il est recommandé de suivre une certaine méthodologie pour le choix des échantillons d'entraînement et de validation (Millard et Richardson, 2015) comme suit :

- Ne pas prendre d'échantillons de trop grande dimension (relatif à la résolution spatiale).
- Prendre autant d'échantillons d'entraînement que de validation.
- Avoir une bonne proportion dans le nombre de pixels par classe pour ne pas avoir une classification biaisée.
- Sélectionner des échantillons avec une corrélation spatiale minimale.
- Répéter plusieurs fois les classifications pour évaluer la stabilité de la prédiction des classes.

Les échantillons sont choisis de manière aléatoire et homogène sur l'étendue des zones. Afin de procéder à la sélection des échantillons, la connaissance des objets et de leur répartition dans l'image est requise.

La sélection des échantillons s'est basée sur le croisement des données existantes, sur la classification réalisée par CESBIO en 2016, le Registre Parcellaire Graphique 2016, la BD\_Végétation 2016, avec les précédents échantillons utilisés lors de l'étude de (Talab Ou ali et al., 2017), et enfin par photo-interprétation (avec des images de Spot 6, google map, Sentinel-2 ...). Aucune sortie terrain n'a été réalisée pour la sélection d'échantillons d'entraînement ou de validation, nous nous sommes donc appuyés sur la seule présence de données existantes. La figure 12 représente un exemple de croisement de données qui nous a permis de valider certains choix de sélection d'échantillons.



Figure 12 : exemple de croisement des données entre RPG 2016 et de la classification 2016 de Cesbio

Pour cet exemple, la classification de 2016 réalisée par Cesbio a répertorié cette parcelle comme étant une culture d'été (en rouge) tandis que le RPG 2016 a recensé cette parcelle comme étant utilisée pour la culture de maïs (en jaune). Nous avons donc sélectionné cette parcelle en la désignant comme étant une culture d'été.



Figure 13 : exemple de croisement des données entre BD\_Veget et de la classification 2016 de Cesbio

Sur la figure 13, BD\_Veget (en vert pâle) et la classification de 2016 réalisée par Cesbio (vert plus foncé) ont catégorisé ces zones comme la forêt de feuillu.

Un nombre important d'échantillons a été sélectionné pour chaque classe. Puis nous avons procédé par élimination, de façon à conserver une quantité d'échantillons

satisfaisante et homogénéiquement répartie sur la zone, tout en gardant les échantillons qui sont les plus probables pour identifier la classe souhaitée.

### II.2.3 Lissage de l'image classée

Lorsque la classification est réalisée, nous remarquons sur l'image un manque de netteté dans la définition du contour des zones classées, l'image semble « bruitée ». Nous appliquons alors un lissage sur l'image (figure 14), à travers une application d'OTB. Cette application filtre l'image en remplaçant la valeur du pixel central d'une fenêtre de taille  $n*n$  (où l'on doit définir  $n$ ) par la valeur majoritaire située dans cette fenêtre.

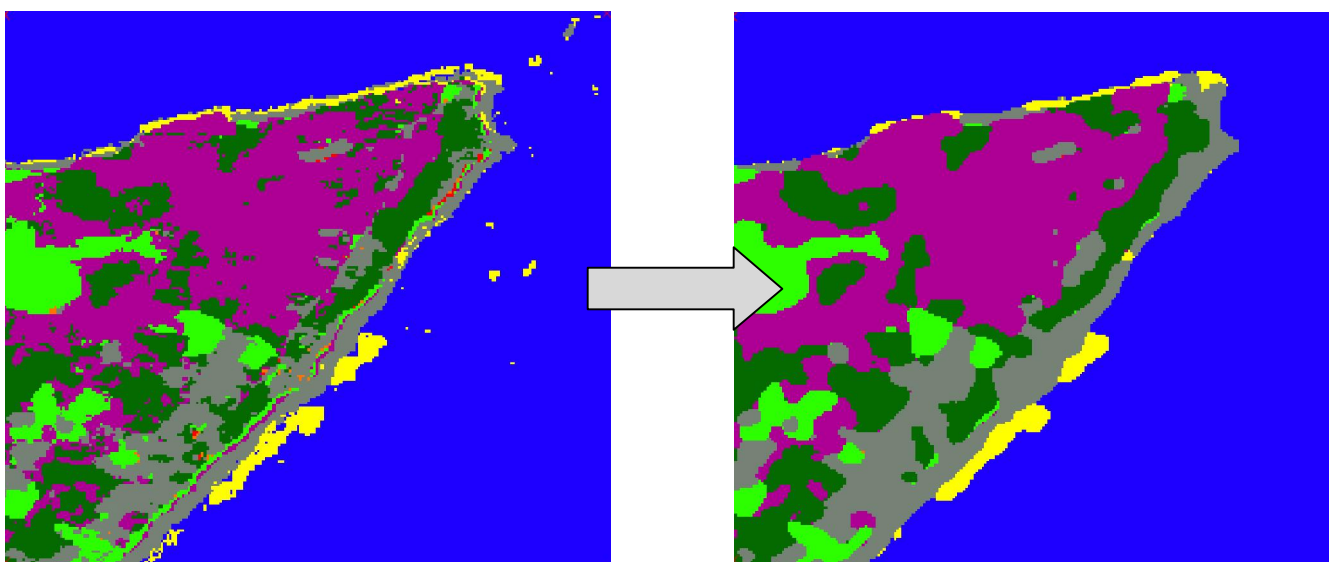


Figure 14 : exemple de la mise en place d'un lissage sur une image classifiée avec comme valeur de  $n = 3$  pixels

### II.2.4 Validation des résultats

La dernière étape d'une classification est la vérification des résultats. La vérification des résultats se distingue par le calcul de la précision des classifications obtenues et d'une vérification visuelle par l'opérateur.

Le calcul de la précision est estimé à partir d'une matrice de confusion. Les pixels classés sont comparés avec les pixels « vrais », c'est-à-dire avec ceux issus des échantillons de validation. Cette matrice est de taille  $N \times N$  (où  $N$  est le nombre de classes), avec en colonnes les pixels classifiés et en ligne les pixels vrais (échantillons de validation).

		Vrai		Total pixel
		1	2	
Résultat	Classes	1	2	
	1	95	5	100
	2	50	50	100
Total pixel		145	55	200

A l'arrivée, la classe 1 compte 100 pixels. 95 pixels proviennent bien de la classe 1.

Les 5 autres pixels auraient dû être classés comme étant de la classe 2. C'est une **erreur de**

La classe 1 comporte 145 pixels de validation, mais 50 pixels ont été classés dans la classe 2. C'est une **erreur d'omission** dont le taux vaut **0.34 (50/145)**

Figure 15: Exemple de matrice de confusion de taille 2\*2

Les pixels correctement classés se trouvent sur la diagonale de la matrice.

Plusieurs indicateurs de précision ressortent de cette matrice, dont les principaux sont :

- **L'erreur de commission et d'omission d'une classe**, que nous avons vue dans l'exemple précédent

**La précision globale de la classification OA (Overall Accuracy)**. Il représente le taux de pixels correctement classés. Il se calcule par le rapport du taux moyen des pixels correctement classés sur le nombre total de pixels.

$$OA = \frac{BC(\text{moy})}{m} = \frac{\sum_i^n BC(i)}{n}$$

où BC(i) est le nombre de pixel bien classé pour une classe i  
 BC(moy) est le nombre moyen des pixels bien classés  
 m est le nombre total de pixels classés  
 n est le nombre de classes

- **Le kappa  $\kappa$  (Cohen, 1960)** est un coefficient qui utilise tous les éléments de la matrice de confusion, il tient compte des erreurs d'omission et de commission. C'est un estimateur de la précision, il représente le taux de pixels, qui n'ont pas été correctement classés par le hasard. Par exemple, un kappa de 0.75 signifie que 75% des pixels correctement classés de la classification ne sont pas dus au hasard.

$$\kappa = \frac{m * \sum_i^n BC(i) - \sum_i^n c(i) * m(i)}{m^2 - \sum_i^n c(i) * m(i)}$$

Un coefficient kappa peut également être calculé pour chaque classe individuellement :

$$\kappa(i) = \frac{m * BC(i) - c(i) * m(i)}{m * m(i) - c(i) * m(i)}$$

où  $c(i)$  est le nombre de pixels classés pour une classe  $i$   
 $m(i)$  est le nombre total de pixels sélectionnés pour une classe  $i$ .

Ces indices permettent donc de mesurer quantitativement la qualité de nos résultats.

Nous comparerons les méthodes de classifications avec les coefficients kappa individuels et généraux, ainsi qu'avec l'indice de précision globale. Nous estimerons qu'une classification est correcte lorsque la précision globale sera supérieure à 0,9 et kappa à 0,8. Des résultats inférieurs aux indicateurs de performance définis précédemment indiqueront que la sélection des échantillons peut être améliorée, ou que certaines classes choisies sont trop ressemblantes pour être « séparées ». Un nouvel échantillonnage ou un nouveau choix des classes serait alors nécessaire. La matrice de confusion est donc un excellent outil pour souligner les défauts de la classification.

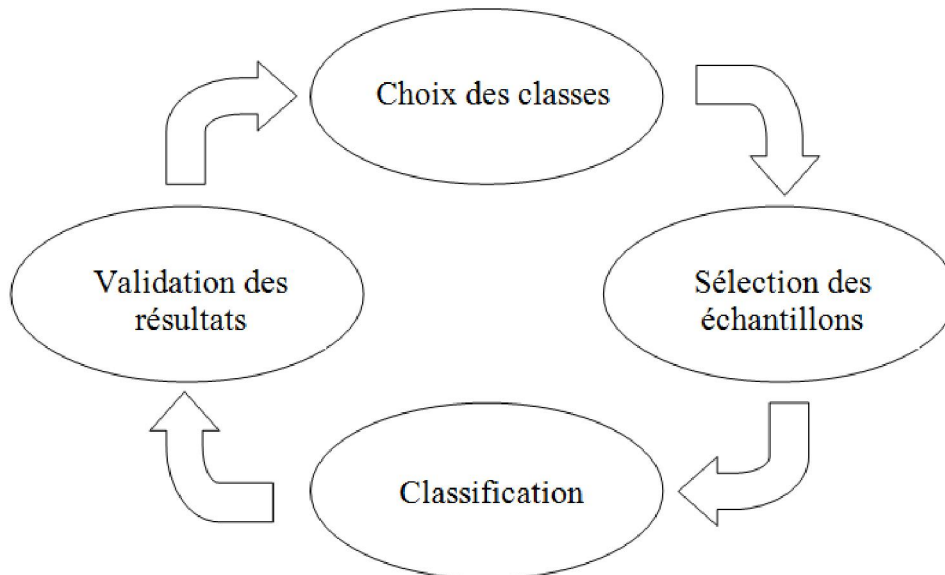


Figure 16 : schéma récapitulatif de la mise place d'une classification supervisée.

Si la validation des résultats n'est pas acceptable, l'opérateur doit réfléchir à choisir des classes et/ou des échantillons plus représentatifs pour la classification.

## II.3 Préparation des données

### II.3.1 La division des zones

Le Pays de Brest a été divisé en 5 sous-zones. Les sous-zones ont été tirées de la précédente étude de TALAB-OU-HALI 2017.

La Zone 5 qui correspond à la presqu'île de Crozon, fait partie du Parc naturel régional d'Armorique. De ce fait, les données d'occupation des sols sur la presqu'île sont assez complètes. De plus c'est la zone qui dispose du plus d'images optiques ayant une faible couverture nuageuse.

C'est pourquoi la majorité des tests ont été réalisés sur cette zone avant d'être appliqués sur les autres sous-zones. Finalement, seules les zones 1, 2 et 5 ont été traitées dans cette étude.

Une description sommaire du paysage des sous-zones a été réalisée à partir des travaux de Sparfel (2011), et de nos observations (tableau 6).

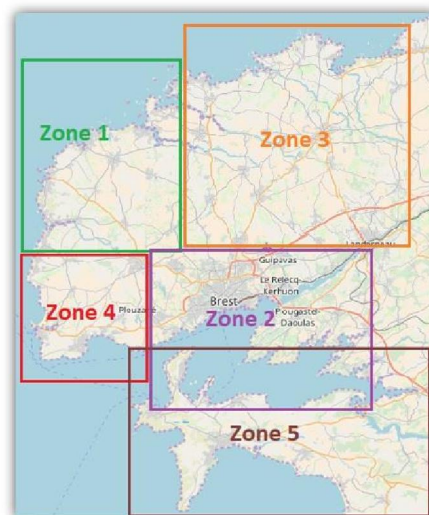


Figure 17 : Le pays de Brest divisé en 5 zones

Sous-zones n°	EPCI concernée	Type de littoral	Description du paysage
2	Brest Métropole	Falaise avec quelques plages. Quelques littoraux vaseux.	La zone est fortement urbanisée avec une progression du pavillon individuel aux alentours de Brest. Le domaine agricole est très présent (présence également de serres).
5	C.C de la presqu'île de Crozon	Falaise rocheuse, petites plages, flèche sableuse.	De nombreuses zones naturelles préservées s'y trouvent, il y domine une forte présence de landes. Les cultures sont reculées des littoraux et se maintiennent dans les terres, à l'EST de l'île. Quelques zones militaires à large superficie sont présentes. La presqu'île fait entièrement partie du Parc naturel régional d'Armorique
1	CC du pays d'Iroise	Zones avec de nombreuses plages, et de cordons dunaires protégés. Falaises moyennes et côtes basses rocheuses. Le littoral est assez diversifié	Plusieurs zones urbanisées se situent le long du littoral. Ces derniers sont plus ou moins denses. Le bâti diffus est également très présent à l'intérieur des terres. Les paysages sont essentiellement agricoles (cultures et prairies).
3	CC du Pays des Abers CC du Pays de Lesneven et de la Côte des légendes		
4	CC du pays d'Iroise		

Tableau 6 : Description du paysage des 5 sous-zones mis en place pour le pays de Brest



## II.3.2 Les prétraitements

Le prétraitement des images a été réalisé avec le logiciel SNAP.

### Images optiques

Les images Sentinel-2 sont disponibles en téléchargement avec plusieurs niveaux de corrections, les niveaux des images disponibles pour notre zone d'étude sont le 1C et 2A.

Ainsi, nous avons effectué une correction atmosphérique sur les images de niveaux 1C à travers l'extension « *Sen2Cor* » du logiciel SNAP. Les images de niveaux 2A n'ont pas subi de corrections supplémentaires.

Le niveau 3A n'est pas disponible en téléchargement pour notre zone d'étude. À ce niveau de traitement, une moyenne pondérée des réflectances de pixels obtenues pendant un mois est réalisée, résultant une image sans couverture nuageuse.

Par la suite les images optiques sont ré-échantillonnées afin que toutes les bandes aient une résolution de 10 m. En effet le logiciel Snap ne peut pas traiter les images qui ont des bandes avec des résolutions différentes. Une méthode de ré-échantillonnage bicubique a été privilégiée, cette méthode représente un bon compromis entre qualité de ré-échantillonnage et temps de calcul.

### Images radars

Les images radars sont toutes soumises à plusieurs corrections avant traitement. Ces corrections sont décrites dans le « Sentinel-1 toolbox, Sar basics Tutorial ». Il s'agit des corrections suivantes :

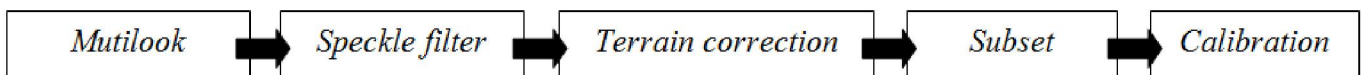


Figure 18 : Etapes de prétraitements des images radar

- **Multilook**

Le traitement Multilook a pour utilité d'une part de réduire le bruit inhérent d'une image avec la combinaison de plusieurs images, et d'autre part pour produire un produit avec une taille de pixel d'image nominale.

Le multilooking est généré par la moyenne des cellules et/ou en utilisant la résolution azimutale, augmentant ainsi la résolution radiométrique, mais en dégradant la résolution spatiale.

- **Speckle-Filter**

Le « Speckle » (bruit de chatoiement) est produit par des interférences qui produisent un effet « poivre et sel » sur l'image. « Le speckle réduit la détectabilité des cibles » Souhila BOUTARFA et al.

Le Speckle-filter utilisé est celui proposé par défaut par SNAP, il s'agit du filtre de Lee (Lee et al., 1983).

- **Terrain-correction**

Corrige les distorsions géométriques des images radars et géoréférence les images dans une projection donnée en utilisant un MNT (Model Numérique de Terrain).

- **Calibration**

Le calibrage corrige la radiométrie d'une image radar de sorte que les valeurs de pixels représentent vraiment la rétrodiffusion radar de la surface réfléchissante.

Les corrections appliquées lors du calibrage sont spécifiques à chaque mission, donc le logiciel détermine automatiquement quel produit d'entrée est présent et quelles corrections doivent être appliquées en fonction des métadonnées du produit. L'étalonnage est essentiel pour l'utilisation quantitative des données radars.

### **II.3.3 Traitement des images radars**

#### *i. Sélection des images*

Quatre orbites des satellites permettent la prise d'images sur le Pays de Brest.

Les orbites 1 et 154 permettent une acquisition avec un angle incident moyen de 42° tandis que les orbites 52 et 103 font leurs acquisitions avec un angle moyen de 33°.

L'utilisation des images à angle d'incident que nous nommerons ici « fort » ou « faible » a un impact sur les résultats de classification.

Pour comprendre cela, nous avons procédé en deux étapes. Au préalable, nous avons sélectionné le même nombre d'images à angle fort et à angle faible, en essayant de respecter au maximum la correspondance des jours de prises de vue.

Tout d'abord, nous avons fusionné la totalité de ces images pour chaque mois de l'année, et nous avons ensuite comparé les résultats de classifications, représentés par la figure 19.

Comparaison kappa globale entre les images fusionnées mensuellement à angle "fort" et "faible"

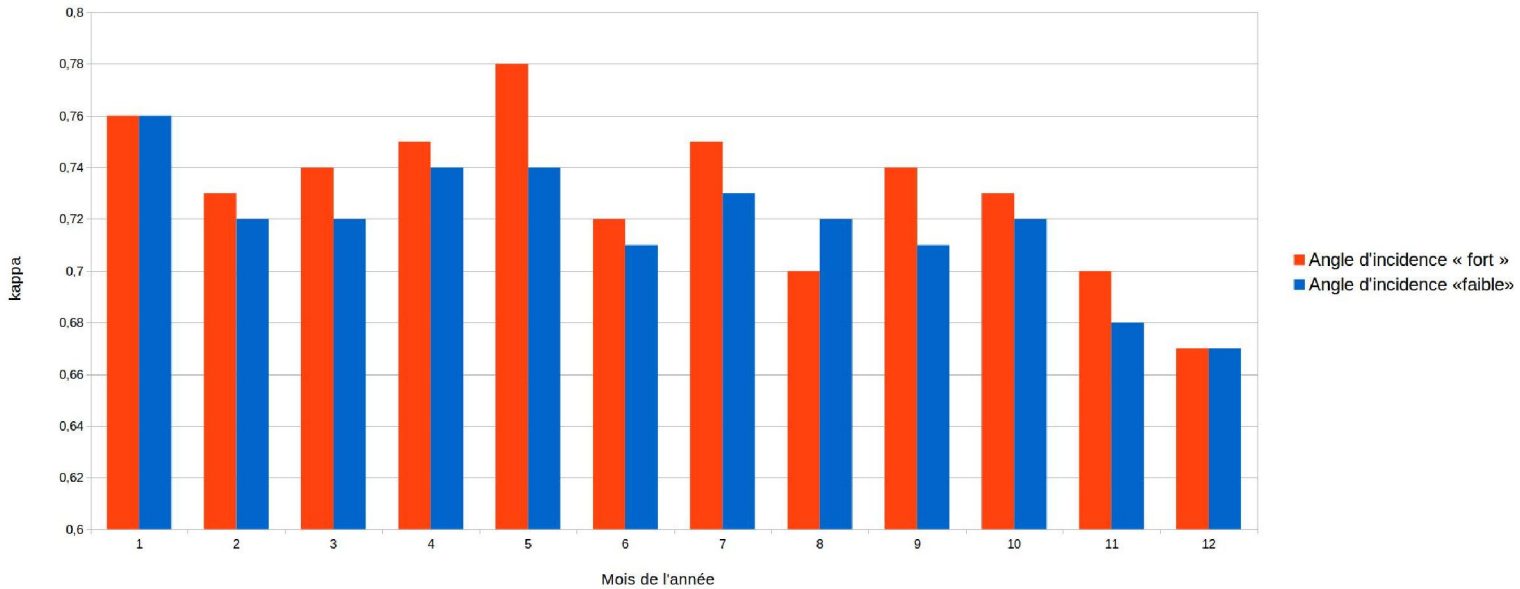


Figure 19 : comparaison des images radars fusionnées mensuellement issues des orbites 1 ; 154 et 52 ; 103 selon le coefficient kappa

On remarque que l'utilisation des images à angle d'incidence « fort » présente dans la grande majorité des cas un coefficient kappa supérieur et donc de meilleurs résultats.

Afin de confirmer cela, nous avons cette fois-ci effectué nos tests sur l'année 2017 complète.

Deux images, en début et en fin de mois, ont été sélectionnées pour être fusionnées. Trois fusions ont ainsi été réalisées. La fusion de 24 images à angles forts, une de 24 images à angle « faible », et enfin du mélange de 12 images à angle « faible » et à angle « fort ». Nous voyons ainsi à travers la figure 20 que l'utilisation unique des images issues des orbites 1 et 154 présente de meilleurs résultats pour la classification des 8 classes de départ. À noter que nous n'avons et ne ferons pas de comparaison avec la classe « eau » puisque cette dernière est toujours classifiée avec un kappa de 0,99.

Comparaison des kappa des classes entre les images fusionnées de l'année 2017 à angle "fort" et "faible"

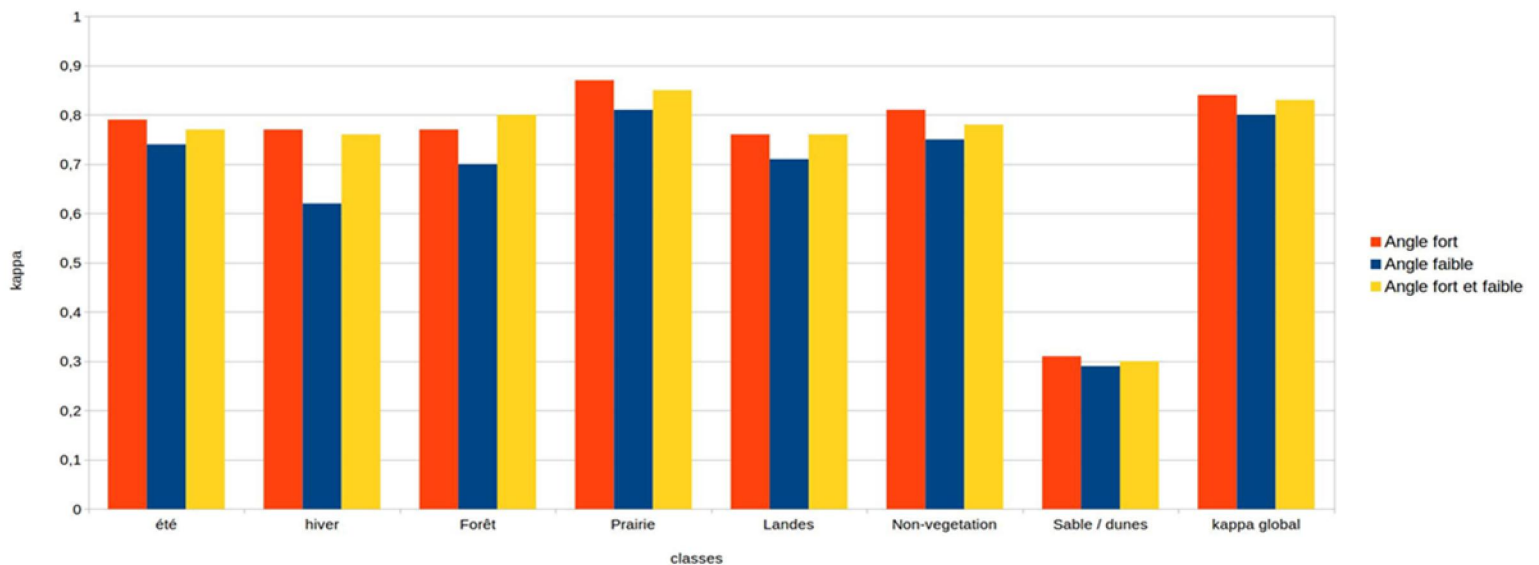


Figure 20 : Fusion des images radars des orbites 1 ; 154 et 52 ; 103 sur l'année 2017 et comparaison

Au regard de ces résultats, nous avons décidé d'exploiter seulement les images satellites issues des orbites 1 et 154.

## ii. Choix de la série temporelle

Nous allons désormais déterminer quelle est la meilleure série temporelle pour notre étude. Nous avons tout d'abord testé des séries temporelles réparties sur toute l'année 2017, en variant le temps d'acquisition entre chaque image. Les résultats de ces tests sont illustrés par la figure 21. Ainsi nous avons pratiqué nos tests sur la fusion d'images espacées entre elles de :

- 4 mois, soit une image par saison. Nous avons effectué ce test sur deux séries utilisant des mois différents.
- 2 mois, nous avons également effectué ce test sur deux séries utilisant des mois différents
- 1 mois
- 15 jours
- 10 jours

Nous avons également testé la fusion entre toutes les images à angle « fort » et celle de toutes les images confondues.

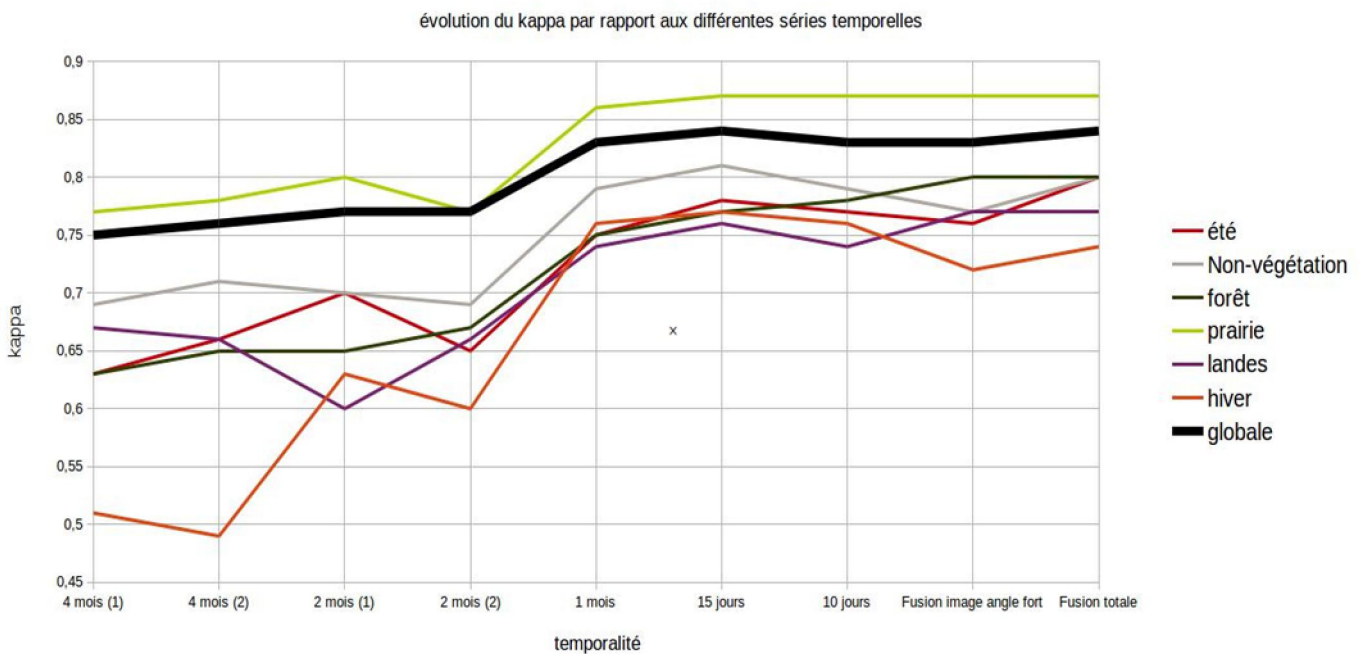


Figure 21 : évolution du coefficient kappa selon les séries temporelles des images radars Sentinel-1

On remarque une augmentation du kappa de toutes les classes jusqu'à la série temporelle de 1 mois, puis une stagnation de ces valeurs.

On constate également en comparant avec la fusion de 12 images prises seulement en hiver ou seulement en été (figure 22), que c'est la répartition des images dans le temps qui permet un tel résultat et non le nombre d'images sélectionnées.

Comparaison kappa global sur différentes répartitions temporelles des images radar

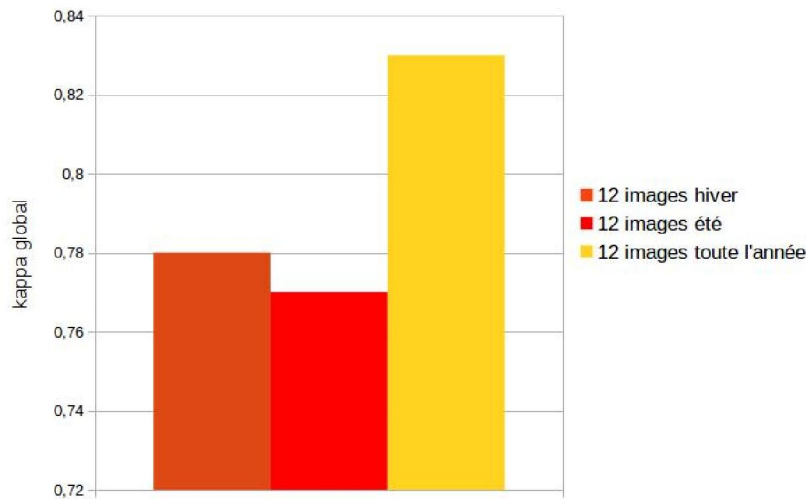


Figure 22 : comparaison entre trois séries temporelles des images radars : 12 images prises en hiver, 12 images prises en été, et 12 images répartis sur l'année 2017

L'utilisation de la fusion des images à angle « fort » espacée d'un mois semble alors être le plus adaptée pour notre étude. Cette série d'images fusionnées comporte donc 12 images pour 24 bandes.

### II.3.4 Traitement des images optiques

#### *i. Choix de la série temporelle*

Pour le choix d'une série temporelle des images optiques, nous avons utilisé les données disponibles sur la presqu'île de Crozon. Nous disposons de 11 images optiques avec suffisamment peu de nuages, une image par mois de l'année, excepté pour le mois d'octobre. Tout comme avec les images radars, nous avons comparé les résultats du kappa des classes selon différents choix de séries temporelles (figure 23). Nous avons ainsi comparé les kappa :

- d'une seule image (du mois de février)
- d'une série de deux images séparées de 6 mois,
- d'une série de 3 images séparées de 6 mois, d'une série de 4 images espacées de 3 mois, d'une série de 6 images séparées de 2 mois
- et finalement, d'une série temporelle utilisant toutes les images disponibles.

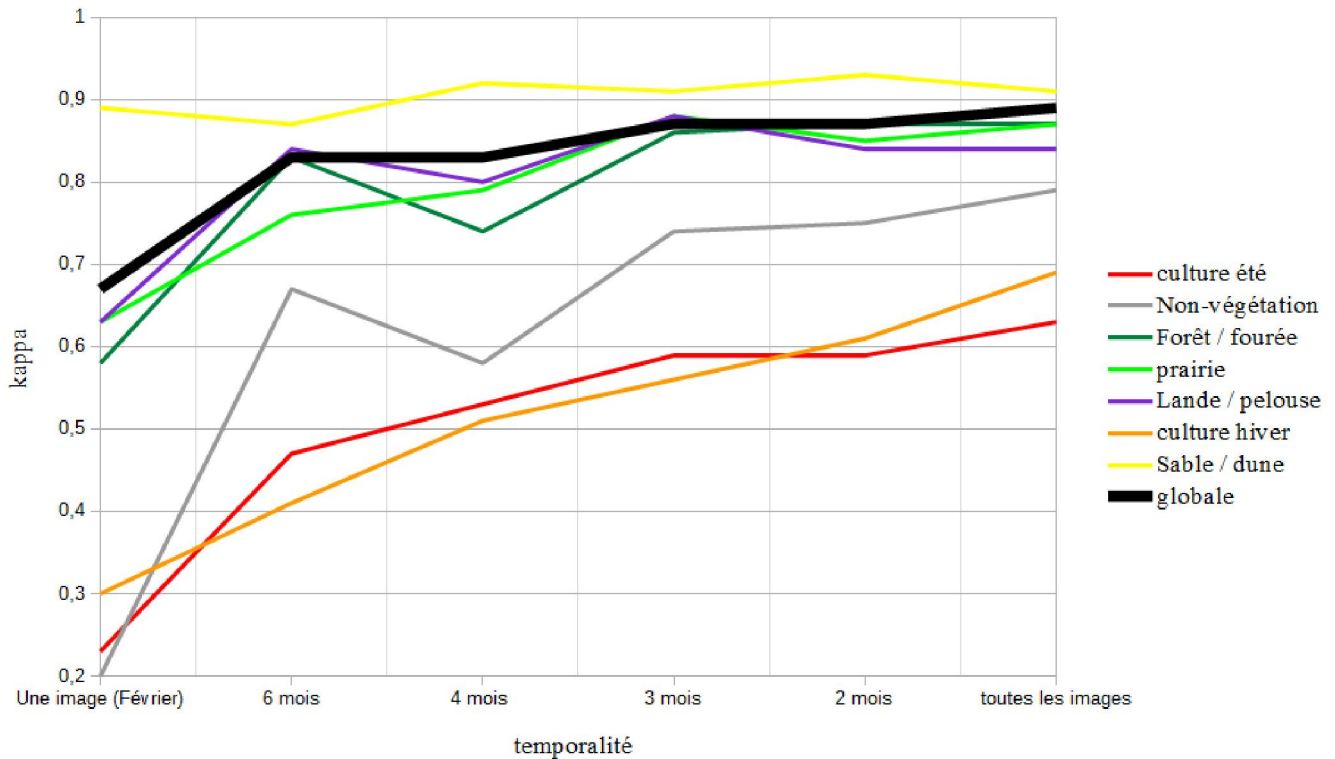


Figure 23 : évolution du coefficient kappa selon les séries temporelles des images optiques Sentinel-2

Les résultats augmentent significativement lorsque l'on utilise deux images séparées de 6 mois par rapport à l'utilisation d'une seule image. Puis l'évolution des résultats ralentit à partir d'une séparation temporelle de 3 mois (ce qui correspond à 4 images optiques). Les meilleurs résultats surviennent lors de l'utilisation de toutes les images disponible.

Nous utiliserons donc toutes les images disponibles pour nos traitements, mais il est à noter que l'utilisation d'au moins 4 images réparties durant l'année permet d'avoir des résultats significatifs. Les résultats obtenus à partir d'uniquement 5 images optiques, comme c'est le cas de la zone 1, sont donc exploitables.

#### ii. Calcul des indices de végétation

La quatrième étape dans le processus de préparation des jeux de données est le calcul des indices de végétation. De nombreux indices ont été élaborés pour extraire les propriétés de la végétation et des sols en télédétection, il s'agit des 4 indices présentés dans la méthodologie. Nous ferons alors plusieurs combinaisons possibles avec ces indices.

## II.4 Fusion des données optiques et radars

Nous avons combiné les indices, les images radars et les images optiques de différentes manières afin de trouver la ou les meilleures combinaisons. Nous prendrons en compte du résultat de classification pour ces combinaisons, mais également du temps de traitements. En effet, une image possédant beaucoup de canaux (ou de couches) sera plus longue à traiter. Une image optique Sentinel-2 comporte par exemple 13 couches, alors

qu'un indice de végétation n'en comporte qu'un seul. Les différentes combinaisons réalisées et le nombre de couches correspondant sont représentés dans la figure 24.

La fonction « fusion de raster » de QGIS permet de fusionner plusieurs images en une seule. La fonction empile les canaux de toutes les images en une seule. Cela fonctionne pour les images de même dimension et de même résolution. Nous avons utilisé cette fonction pour fusionner les images provenant du même capteur entre elles.

Afin de fusionner des images provenant de différents capteurs, nous avons utilisé la fonction « collocation » de SNAP. Cette dernière fonctionne sur le même principe que sur qgis, sauf qu'elle rééchantillonne d'abord l'image esclave pour correspondre à l'image maitresse. Un rééchantillonnage bicubique est utilisé pour chaque collocation.

Nous observons 7 combinaisons de données à évaluer sur la figure 24.

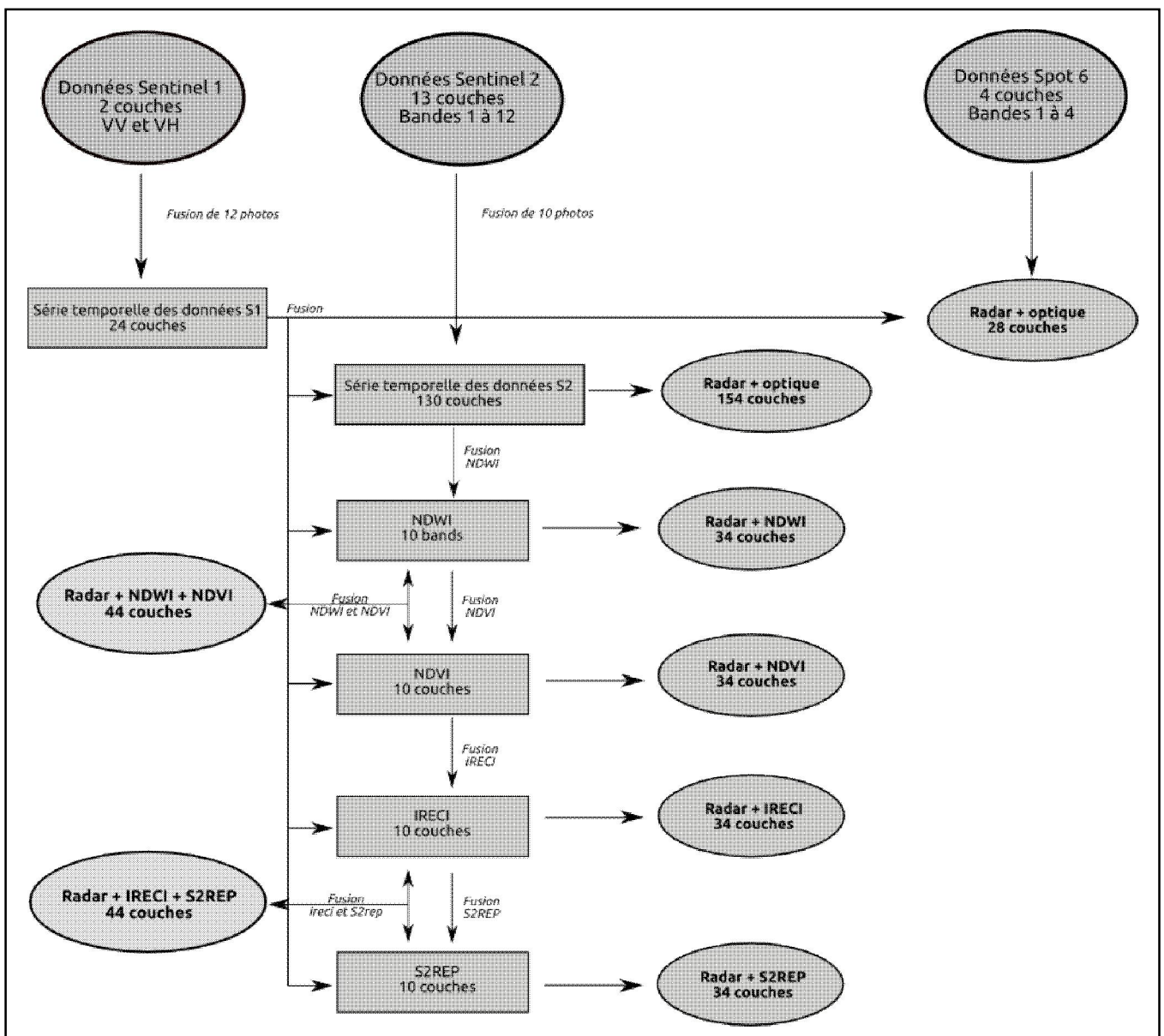


Figure 24 : récapitulatif des différentes combinaisons d'images

### III Résultats et discussions

Cette partie est destinée à présenter les résultats de classification et d'en évaluer leurs qualités.

Durant cette étude, 3 sous-zones sur 5 ont finalement pu être traitées et classifiées. Le pays de Brest a ensuite été étudié dans sa globalité, à partir des échantillons sélectionnés pour les sous-zones. Les sous-zones traitées sont la 1, la 2 et enfin la 5.

Ce travail permettra d'évaluer les performances de l'algorithme *Random Forest*, appliqué à la classification des grands types de végétation à partir des séries temporelles des données de Sentinel-1 et de Sentinel-2.

Nous présenterons tous d'abord les résultats d'une manière qualitative à l'aide des indicateurs de précisions kappa (individuel et général) et de précision globale. Puis nous analyserons visuellement les classifications pour estimer de leur qualité.

#### III.1 Les résultats quantitatifs

Nous présenterons dans un premier lieu les résultats pour la sous-zone n°5 correspondant à la presqu'île de Crozon. Nous analyserons alors les combinaisons présentant les meilleurs résultats, que nous utiliserons pour les deux sous-zones restantes. Ensuite, nous étudierons les résultats de la classification pour le pays de Brest dans son ensemble. Finalement, nous analyserons la classification de la presqu'île de Crozon en utilisant le second groupe de classes.

##### III.1.1 La classification en sous-zones

Le tableau 7 présente un récapitulatif des résultats obtenus à partir des données uniquement radars, uniquement optiques pour les satellites Spot et les satellites Sentinel-2, ainsi que celles issues de la fusion entre les données radars et optiques.<sup>8</sup>

Classes	Précision Optique Spot uniquement	Précision Radar + optique (S1+Spot)	Précision série temporelle radar (S1) uniquement	Précision série temporelle optique (S2) uniquement	Précision radar+optique (S2+S1)
Culture été	0.37	0.76	0,73	0,63	0.74
Non-végétation	0.46	0.69	0,78	0,79	0.92
Arbre / fourré	0.66	0.80	0,72	0,87	0.89
Eau	1	1	0,99	1	1
Prairie	0.62	0.88	0,84	0,87	0.9
Landes / pelouse	0.69	0.77	0,71	0,84	0.86
Culture hiver	0.52	0.73	0,73	0,69	0.73
Sable / dune	0.60	0.93	0,28	0,91	0.97
Kappa	0.75	0.89	0,83	0,89	0.91
OA	0.91	0.96	0,93	0,96	0.97

Tableau 7 : Résultats des combinaisons optiques et radars, issus des satellites Spot et Sentinel, pour la classification de la presqu'île de Crozon avec le premier groupe de classe



On constate tout d'abord à travers ces résultats que la série temporelle des données optiques de Sentinel-2 et celle des données radars Sentinel-1 apporte de meilleurs résultats qu'avec les données optiques Spot. L'utilisation de données multi-temporelle semble plus efficace que l'utilisation mono-date des images Spot malgré sa plus grande résolution spatiale. Ce constat est également visible, bien que moins flagrant, pour la combinaison **radar+optique (Spot)**, qui est moins performante qu'avec la fusion des données **radar+optique (Sentinel-2)**

Les meilleurs résultats se trouvent être lors de l'utilisation de la fusion des données optiques et radars des satellites Sentinel. Nous observons cela grâce au kappa individuel de chaque classe. Les lacunes d'un capteur à détecter une classe est compensée par le second capteur, comme nous pouvons le voir par exemple pour la classe « dune / sable » dans le tableau 6, qui est très mal discerné par les données radars. De plus, cette fusion augmente de manière plus ou moins sensiblement le kappa individuel des classes, au-delà du maximum qu'un seul des deux capteurs ne peut produire. La classe de « non-végétation » est la classe qui démontre le mieux ce cas.

Nous allons désormais présenter les résultats des classifications réalisées à partir de la combinaison des indices. Ceux-ci sont illustrés dans le tableau 8.

Classes	Précision radar+NDVI	Précision radar+NDWI	Précision radar+S2REP	Précision radar+IRECI	Précision radar+NDWI+NDVI	Précision radar+S2REP+IRECI	Précision radar+optique
Culture été	0.74	0.72	0.75	0.77	0.72	0.77	0.74
Non-végétation	0.83	0.84	0.80	0.89	0.87	0.87	0.92
Arbre / fourré	0.76	0.86	0.87	0.78	0.85	0.88	0.89
Eau	1	0.99	1	1	1	1	1
Prairie	0.87	0.86	0.87	0.88	0.89	0.9	0.9
Landes / pelouse	0.78	0.82	0.81	0.77	0.83	0.87	0.86
Culture hiver	0.73	0.70	0.74	0.74	0.75	0.77	0.73
Sable / dune	0.95	0.93	0.95	0.97	0.97	0.96	0.97
Kappa	0.89	0.89	0.9	0.9	0.91	0.92	0.91
OA	0.96	0.96	0.96	0.96	0.96	0.97	0.97

Tableau 8 : Résultats des combinaisons optiques et radars, issus des satellites Sentinel, pour la classification de la presqu'île de Crozon avec le premier groupe de classe

Les résultats montrent une classification élevée pour toutes les combinaisons. Les trois combinaisons présentant les meilleurs résultats sont le **radar+S2REP+IRECI** ; le **radar+NDWI+NDVI** et le **radar+optique (S2)**. Il est intéressant de noter que nous parvenons à des résultats aussi fiables dans l'utilisation d'indices que dans l'utilisation des images optiques complète. En effet comme nous l'avons vu précédemment, la fusion de la série temporelle radars et des images optiques résulte une image qui comprend 154 couches contre seulement 44 pour la fusion avec deux indices (pour la zone n°5 qui comporte 11 images optiques). Nous privilégierions donc ces trois combinaisons pour les classifications de la zone 1 et 2 (tableau 8)<sup>9</sup>.

9 : Annexe 1

Nous avons choisi seulement 7 classes pour la zone n°2. En effet, cette zone fortement urbanisée par la ville de Brest ne dispose que de peu de plage. Il est alors impossible de sélectionner un nombre d'échantillons d'entraînement suffisant pour pouvoir utiliser cette classe. Nous avons donc regroupé la classe sable/dune avec la classe non-végétation pour cette zone.

Nous disposons pour la zone n°1 et pour la zone n°2 de 6 images optiques avec une couverture nuageuse suffisamment faible. Les dates d'acquisition étant bien réparties à travers l'année 2017 : 01/25 ; 05/25 ; 06/14 ; 07/04 ; 09/22 ; 12/01 pour la zone n°1 et 01/25 ; 05/25 ; 07/04 ; 09/22 ; 11/06 ; 12/16 pour la zone n°2.

Classes	Zone 1			Zone 2		
	Précision radar+NDWI+NDVI	Précision radar+S2REP+IRECI	Précision radar+optique	Précision radar+NDWI+NDVI	Précision radar+S2REP+IRECI	Précision radar+optique
Culture été	0,80	0,76	0,7	0,84	0,74	0,75
Non-végétation	0,88	0,87	0,88	0,95	0,92	0,98
Arbre / fourré	0,90	0,92	0,93	0,81	0,85	0,84
Eau	1	1	1	1	1	1
Prairie	0,82	0,83	0,74	0,83	0,87	0,73
Landes / pelouse	0,75	0,77	0,75	0,61	0,66	0,71
Culture hiver	0,74	0,73	0,75	0,77	0,71	0,61
Sable / dune	0,97	0,97	0,97			
Kappa	0,91	0,9	0,89	0,91	0,89	0,91
OA	0,96	0,96	0,96	0,96	0,95	0,96

Tableau 9 : Résultats des combinaisons radar+NDVI+NDWI ; radar+S2REP+IRECI ; radar+optique, pour la classification des sous-zones 1 et 2 avec le premier groupe de classe

On observe cette fois-ci que c'est la combinaison **radar+NDWI+NDVI** qui présente les meilleurs résultats. Les landes sont moins bien classifiées que dans la zone 5, surtout pour la zone n°2. Les matrices de confusion<sup>10</sup> pour cette zone nous montrent des erreurs de commissions importantes pour la classe des landes qui a une forte tendance à être identifiées comme de la forêt. Nous pouvons l'expliquer par le fait qu'elles soient moins présentes et moins caractéristiques, avec une couleur moins homogène que celles trouvées sur l'île de Crozon.

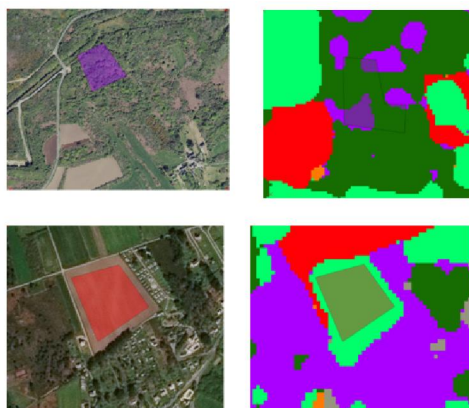


Figure 25 : exemples visuels d'erreur de classification

La figure 25 représente :

Sur les images supérieures, une zone de lande / pelouse identifiée par la combinaison **radar+S2REP+IRECI** comme partiellement de la forêt / fourré

Sur les images inférieures une culture d'été identifié comme de la prairie par la combinaison **radar+NDVI+NDWI**

10 : Annexe 2

Les trois combinaisons présentées apportent des résultats particulièrement satisfaisants pour ce premier groupe de classes. La combinaison **radar+NDVI+NDWI** est la combinaison qui renvoie les meilleurs kappa sur deux sous-zones, alors que **radar+S2REP+IRECI** est meilleur sur la zone de la presqu'île de Crozon. Les résultats sont néanmoins très proches, et une interprétation visuelle des classifications est nécessaire afin de déterminer de leurs fiabilités.

Les matrices de confusions présentes en annexe nous montrent les classes qui ont le plus de mal à être distinguées entre elles. Il s'agit des cultures d'été avec les cultures d'hiver ; la forêt / fourré avec les landes ; les landes avec les prairies ; les prairies avec les cultures ; et la non-végétation avec le sable / dune.

Ces erreurs de distinctions entre classes, parfois minimes et parfois plus importantes, s'expliquent par leurs ressemblances spectrales et texturales.

### III.1.2 Classification de l'ensemble du pays de Brest

Dans cette partie, nous présentons les résultats de classification pour toute la zone du pays de Brest<sup>11</sup>. Nous avons utilisé la combinaison **radar+NDWI+NDVI**. Une première classification a été réalisée en utilisant tous les échantillons des sous-zones, puis en utilisant le même nombre d'échantillons que pour une sous-zone, répartie sur tout le pays de Brest. L'objectif est de comprendre si la division en sous-zone est pertinente pour la classification du pays de Brest.

Classes	Précision radar+NDWI+NDVI	Précision radar+NDVI+NDWI même nombre d'échantillons
Culture été	0,79	0,73
Non-végétation	0,94	0,91
Arbre / fourré	0,84	0,75
Eau	1	0,99
Prairie	0,85	0,67
Landes / pelouse	0,74	0,75
Culture hiver	0,75	0,66
Sable / dune	0,95	0,97
Kappa	0,91	0,88
OA	0,96	0,95

Tableau 10 : Résultats des combinaisons radar+NDVI+NDWI ; radar+S2REP+IRECI ; radar+optique, pour la classification du pays de Brest avec le premier groupe de classe

---

11 : Annexe 3

La classification de la zone dans sa globalité donne de bons résultats lorsque l'on utilise l'ensemble des échantillons utilisés pour les sous-zones. Néanmoins nous trouvons des résultats moins bons quand nous utilisons le même nombre d'échantillons répartis sur toute la zone. Nous en concluons qu'il faut utiliser un nombre plus important d'échantillons lorsque la zone d'étude est plus vaste.

Les résultats sont ainsi cohérents avec les classifications des sous-zones, lorsque nous utilisons trois fois plus d'échantillons. Nous réaliserons une vérification visuelle sur cette classification qui permettra de savoir si cette dernière sur toute la zone est préférable à la division en sous-zone.

### III.1.3 Deuxième groupe de classes

Nous avons utilisé les trois meilleures combinaisons d'images afin de classifier la presqu'île de Crozon avec le second groupe de classes. En effet, pour cette partie nous avons séparé les classes qui pouvaient l'être, en sous-classes.

C'est ainsi que nous avons différencié la classe « forêt / fourrée » par les classes « conifères » et « feuillus » ; la classe culture d'été par de celles de « maïs » et d'« Orge printemps » ; et la classes culture d'hiver par « Blé tendre », d'« orge hiver » et de « colza ».

Classes	Précision radar+NDWI+NDVI	Précision radar+S2REP+IRECI	Précision radar+optique
Orge printemps	0.23	0.40	0.16
Maïs	0.49	0.48	0.57
Non-végétation	0.88	0.63	0.88
Conifères	0.91	0.91	0.90
Feuillu	0.96	0.88	0.95
Eau	1	1	1
Prairie	0.83	0.86	0.88
Landes / pelouse	0.83	0.77	0.85
Blé tendre	0.40	0.39	0.32
Orge hiver	0.50	0.50	0.51
Colza	0.39	0.33	0.41
Sable / dune	0.97	0.94	0.96
Kappa	0.79	0.79	0.80
OA	0.88	0.89	0.89

**Tableau 11 : Résultats des combinaisons radar+NDVI+NDWI ; radar+S2REP+IRECI ; radar+optique, pour la classification de la presqu'île de Crozon avec le deuxième groupe de classe**

Les kappa sont excellents pour toutes les classes qui ne concernent pas les cultures. Nous observons une très bonne différenciation des deux espèces de forêts. Néanmoins, l'étude des cultures a des résultats médiocres. La matrice de confusion disponible en annexe, nous renseigne que les cultures se mélangent entre elles sans distinction entre

culture d'hiver et culture d'été. Malgré la sélection de nouveaux échantillons, les résultats restent les mêmes.

On en conclut que notre méthode de classification n'est pas adéquate pour cartographier le pays de Brest avec ce second groupe de classes. Nous pouvons toutefois effectuer une différenciation d'espèces de forêt comme entre les conifères et les feuillus. Ainsi une nouvelle classification de la presqu'île de Crozon a été réalisée en utilisant ces nouvelles classes.<sup>12</sup>

### III.2 Résultat qualitatif.

#### i. Comparaison entre les combinaisons

Nous avons vu dans la partie précédente que les 3 combinaisons de données que nous avons proposées offraient de très bons résultats au niveau du kappa et de la précision globale. Dans cette partie, nous interpréterons les classifications visuellement, en nous appuyant sur de la photo-interprétation (image de spot 6, Bd\_ortho).

Nous constatons alors certaines différences entre les trois classifications. En effet, en premier lieu nous observons des incohérences de classifications avec les classes « non-végétation » et « dunes/sables » et entre les classes « forêt/fourré » et « landes/pelouse ». Ces incohérences s'observent avec la classification utilisant les indices **S2rep/Ireci**. En effet avec ces indices, des zones de non végétation (falaises, routes) se retrouvent parfois classifiées dans la classe dune/sable comme le montre la figure 27. De même, bien que plus rares, des zones clairement définies comme étant des landes (figure 28) se retrouvent classées Forêt/fourré. L'utilisation des indices **NDVI/NDWI** rejoint la classification utilisant les données optiques et radars complets en affichant moins d'erreurs de classifications aussi grossières.

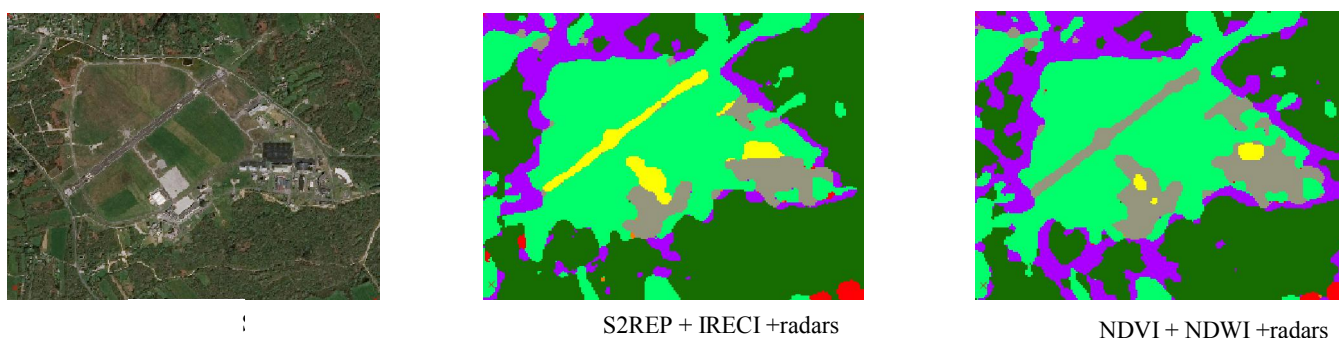


Figure 26 :Erreur de classifications entre les classes non-végétation et sable/dune

Ce qui est clairement de la « non-végétation » dans la figure 26 (routes, bâtiment) est catégorisé comme du « sable/dune » pour la combinaison S2REP+IRECI+radar. Le NDVI+NDWI+radar ainsi que le radar+optique ne commet pas ce genre d'erreur.

---

12 : Annexe 4

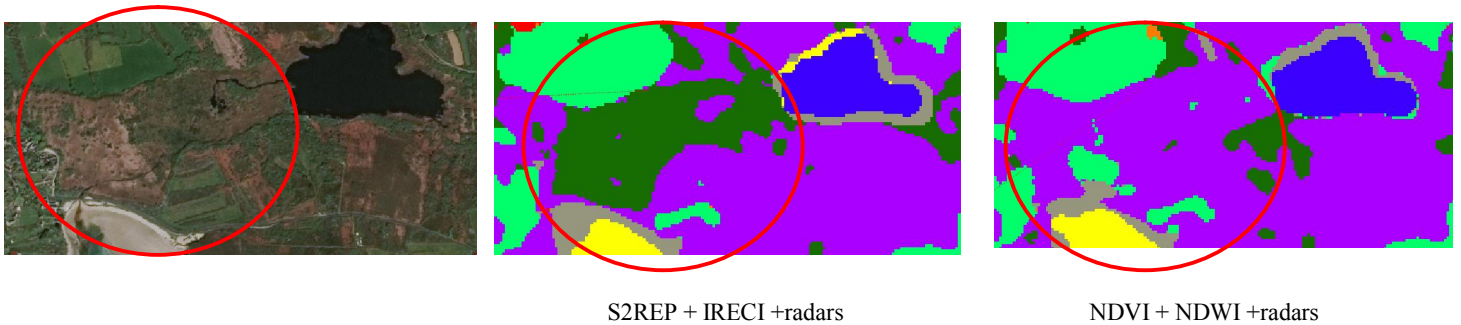


Figure 27 : Erreur de classifications entre les classes forêt/fourré et lande/pelouse

La figure 27 illustre un lieu où l'on observe distinctement de la lande, la combinaison **S2REP+IRECI+radar** a pourtant permis de le classifier en forêt/fourré, erreur que n'ont pas commise les deux autres combinaisons.

Néanmoins les deux combinaisons **radar+NDVI+NDWI** ont parfois du mal à différencier les landes quelque peu arborées, des forêts. Ces dernières privilégient généralement la classification en forêt/fourré, comme le montre la figure 29. L'utilisation des indices **S2REP et IRECI** est dans ces cas présents plus performant.

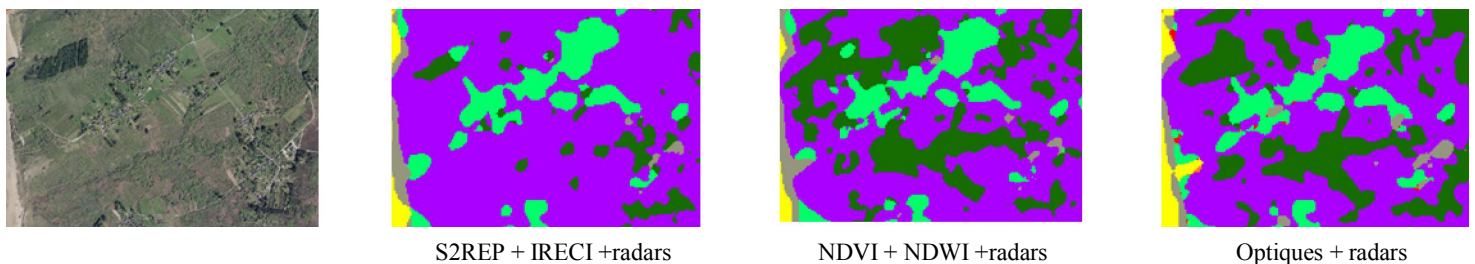
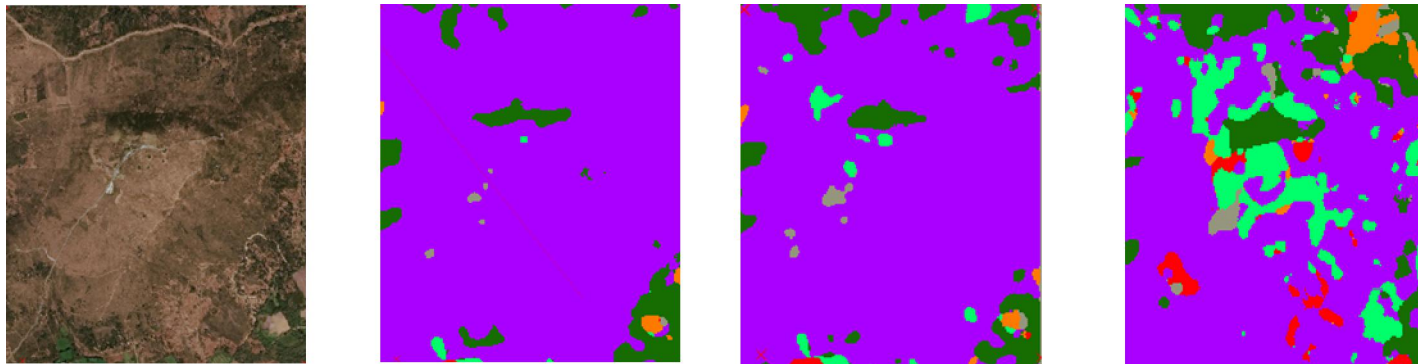


Figure 28 : Erreur de classifications entre les classes forêt/fourré et lande/pelouse

Dans la figure 28, de la forêt a été identifiée avec les indices **NDVI/NDWI** et avec l'utilisation des données optiques complètes, alors qu'il s'agit de landes légèrement arborées. Comme nous pouvons le voir, la combinaison **radar+S2REP+IRECI** permet de ne pas commettre cette erreur.

Ensuite, l'utilisation de la combinaison **radar+optique** a tendance à classifier la pelouse en prairie, tandis que l'utilisation des indices permet de bien différencier ces classes. C'est pourquoi on trouve dans les zones de bâti diffus, où les jardins sont plutôt présents, des classes landes/pelouses pour les classifications utilisant les indices, et de la prairie pour celles utilisant toutes les données optiques.

Finalement, les données optiques complètes ont tendance à faire des mélanges de classes dans des zones pourtant homogènes, alors que les indices renvoient des classifications plus uniformes (figure 29).



S2REP + IRECI + radars

NDVI + NDWI + radars

Optiques + radars

Figure 29 : Erreur de classifications pour la combinaison radar + optique

Dans la figure 29, la combinaison **radar+optique** a permis d'identifier des cultures d'hiver, d'été, de la non-végétation et des prairies dans ce qui devrait être classifié comme de la lande et un peu de forêts/fourrée.

À travers ces observations, nous observons que l'utilisation de la combinaison **radar+NDVI+NDWI** semble être le plus adéquate à la cartographie des grands types de végétation du pays de Brest. En effet, la classification que renvoie cette combinaison est la plus proche de la réalité du terrain. Celle utilisant le **radar+S2REP+IRECI** réalise des erreurs plutôt grossières, tandis que celle qui utilise le **radar+optique** produit des confusions de classes faussant le résultat, ceci est sûrement dû au trop-plein d'informations que contient cette combinaison.

### ii. Comparaison entre classifications globales et en sous-zones

Nous avons comparé la classification entre les sous-zones et la zone totale du pays de Brest.

La première constatation que nous faisons concerne les bâtis qui sont mieux représentés sur la classification de toute la zone que ce soit dans celle des villes et des villages (figure 29) et également celle des bâtis diffus (figure 30).

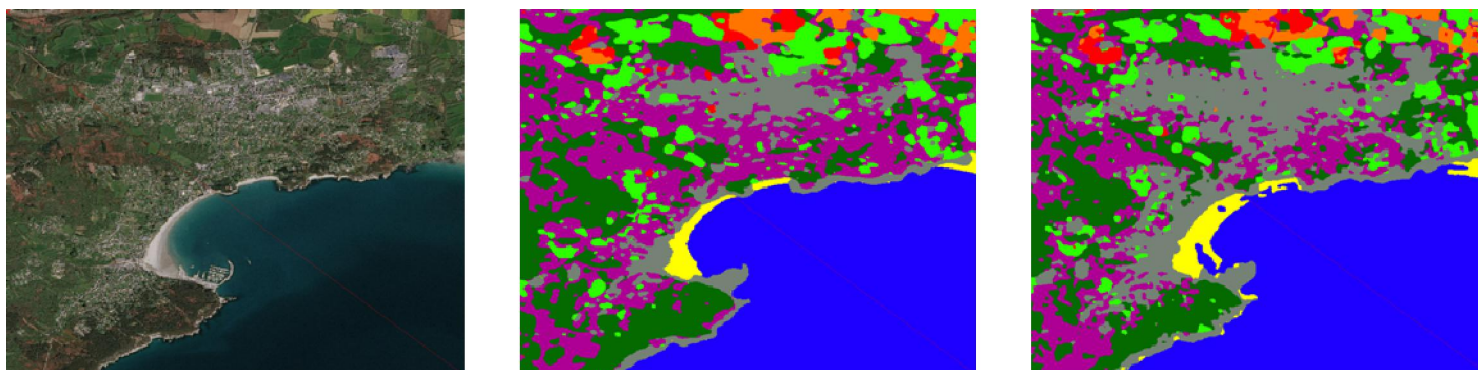


Image aérienne

Classification de la sous-zone n°5

Classification de la zone entière

Figure 30: exemple de différence de classification pour une ville sur la presqu'île de Crozon

La classification de la zone entière classe correctement la ville, alors qu'avec la division en sous-zone, nous observons qu'une partie de la ville est classée comme de la pelouse.

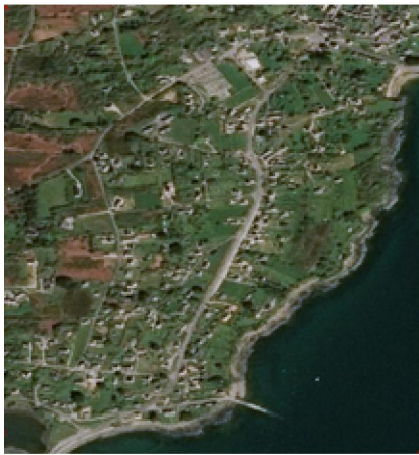
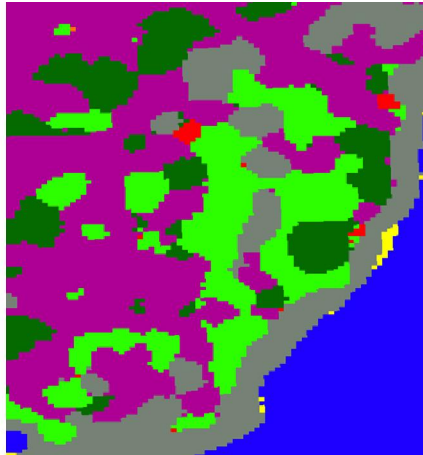
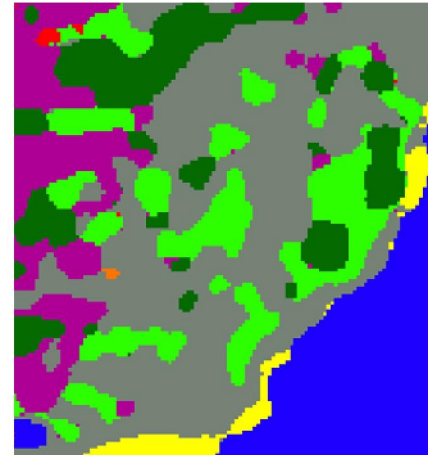


Image aérienne



Classification de la sous-zone n°5



Classification de la zone entière

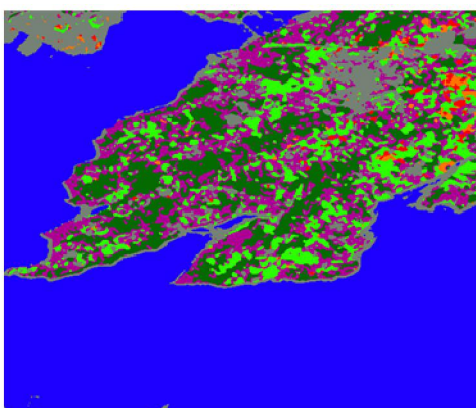
Figure 31 : exemple de bâtis diffus visible sur la sous-zone n°5

Les images de la figure 31 montre un territoire avec du bâti diffus. Alors que la classification issue de la division en sous-zone l'identifie majoritairement comme des landes/pelouse, sans doute pour les jardins, celle issue de la zone complète englobe toute la zone en non-végétation.

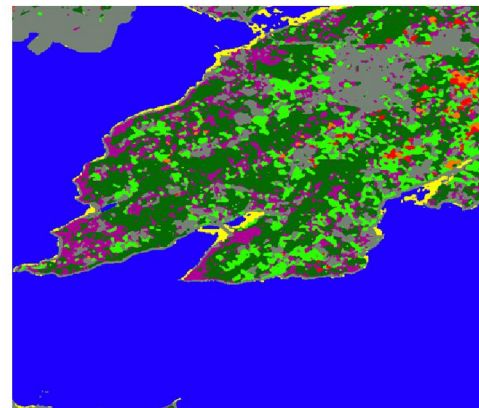
Nous remarquons également des différences de classification avec les classes de forêts/fourré et de landes/pelouse. Ces différences s'observent essentiellement sur les sous-zones n°1 et n°2(figure 32 et 33).



Image aérienne



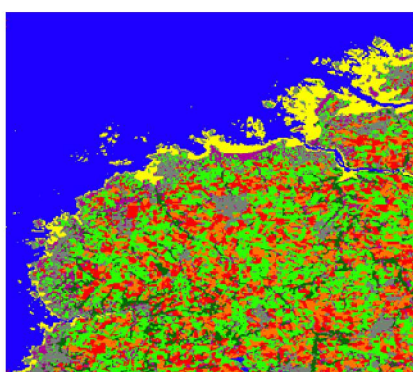
Classification de la sous-zone n°2



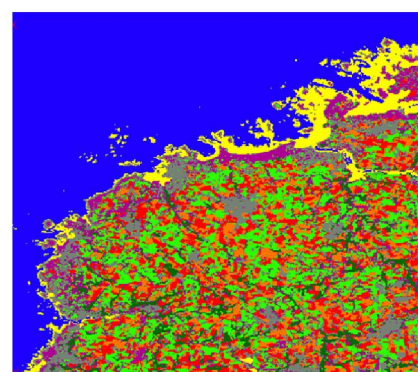
Classification de la zone entière



Image aérienne



Classification de la sous-zone n°1



Classification de la zone entière

Figure 32 : différences entre les classifications de la zone entière et des sous-zone n° 1 et 2 pour la classes forêt/fourrée et landes/pelouse



La classe de landes/pelouse est plus prédominante dans les classifications issues de la division en sous-zones. Nous retrouvons cette particularité partout, excepté pour la sous-zone n°5, où les deux classifications sont plutôt homogènes. L'identification des landes/pelouses semble généralement plus cohérente sur les classifications de sous-zones.

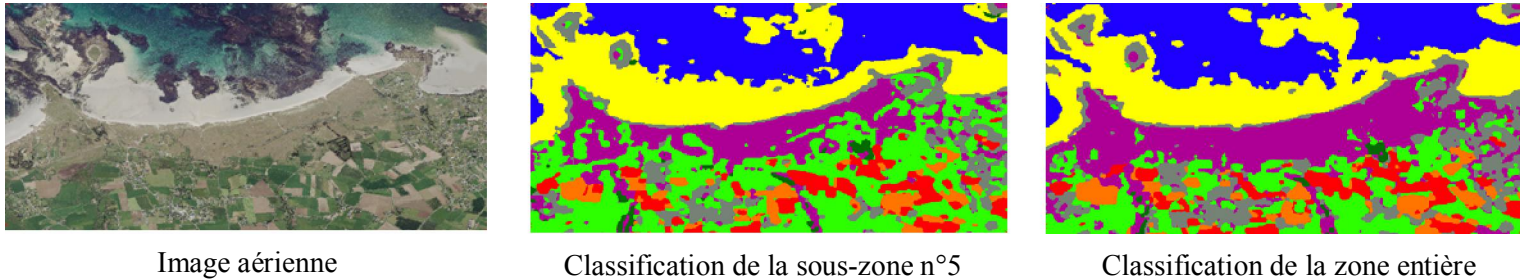


Figure 33 : différence de classification sur la sous-zone n°5 pour les classes forêt/fourrée et landes/pelouse

Enfin, nous observons des différences sur la classification des cultures, la zone entière permet généralement une meilleure délimitation de cette classification, comme nous l'observons à travers la figure 34.

Cette particularité est peu marquée, mais reste néanmoins notable.

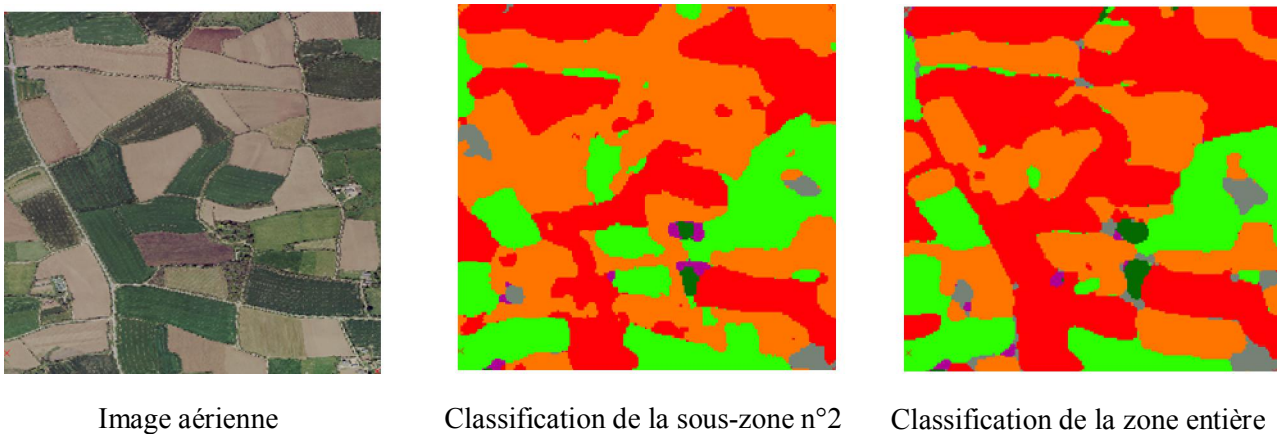


Figure 34 : différence de classifications de cultures sur la sous-zone n°2

### III.3 Réglage des paramètres Random Forest

Bien qu'il n'y ait que peu de variation au niveau des résultats, un bon choix dans les paramètres de Random Forest permet de gagner quelque peu en précision. Nous avons fait varier les quatre paramètres de *random forest* jugés important et nous avons comparé les coefficients kappa sur la classification de la presqu'île de Crozon. Ainsi nous avons observé une augmentation de 1.7% entre deux paramétrages.

Les quatre paramètres concernés :

- Le nombre maximum d'arbres ( $n$ )
- Du nombre de variables choisi aléatoirement à chaque nœud ( $m$ )
- Le nombre d'échantillons minimum utilisé à chaque nœud de l'arbre ( $k$ )
- La profondeur de l'arbre ( $p$ )

En premier lieu, tout en gardant les paramétrages que nous nous sommes fixés par défaut pour les autres paramètres, nous avons effectué des premiers tests sur le paramètre  $n$ , le nombre maximum d'arbres. Nous avons fait nos tests pour  $n$  de 25, 50, 100, 200 et 500.

Nous avons observé une augmentation du kappa passant de 0.893 pour  $n=25$  à 0.904 pour  $n=100$ . Ensuite, le kappa ne subit aucune évolution significative pour les autres valeurs. Nous en concluons que la valeur optimale pour  $n$  est de 100, en dessous les résultats se dégraderaient et au-dessus la puissance de calcul de la machine serait sollicitée inutilement.

Dans un second temps, nous avons remarqué que la variation des paramètres  $m$  et  $k$  n'apportait pas de changements majeurs sur les résultats. Nous avons donc décidé de garder par défaut  $m=3$  et  $k=25$ .

Finalement dans un troisième temps, nous avons modifié la profondeur de l'arbre. Nous avons testé les valeurs 10, 25, 50 et 100. Il s'est avéré que nous atteignons un kappa maximum de 0.910 avec  $p=50$ , pour 0.904 avec  $p=25$ .

Les paramètres que nous avons choisi de garder sont donc :  
 $n=100$  ;  $m=3$  ;  $k=25$  ;  $p=50$

### III.4 Discussion des résultats

Nous avons évalué nos résultats d'un point de vue quantitatif à travers des coefficients kappa et de précisions globales, puis d'un point de vue qualitatif en analysant visuellement les cartes obtenues.

Nous avons constaté que l'utilisation des indices NDVI et NDWI, en synergie avec les données radars apportait une classification plus stable pour les grands groupes de végétation, que les limites de notre classification concernaient l'identification des différents types de culture et que la classification en sous-zones apportait de réelles différences en comparaison avec la classification totale de la zone.

Nous émettons deux hypothèses concernant la mauvaise identification des groupes de cultures. Premièrement, il est possible que les capteurs ou la méthode de classification ne soient pas adaptés pour pouvoir différencier ce type de cultures. Il est probable alors que les limites de classifications par la fusion des données Sentinel-1 et Sentinel-2 se situent au niveau de grands types de culture de type « culture d'été » ou « culture d'hiver ».

Deuxièmement, notre connaissance sur le terrain peut-être biaisé, nous nous sommes uniquement basés sur le référencement que fournissait le Registre Parcellaire Graphique pour identifier et valider ces cultures. Une recherche plus approfondie et une connaissance exacte du type de culture sont nécessaires pour réaliser une nouvelle classification et valider la première hypothèse.

Concernant les différences entre la classification de la zone complète et des sous-zones, nous expliquons cela premièrement, par la différence du nombre d'échantillons d'entraînement sélectionnés. En effet, la zone totale a été classifiée en utilisant la somme des échantillons d'entraînement des sous-zones. Cela a permis de mieux identifier les classes qui ne varient pas beaucoup selon leurs situations, comme la non-végétation ou les cultures. Néanmoins le paysage du Finistère a la particularité d'être très hétérogène. Ainsi la végétation d'une sous-zone n'aura pas la même propriété qu'une autre. Cela peut expliquer que les landes/pelouses, forêt/fourrée soit mieux identifiées lorsque l'on utilise des sous-zones.

Ainsi, utiliser la zone entière est plus pertinent lorsqu'il s'agit de classer des zones homogènes, comme pour la non-végétation, et les cultures. Il est néanmoins particulièrement utile de diviser le pays de Brest en plusieurs zones pour identifier la végétation naturelle dont les propriétés sont différentes selon la zone, comme des landes ou les forêts.

## Conclusion

L'objectif de cette étude consistait à mettre en place une méthodologie efficace pour cartographier la végétation du littoral du pays de Brest, avec l'utilisation des images satellites Sentinel-1, Sentinel-2 et de Spot-6. Nous avons ainsi vu les capacités que pouvaient avoir ces satellites, individuellement et en synergie, pour la classification des grands types de végétation de notre zone d'étude. Pour mettre en œuvre cette classification, nous nous sommes reposés sur des connaissances préexistantes des occupations des sols, à partir de données auxiliaires telles que le registre parcellaire graphique ou la BD\_Veget, et sur l'algorithme de classification Random Forest.

Nous avons obtenu des résultats très satisfaisants en utilisant les données combinées de Sentinel-1 et de Sentinel-2, selon un coefficient kappa, de l'ordre de 0.89 à 0.91. Les images de Sentinel-1 et 2 fournissent une excellente opportunité pour cartographier la végétation à grande échelle, de par leurs résolutions spatiales, spectrales et temporelles.

Trois combinaisons de données ont été retenues pour leurs résultats, puis comparées.

Il s'agit des combinaisons utilisant la série temporelle des images radars, préalablement sélectionnées, avec d'une part les images optiques de Sentinel-2, d'autre part avec les indices S2REP et IRECI et enfin avec les indices NDVI et NDWI. Il s'est avéré que l'utilisation des indices NDVI et NDWI était plus pertinente pour notre étude. De plus nous avons démontré que le mieux était de diviser le pays de Brest en plusieurs zones pour optimiser nos résultats.

Néanmoins nous avons montré que nous ne pouvions pas différencier précisément les différents types de cultures, sans doute parce que nous manquions de données relatives à la zone d'étude.

Le programme Copernicus offre aux collectivités un outil puissant pour la cartographie de la végétation même si d'importantes recherches sont encore à réaliser dans ce domaine. Correctement exploitée, l'utilisation des données satellites Sentinel pour la détection de la végétation offrira la possibilité d'une bien meilleure gestion de cette dernière.

## Bibliographie

- Breiman, L., (2001). Random Forests. *Machine Learning* 45, p. 5–32.
- Boutarfa, Bouchemakh, Smara (2015). Filtre sigma et ses variantes appliqués aux images radar sar polarimétriques. *Télétection*, Editions scientifiques GB, 2013, 11 (2), pp.307-323.
- Cai, Zhang, Bu, Yang, Chang (2011). Integrating geographical data and phenological characteristics derived from MODIS data for improving land cover mapping. *Journal of geographical Sciences*, 21(4), p. 705-718
- CazalsCecile (2017). Apport des données Sentinel-1 pour la cartographie des milieux humides. *Géographie*. Université Paris-Est, 2017. Français 174p
- Cohen (1960). A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurement*, 20(1):37–46
- Dusseux Pauline (2014). Exploitation de séries temporelles d'images satellites à haute résolution spatiale pour le suivi des prairies en milieu agricole. *Géographie*. Université Rennes 2, 2014. Français
- Frampton, W.J., Dash, J., Watmough, G., Milton, E.J., (2013). Evaluating the capabilities of Sentinel-2 for quantitative estimation of biophysical variables in vegetation. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 82, p.83–92.
- Frison P.-L. ,Fruneau B. , Dufrière E. , Soudani K., Koleck T. , Villard L. , Le Page M. , Dejoux J.-F. , Rudant J.-P. , Le Toan Th. (2017). *Télétection Radar: Application continentals*, Ecole Nationale des Sciences Géographiques, Salle Polyvalente Marne-la-Vallée, France
- Gao, B., (1996). NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment* 58, p. 257–266.
- Guerschman, Paruelo, Di Belle, Giallorenzi (2003). Land cover classification in the Argentine Pampas using multi-temporal Landsat TM data. *International Journal of Remote Sensing* 24:3381–3402.
- Justice, C. O., Townshend, J. R. G., Holben, B. N.,and Tucker, C. J. (1985). Analysis of the phenology of global vegetation using meteorological satellite data. *International Journal of Remote Sensing*6, 1271-1318.
- Kaplan Gordana, AvdanUgur (2018). Sentinel-1 and sentinel-2 data fusion for Wetlands mapping :Balikdami, Turkey. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Volume XLII-3, 2018 ISPRS TC III Mid-term Symposium “Developments, Technologies and Applications in Remote Sensing.
- Lee, J.S. (1983) Digital image noise smoothing and the sigma filter. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, vol. 24, p. 255 - 269
- Liaw and Wiener (2002).Classification and regression by random Forest. *R News*, 2(3):18–22, 2002.
- Liu, X.H., Skidmore, A.K. and Van Oosten, H. (2002). Integration of classification methods for improvement of land-cover map accuracy. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 56, 257 – 68.
- Lu, D. and Q. Weng, (2007).A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. *International Journal of Remote Sensing*, 28(5), pp. 823-870.
- Millard and Richardson (2015).On the Importance of Training Data Sample Selection in Random Forest Image Classification: A Case Study in Peatland Ecosystem Mapping. *Remote sensing* 7 : p8489-8515

Niculescu Simona, Lardeux Cédric, Hanganu Jenica (2017). Synergy between Sentinel-1 radar time series and Sentinel-2 optical for the mapping of restored areas in Danube delta. Proceedings of the International Cartographic Association.

Région Bretagne (2007) La charte des espaces côtiers bretons.  
Disponible sur <http://www.bretagne.bzh> (consulté en Juin 2018)

Rouse J.W., Haas R.H., Schell J.A., Deering D.W. & J.C. Harlan, (1974). Monitoring the Vernal Advancement and Retrogradation (Green Wave Effect) of Natural Vegetation, *NASA/GSFC Type III Final Report, Greenbelt, MD., 371p.*

Sparfel Lénaïg (2011). Etude des changements d'occupation des sols dans la zone côtière à partir de données hétérogènes: application au pays de Brest. Géographie. Université de Bretagne occidentale – Brest.

Stehman, S.V (2009), Sampling designs for accuracy assessment of land cover, international journal of remote sensing, 30 (20), p. 5243-5272

TalabOu Ali H., Niculescu S., Sellin V., Bougault C., (2017). Contribution of the new satellites (Sentinel-1, Sentinel-2 and SPOT-6) to the Coastal Vegetation Monitoring in the Pays de Brest (France). SPIE DIGITAL LIBRARY, Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology XIX, 10421 (1042129), 17 p.

## **Sites Web**

Les indices de végétation. Site : Université Paris 1 Panthéon Sorbonne. Espace pédagogiques interactifs.  
Disponible sur : <https://cours.univ-paris1.fr/>. (consulté en septembre 2018)

## **Cours**

Notions fondamentales de télédétection - Centre Canadien de Télédétection  
Disponible sur : <https://www.rncan.gc.ca/sciences-terre/geomatique/imagerie-satellitaire-photosaeriennes/imagerie-satellitaire-produits/ressources-educatives/9310> . (Consulté en août 2018)

## Table des annexes

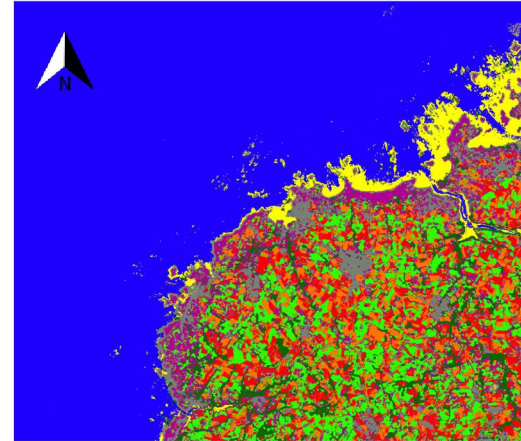
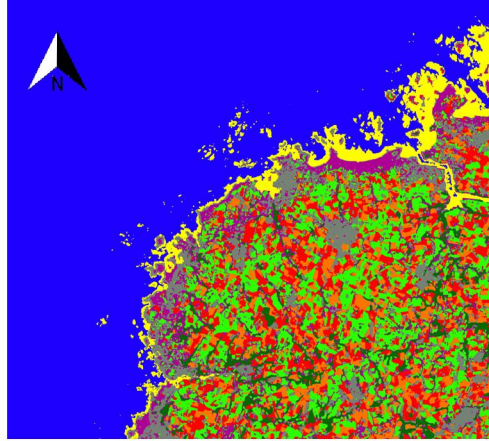
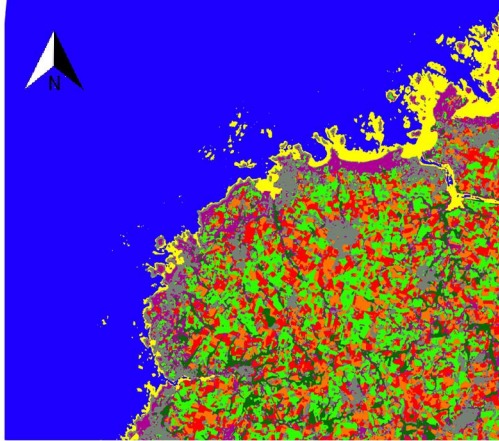
ANNEXE 1 : CLASSIFICATIONS ISSUES DES DIFFERENTES CLASSIFICATIONS POUR LES TROIS SOUS-ZONES...	56
ANNEXE 2 : MATRICES DE CONFUSIONS.....	58
ANNEXE 3 : CLASSIFICATION DE LA ZONE ENTIERE DU PAYS DE BREST.....	60
ANNEXE 4 : CLASSIFICATION DE LA PRESQU'ILE DE CROZON AVEC 9 CLASSES.....	61

## Annexe 1 : Classifications issues des différentes classifications pour les trois sous-zones

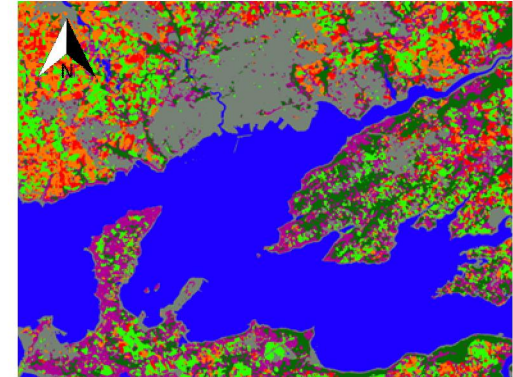
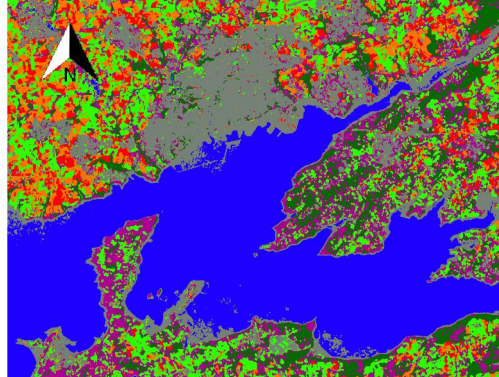
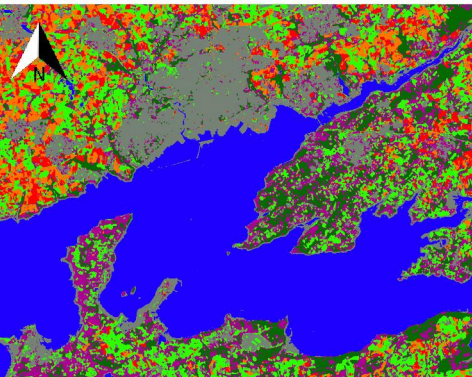
Radar + NDVI + NDWI

Radar + S2REP + IRECI

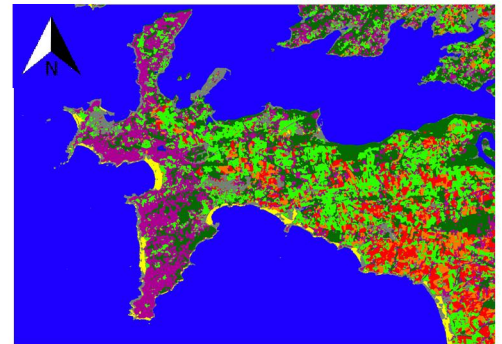
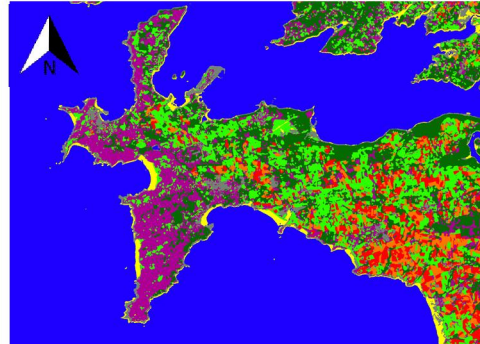
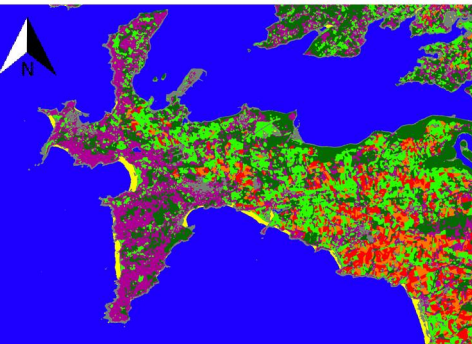
Radar + optique



Sous-zone °1 0 5 10 km



Sous-zone °2 0 5 10 km



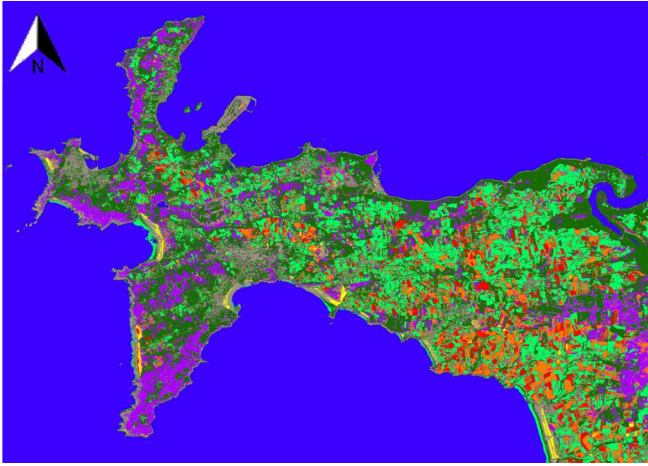
Sous-zone °5 0 5 10 km



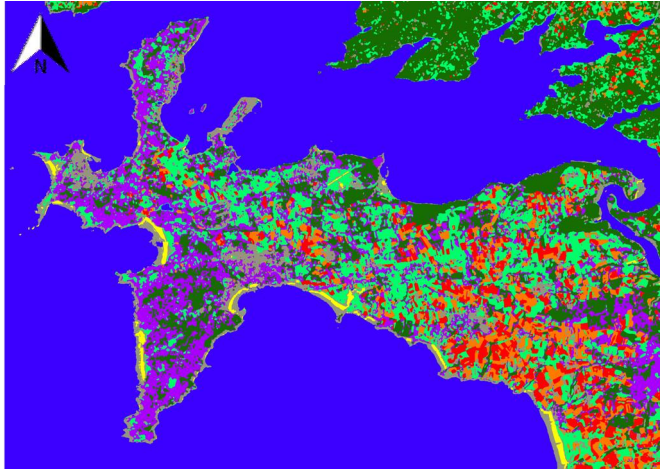
1 : culture été	
2 : non-végétation	
3 : forêt/fourré	
4 : eau	
5 : prairie	
6 : lande / pelouse	
7 : culture hiver	
8 : dune / sable.	



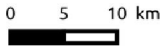
Spot 6



Radar+Spot 6



Sous-zone °5



1 : culture été	
2 : non-végétation	
3 : forêt/fourré	
4 : eau	
5 : prairie	
6 : lande / pelouse	
7 : culture hiver	
8 : dune / sable.	

## Annexe 2 : Matrices de confusions

Sous-zone n°5

Classes	Culture d'été	Non végétation	Forêt/fourré	Eau	Prairie	Lande/pelouse	Culture d'hiver	Sable/dune
Culture d'été	10147	288	0	0	98	117	1482	0
Non végétation	2	10186	0	0	67	969	3	190
Forêt/fourré	71	9	6431	0	0	139	0	0
Eau	0	0	0	224397	0	0	0	0
Prairie	325	16	0	0	8017	464	336	0
Lande/pelouse	0	36	918	0	136	4432	0	1
Culture d'hiver	1970	820	216	0	1327	113	9046	0
Sable/dune	0	248	0	55	0	17	0	9629

Combinaison : radar+NDVI+NDWI

Classes	Culture d'été	Non végétation	Forêt/fourré	Eau	Prairie	Lande/pelouse	Culture d'hiver	Sable/dune
Culture d'été	9332	531	0	0	856	82	2031	0
Non végétation	188	10180	6	0	47	812	13	171
Forêt/fourré	84	3	6424	0	0	139	0	0
Eau	0	0	0	24376	0	0	0	21
Prairie	117	2	0	0	8108	371	560	0
Lande/pelouse	0	69	877	0	113	4463	0	1
Culture d'hiver	1968	822	12	0	1299	227	9164	0
Sable/dune	0	298	0	1	0	11	0	9639

Combinaison : radar+S2REP+IRECI

Classes	Culture d'été	Non végétation	Forêt/fourré	Eau	Prairie	Lande/pelouse	Culture d'hiver	Sable/dune
Culture d'été	5247	386	261	0	1422	274	915	0
Non végétation	1	6889	4	0	0	619	1	39
Forêt/fourré	18	0	4356	0	21	8	0	0
Eau	0	0	0	48572	0	0	0	0
Prairie	167	0	2	0	5145	430	404	0
Lande/pelouse	1	42	265	0	196	3094	17	0
Culture d'hiver	947	438	62	0	1014	266	6221	0
Sable/dune	0	329	0	0	0	0	0	6251

Combinaison : radar+optique

Sous-zone n°1

Classes	Culture d'été	Non végétation	Forêt/fourré	Eau	Prairie	Lande/pelouse	Culture d'hiver	Sable/dune
Culture d'été	3846	143	1	0	309	13	429	0
Non végétation	21	1884	58	0	41	82	5	109
Forêt/fourré	0	2	3554	0	44	347	2	0
Eau	0	0	1	21277	12	1	0	0
Prairie	108	5	46	0	5912	57	125	0
Lande/pelouse	0	0	734	0	18	4607	1	0
Culture d'hiver	1702	0	0	0	313	0	3336	0
Sable/dune	0	185	0	0	0	0	0	3805

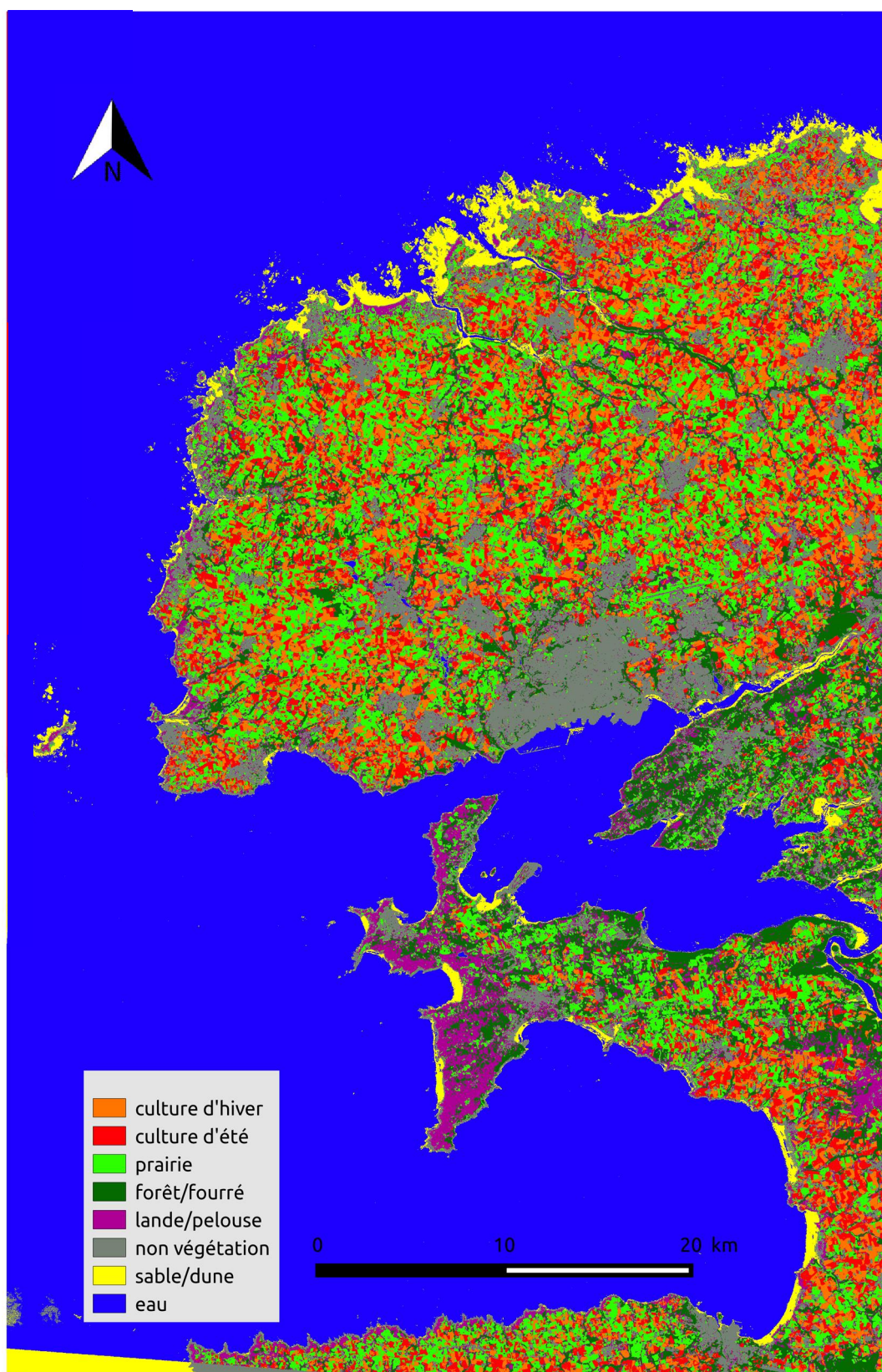
Combinaison : radar+NDVI+NDWI

Sous-zone n°2

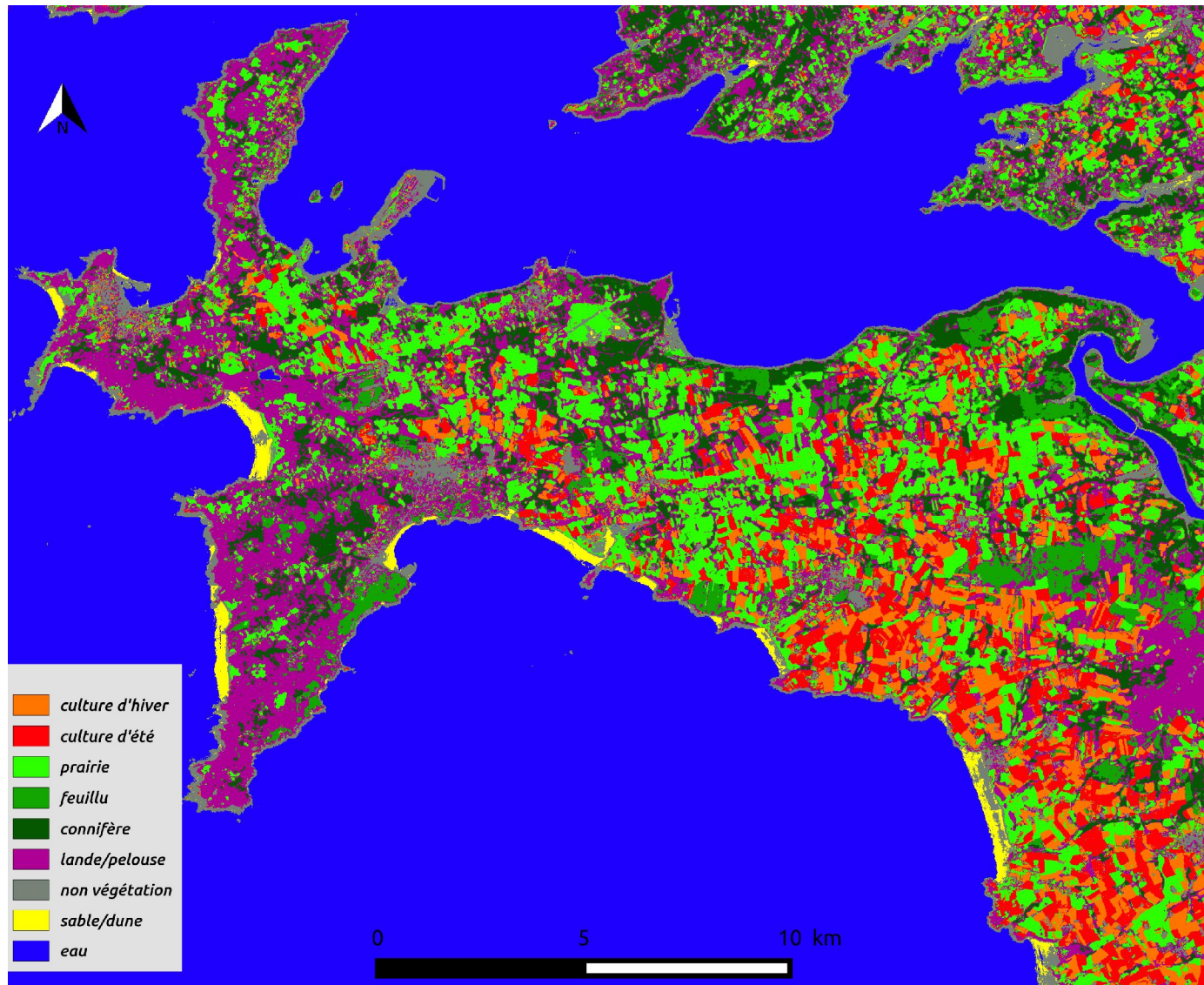
Classes	Culture d'été	Non végétation	Forêt/fourré	Eau	Prairie	Lande/pelouse	Culture d'hiver
Culture d'été	6917	0	1	0	328	18	1082
Non végétation	339	42588	636	29	608	1573	690
Forêt/fourré	35	108	15063	0	0	1340	1
Eau	0	136	0	253758	0	0	0
Prairie	15	0	0	0	6081	18	259
Lande/pelouse	0	148	5089	7	175	6625	139
Culture d'hiver	836	0	2	0	1064	23	6745

Combinaison : radar+NDVI+NDWI

### Annexe 3 : Classification de la zone entière du pays de Brest



#### Annexe 4 : classification de la presqu'île de Crozon avec 9 classes



## Liste des figures

FIGURE 1 : EXEMPLE D'ARBRE DE DECISION.....	9
FIGURE 2 : EXEMPLE DE SIGNATURE SPECTRALE POUR UNE VEGETATION SAINES .....	10
FIGURE 3 : SPECTRE DU DOMAINE DES MICRO-ONDES .....	12
FIGURE 4 : ONDES EN POLARISATION VERTICALE ET HORIZONTALE. ....	12
FIGURE 5 : PLAN DE SITUATION DU PAYS DE BREST .....	14
FIGURE 6 : PARC NATUREL REGIONAL D'ARMORIQUE.....	15
FIGURE 7 : LES MODES D'ACQUISITIONS DE SENTINEL-1.....	17
FIGURE 8 : LES ETAPES POUR EFFECTUER UNE CLASSIFICATION SOUS OTB .....	21
FIGURE 9 : SCHEMA RECAPITULATIF DE LA METHODOLOGIE EMPLOYEE.....	24
FIGURE 10 : PRESENTATION DES DEUX GROUPES DE CLASSES UTILISES POUR L'ETUDE.....	25
FIGURE 11 : PHOTO DE LANDE SUR LA COTE DU FINISTERE.....	26
FIGURE 12 : EXEMPLE DE CROISEMENT DES DONNEES ENTRE RPG 2016 ET DE LA CLASSIFICATION 2016 DE CESBIO.....	27
FIGURE 13 : EXEMPLE DE CROISEMENT DES DONNEES ENTRE BD__VEGET ET DE LA CLASSIFICATION 2016 DE CESBIO.....	27
FIGURE 14 : EXEMPLE DE LA MISE EN PLACE D'UN LISSAGE SUR UNE IMAGE CLASSIFIE AVEC COMME VALEUR DE N = 3 PIXELS.....	28
FIGURE 15: EXEMPLE DE MATRICE DE CONFUSION DE TAILLE 2*2 .....	29
FIGURE 16 : SCHEMA RECAPITULATIF DE LA MISE EN PLACE D'UNE CLASSIFICATION SUPERVISEE. ....	30
FIGURE 17 : LE PAYS DE BREST DIVISE EN 5 ZONES .....	31
FIGURE 18 : ETAPES DE PRETRAITEMENTS DES IMAGES RADAR .....	32
FIGURE 19 : COMPARAISON DES IMAGES RADARS FUSIONNEES MENSUELLEMENT ISSUES DES ORBITES 1 ; 154 ET 52 ; 103 SELON LE COEFFICIENT KAPPA .....	34
FIGURE 20 : FUSION DES IMAGES RADARS DES ORBITES 1 ; 154 ET 52 ; 103 SUR L'ANNEE 2017 ET COMPARAISON .....	34
FIGURE 21 : EVOLUTION DU COEFFICIENT KAPPA SELON LES SERIES TEMPORELLES DES IMAGES REDAR SENTINEL-1 .....	35
FIGURE 22 : COMPARAISON ENTRE TROIS SERIES TEMPORELLES DES IMAGES RADARS : 12 IMAGES PRISES EN HIVER, 12 IMAGES PRISES EN ETE, ET 12 IMAGES REPARTIS SUR L'ANNEE 2017 .....	36
FIGURE 23 : EVOLUTION DU COEFFICIENT KAPPA SELON LES SERIES TEMPORELLES DES IMAGES OPTIQUES SENTINEL-2 .....	37
FIGURE 24 : RECAPITULATIF DES DIFFERENTES COMBINAISONS D'IMAGES.....	38
FIGURE 25 : EXEMPLES VISUELS D'ERREUR DE CLASSIFICATION .....	41
FIGURE 26 :ERREUR DE CLASSIFICATIONS ENTRE LES CLASSES NON-VEGETATION ET SABLE/DUNE .....	44
FIGURE 27 : ERREUR DE CLASSIFICATIONS ENTRE LES CLASSES FORET/FOURRE ET LANDE/PELOUSE .....	45
FIGURE 28 : ERREUR DE CLASSIFICATIONS ENTRE LES CLASSES FORET/FOURRE ET LANDE/PELOUSE .....	45
FIGURE 29 : ERREUR DE CLASSIFICATIONS POUR LA COMBINAISON RADAR + OPTIQUE .....	46
FIGURE 30: EXEMPLE DE DIFFERENCE DE CLASSIFICATION POUR UNE VILLE SUR LA PRESQU'ILE DE CROZON .....	46
FIGURE 31 : EXEMPLE DE BATAIS DIFFUS VISIBLE SUR LA SOUS-ZONE N°5.....	47
FIGURE 32 : DIFFERENCES ENTRE LES CLASSIFICATIONS DE LA ZONE ENTIERE ET DES SOUS-ZONE N° 1 ET 2 POUR LA CLASSES FORET/FOURREE ET LANDES/PELOUSE.....	47
FIGURE 33 : DIFFERENCE DE CLASSIFICATION SUR LA SOUS-ZONE N°5 POUR LES CLASSES FORET/FOURREE ET LANDES/PELOUSE.....	48
FIGURE 34 : DIFFERENCE DE CLASSIFICATIONS DE CULTURES SUR LA SOUS-ZONE N°2 .....	48

## Liste des tableaux

TABLEAU 1 : RECAPITULATIF DES RESOLUTIONS SPECTRALE, SPATIALE ET TEMPORELLE DE LA 4E GENERATION DE SATELLITES SPOT .....	16
TABLEAU 2: RECAPITULATIF DES DONNEES RADARS UTILISEES. ....	18
TABLEAU 3 : RECAPITULATIF DES RESOLUTIONS SPECTRALE, SPATIALE ET TEMPORELLE DE SENTINEL 2.....	19
TABLEAU 4 : RECAPITULATIF DES DONNEES OPTIQUES UTILISEES. ....	19
TABLEAU 5 : RECAPITULATIF DES DONNEES AUXILIAIRES UTILISEES.....	20
TABLEAU 6 : DESCRIPTION DU PAYSAGE DES 5 SOUS-ZONES MIS EN PLACE POUR LE PAYS DE BREST .....	31
TABLEAU 7 : RESULTATS DES COMBINAISONS OPTIQUES ET RADARS, ISSUS DES SATELLITES SPOT ET SENTINEL, POUR LA CLASSIFICATION DE LA PRESQU'ILE DE CROZON AVEC LE PREMIER GROUPE DE CLASSE.....	39
TABLEAU 8 : RESULTATS DES COMBINAISONS OPTIQUES ET RADARS, ISSUS DES SATELLITES SENTINEL, POUR LA CLASSIFICATION DE LA PRESQU'ILE DE CROZON AVEC LE PREMIER GROUPE DE CLASSE.....	40
TABLEAU 9 :RESULTATS DES COMBINAISONS RADAR+NDVI+NDWI ; RADAR+S2REP+IRECI ; RADAR+OPTIQUE, POUR LA CLASSIFICATION DES SOUS-ZONES 1 ET 2 AVEC LE PREMIER GROUPE DE CLASSE .....	41
TABLEAU 11 : RESULTATS DES COMBINAISONS RADAR+NDVI+NDWI ; RADAR+S2REP+IRECI ; RADAR+OPTIQUE, POUR LA CLASSIFICATION DU PAYS DE BREST AVEC LE PREMIER GROUPE DE CLASSE.....	42
TABLEAU 10 : RESULTATS DES COMBINAISONS RADAR+NDVI+NDWI ; RADAR+S2REP+IRECI ; RADAR+OPTIQUE, POUR LA CLASSIFICATION DE LA PRESQU'ILE DE CROZON AVEC LE DEUXIEME GROUPE DE CLASSE.....	43