CARTOGRAPHIE DES DYNAMIQUES SPATIO-TEMPORELLES DE L'INONDATION A L'ECHELLE DE LA MEDITERRANEE

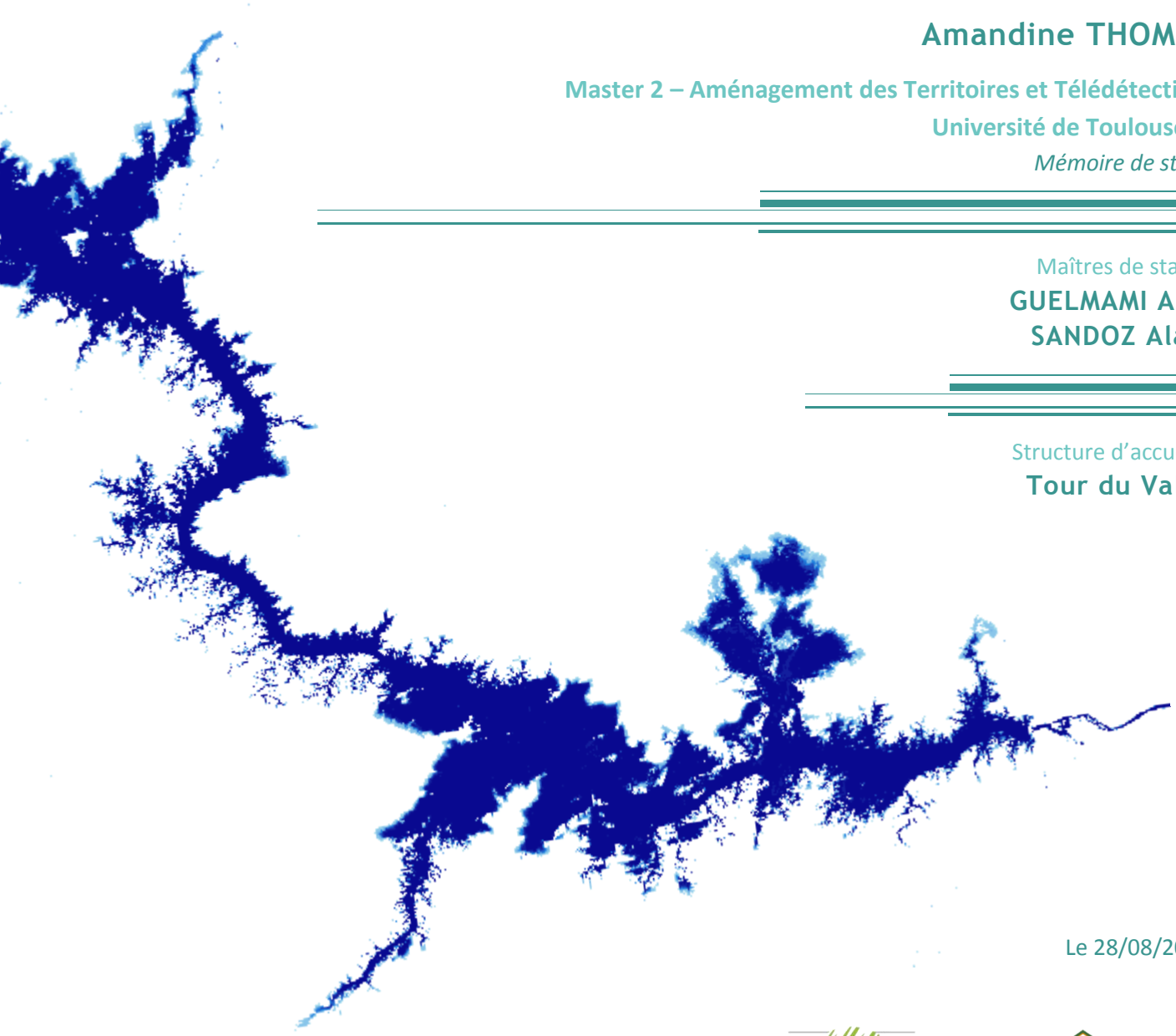
Amandine THOMAS

Master 2 – Aménagement des Territoires et Télédétection,
Université de Toulouse III

Mémoire de stage

Maîtres de stage :
GUELMAMI Anis
SANDOZ Alain

Structure d'accueil :
Tour du Valat



Le 28/08/2017

UNIVERSITÉ TOULOUSE III PAUL SABATIER

Tour du Valat

Observatoire des Zones Humides Méditerranéennes

M2 ATT 2016 - 2017

TABLE DES MATIERES

INTRODUCTION **1**

A. PRESENTATION DE LA STRUCTURE D'ACCUEIL 1
B. ETAT DE L'ART 1
C. PRESENTATION DU PROJET INONDATION 3
D. OBJECTIFS DU STAGE 3

MATERIEL ET METHODES **4**

A. ZONE D'ETUDE 4
B. SELECTION ET TELECHARGEMENT DES IMAGES SATELLITAIRES 5
C. CHOIX DE LA METHODE 6
1. Corrections radiométriques et atmosphériques 6
2. Calcul de l'indice spectral pour la détection de l'eau de surface 7
3. Correction topographique 9
4. Masque nuages 9
5. Cartographie des dynamiques spatiotemporelles de l'inondation de surface 10
6. Application d'un masque urbain 10
7. Linéarisation et reclassification 11
D. VALIDATION DE LA METHODE 12
E. AMELIORATION DE L'OUTIL PAR PROGRAMMATION PYTHON 13
1. Automatisation de l'extraction du MNDWI 13
2. Automatisation des étapes post-extraction du MNDWI 14
F. SCHEMA BILAN 14

RESULTATS ET DISCUSSION **16**

A. APPORT DES CORRECTIONS SUPPLEMENTAIRES A LA METHODE DE 2016 16
1. Multiplication du nombre de dates 16
2. Corrections des surfaces imperméabilisées : cas particulier de Beyrouth 18
3. Linéarisation et reclassification des dynamiques d'inondation 20
B. CARTOGRAPHIE DES DYNAMIQUES D'INONDATION DE LA MEDITERRANEE ORIENTALE OBTENUE 22
C. LIMITES 23
1. Application de seuils uniques 23
2. Incohérences liées à la météorologie 24
3. Validation partielle de la méthode 24
4. Automatisation 24
D. PERSPECTIVES 25
1. Augmentation du nombre de dates 25
2. Assemblage des scènes 25
3. Utilisation de l'imagerie radar 26
4. Intégration de la détection de la végétation 26
5. Corrections manuelles 27

CONCLUSION **27**

BIBLIOGRAPHIE **29**

WEBOGRAPHIE **33**

ANNEXES .....

RESUME .....

ABSTRACT .....

TABLE DES ILLUSTRATIONS

Figure 1. Couverture de la zone d'étude. 4
Figure 2. Principe d'interaction du rayonnement solaire avec une cible. 6
Figure 3. Principe de l'indicateur de dynamique des surfaces en eau (Gastal, 2016) 10
Figure 4. Principe de linéarisation des dynamiques d'inondation. 11
Figure 5. Sites tests de validation de l'approche. 12
Figure 6. Interface de l'outil de traitement après amélioration. 13
Figure 7. Interface du deuxième outil mis en place. 14
Figure 8. Schéma bilan de la chaîne de traitements des images satellitaires. 15
Figure 9. A. Localisation des deux cas étudiés ; B. Région 1 : Visualisation avec World Imagery à proximité du barrage de Tahtali (Turquie) ; C. Région 2 : Visualisation avec World Imagery au niveau des rizières à proximité du fleuve Maritsa (Turquie) ; D. Dynamiques d'inondation sur 1 an (2013-2014) pour la région 1 ; E. Dynamiques d'inondation sur 1 an (2013-2014) pour la région 2 ; F. Dynamiques d'inondation sur 4 ans (2013-2017) pour la région 1 ; G. Dynamiques d'inondation sur 4 ans (2013-2017) pour la région 2. 17
Figure 10. A. Visualisation World Imagery de la ville de Beyrouth (Liban) ; B. Classes d'inondation obtenues par ajout des MNDWI ; C. Mise en évidence des pixels corrigés avec le GUF ; D. Classes d'inondations avec corrections apportées par le GUF. 18
Figure 11. Pourcentage de recouvrement des classes du masque urbain en fonction des classes d'inondation pour Beyrouth. 19
Figure 12. A. Localisation des deux cas étudiés ; B. Région 1 : Visualisation avec World Imagery au niveau du lac de Beyşehir (Turquie) ; C. Région 2 : Visualisation avec World Imagery au niveau de la mer de Marmara (Turquie) ; D. Dynamiques d'inondation avant linéarisation et reclassification pour la région 1 ; E. Dynamiques d'inondation avant linéarisation et reclassification pour la région 2 ; F. Dynamiques d'inondation après linéarisation et reclassification pour la région 1 ; G. Dynamiques d'inondation après linéarisation et reclassification pour la région 2. 21
Figure 13. Cartographie des dynamiques spatio-temporelles de l'inondation de la méditerranée orientale. 22
Figure 14. A. Localisation de la zone d'étude. B. Image satellitaire de la zone d'étude pour le 03/05/2013. C. Résultats du MNDWI sans correction topographique pour le 03/05/2013. D. Résultats du MNDWI avec correction topographique (seuil = 7°) pour le 03/05/2013. 23
Figure 15. Diagramme de Gantt résumant la distribution de mon temps sur les différentes tâches du projet. .. 28

REMERCIEMENTS

Je tiens tout d'abord à remercier Anis Guelmami et Alain Sandoz de m'avoir permis de réaliser ce stage et pour leurs conseils au cours de celui-ci.

Merci à Gaetan Lefebvre pour sa réactivité pour installer tout le matériel informatique dont j'avais besoin ce qui m'a permis de travailler dans de très bonnes conditions.

Je remercie également Nadège Popoff pour son soutien et son aide notamment pour le téléchargement des images, sans qui j'y serais peut-être encore !

Merci à Manon Hess pour son accueil et pour m'avoir supporté dans son bureau et conseillé durant ces 6 mois.

Merci à Marie Suet de s'être toujours montrée disponible pour me donner des conseils et pour avoir pris le temps de relire mon rapport.

Merci à Nigel Taylor d'avoir relu ma version anglaise du résumé.

Et bien sûr merci à tous les stagiaires, services civiques, thésards et salariés avec qui j'ai passé de super moments : Anne So. H., Carole, Elie, Flo, Erika, Lina, Corentin, Arnaud, Irene, Matteo, Nicola, Antoine, Charlotte, Blandine, Lucien, Anne So. G., Maëlys, Lisa, Julie, Yseult, Kim et j'en passe !

Et un GRAND merci à toutes les personnes de la Tour du Valat et autres structures partenaires pour leur accueil et leur bienveillance.

Et pour finir, un dernier merci à Luc Hoffmann, que je n'ai malheureusement pas pu connaître, mais sans qui la Tour du Valat n'existerait pas et dont les engagements donnent espoir pour l'avenir de l'écologie.

INTRODUCTION

A. Présentation de la structure d'accueil

Le domaine de la Tour du Valat a été acquis en 1948 par Luc Hoffmann, docteur en biologie passionné d'ornithologie. Il est situé en Camargue et s'étend sur environ 2 700 ha[1]. Au cours des années, la fondation de la Tour du Valat a diversifié ses thématiques disciplinaires pour inclure non seulement l'ornithologie mais également l'écologie végétale, l'hydrologie, l'ichtyologie, la géomatique, la socio-économie, la géographie, la gestion intégrée, etc. dans le but de **mieux comprendre et donc mieux gérer les zones humides**. Ces thématiques se répartissent en 3 départements : Espèces, Ecosystèmes et l'Observatoire des Zones Humides Méditerranéennes.

Depuis les années 1990, la Tour du Valat est un membre actif du Comité des zones humides méditerranéennes (MedWet/Com). L'initiative MedWet a été mise en place sur le long terme dans le cadre de la Convention sur les zones humides (Secrétariat de la Convention de Ramsar, 2006). Plusieurs actions internationales sont menées dans ce cadre, par exemple, en aidant les pays méditerranéens à estimer les valeurs économique, sociale et écologique des zones humides à l'aide d'outils d'inventaire et de suivi pour assurer une bonne gestion de ces milieux. MedWet travaille en étroite collaboration avec l'OZHM.

B. Etat de l'art

Les eaux de surfaces jouent un rôle primordial dans les cycles hydrologiques et biogéochimiques (Papa *et al.*, 2008). Celles-ci représentent des réservoirs, naturels ou artificiels, de gaz à effet de serre (ex : dioxyde de carbone, méthane, azote) non négligeables dans le cadre du changement climatique (Battin *et al.*, 2009; Cole *et al.*, 2007; Harrison *et al.*, 2009; Prigent *et al.*, 2007; Tranvik *et al.*, 2009). De plus, il s'agit de ressources indispensables à l'Homme (National Research Council, 2008; Yang *et al.*, 2015) et à la biodiversité (Aires *et al.*, 2017; Boere *et al.*, 2006; Greb and DiMichele, 2006; Pernollet *et al.*, 2015; Ranghetti *et al.*, 2016). Cependant, ces milieux subissent de très fortes pressions anthropiques qui impactent leur superficie (Chen *et al.*, 2007; Jun and Yongyong, 2008; Smith *et al.*, 2005; Xu, 2004) et peuvent avoir des répercussions catastrophiques à grande échelle

[1] Dont 1 845 ha sont actuellement classés en Réserve Naturelle Régionale.

telles que la désertification et les inondations (National Research Council, 1991; Nicholls, 2004). Malgré l'importance d'une meilleure gestion des eaux de surface, cette tâche reste très complexe à réaliser en raison du manque de données sur leur superficie et leur répartition géographique dans certaines zones du globe (Seekell *et al.*, 2013; Verpoorter *et al.*, 2012). Des cartographies des surfaces en eau ont été réalisées à l'échelle mondiale (ex : Global Inundation Extent from Multi-Satellites (GIEMS) (Prigent *et al.*, 2007), Global Surface Water (Pekel *et al.*, 2016), GIEMS-D3 (Aires *et al.*, 2017)). Néanmoins, celles-ci étant appliquées sur de grands territoires, elles contiennent un taux d'erreur relativement important (Amler *et al.*, 2015) ou les corrections apportées ont permis de générer une cartographie globale de l'inondation, excluant les superficies les plus faibles. A l'inverse, certaines cartographies ont été générées à des résolutions spatiales très précises (ex : avec des données satellitaires type QuickBird ou IKONOS) mais à une échelle relativement locale (Yu and Zhang, 2008; Zhou *et al.*, 2010).

A l'heure actuelle, la télédétection représente un outil précieux pour effectuer le suivi des dynamiques d'inondation. Cela permet d'avoir des données sur le long terme (Chen *et al.*, 2004; Lu *et al.*, 2011) notamment par l'intermédiaire des satellites Landsat qui sont très largement utilisés pour cette thématique (Guo *et al.*, 2017). Bien que la cartographie des surfaces inondées soit réalisable à l'aide de ces outils, celle des zones humides s'avère plus complexe. En effet, toutes les zones humides ne sont pas inondées chaque année ; de même, la surface des zones inondées n'est pas forcément identique à celle des écosystèmes humides. Par ailleurs, les zones humides peuvent être définies de plusieurs manières plus ou moins larges et toutes les études ne se basent pas sur la même définition de celles-ci (Amler *et al.*, 2015; Scott and Jones, 1995). Selon la convention de Ramsar, ces milieux sont « des étendues de marais, de fagnes, de tourbières ou d'eaux naturelles ou artificielles, permanentes ou temporaires, où l'eau est stagnante ou courante, douce, saumâtre ou salée, y compris des étendues d'eau marine dont la profondeur à marée basse n'excède pas six mètres ». Cette convention, étant un traité international (adopté en 1971 et entré en vigueur en 1975), semble apporter la définition la plus adaptée pour cartographier les zones humides sur de vastes territoires. A l'échelle de la Méditerranée, des inventaires de zones humides ont été réalisés par certains pays en se basant sur cette définition mais ils ne permettent pas de fournir une cartographie exhaustive des zones humides du pourtour méditerranéen (Perennou *et al.*, 2012).

C. Présentation du projet Inondation

Ce projet, prévu pour environ deux ans et demi, a pour but de cartographier les dynamiques d'inondation de surface sur l'ensemble des bassins versants côtiers en Méditerranée et d'estimer, ainsi, l'état actuel des ressources en eau de cette région.

Durant la première phase du projet Inondation, un suivi intra-annuel (2013/2014) et interannuel des surfaces inondées (entre 2013 et 2017) a été réalisé. L'intérêt est d'obtenir un premier état des lieux quantifié et exhaustif de ces surfaces et d'observer l'évolution spatio-temporelle de l'inondation.

Suite à cela, la relation entre les zones inondées et les zones humides devra être établie en évaluant, sur des secteurs échantillons, l'éventuel décalage qui les différencie. Cette étape pourra aussi aider au développement de l'indicateur "Degré d'inondation des zones humides" de l'OZHM.

En parallèle des produits cartographiques, ce projet doit proposer une méthode automatisée à faible coût, reproductible géographiquement et temporellement pour l'ensemble du bassin méditerranéen.

D. Objectifs du stage

Cette étude s'inscrit plus particulièrement dans la phase opérationnelle de ce projet. L'objectif est de réaliser une cartographie exhaustive des zones inondées et de leurs dynamiques spatiotemporelles dans les bassins versants côtiers méditerranéens orientaux à l'aide d'images Landsat 8.

Dans un premier temps, la méthode mise en place pour cartographier les dynamiques d'inondation sera expliquée ainsi que sa validation. Les outils développés pour effectuer ces traitements seront également présentés. Ensuite, les résultats obtenus avec les corrections d'images supplémentaires apportées durant ce stage seront exposés. Enfin, les limites de la méthode utilisée ainsi que les perspectives seront discutées.

MATERIEL ET METHODES

A. Zone d'étude

Le travail cartographique a été réalisé en deux phases. La première, en 2016, couvre la partie occidentale du bassin méditerranéen, soit 16 pays : Portugal, Espagne, Andorre, France, Monaco, Italie, Slovénie, Croatie, Bosnie, Serbie, Monténégro, Albanie, Maroc, Algérie, Tunisie et Malte.

La seconde, correspondant au travail réalisé lors de ce stage, couvre la partie orientale du bassin méditerranéen, avec 180 scènes Landsat-8 (L8) traitées, réparties sur 12 pays (Figure 1) : Grèce, Macédoine, Bulgarie, Turquie, Chypre, Syrie, Liban, Palestine, Jordanie, Israël, Egypte et Lybie.

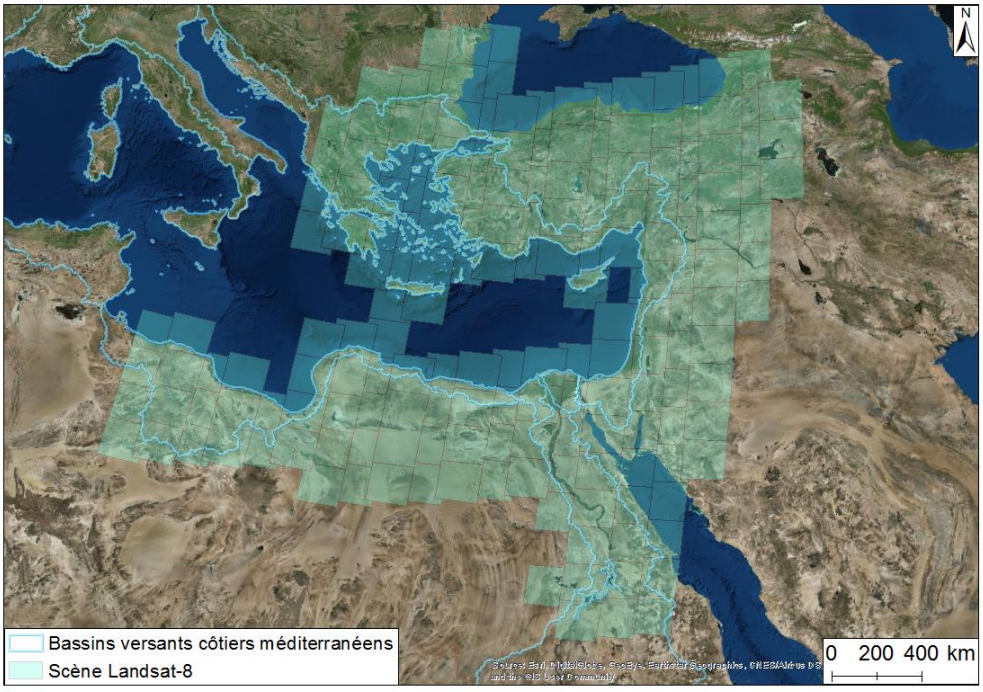


Figure 1. Couverture de la zone d'étude.

B. Sélection et téléchargement des images satellitaires

Dans un premier temps, les images L8 ont été téléchargées gratuitement sur le site de l'USGS[2] (United States Geological Survey). Elles ont une résolution spatiale de 30 m, une fauchée de 185 km et une résolution temporelle (temps de revisite) d'environ 16 jours. Les séries temporelles Landsat présentent aussi l'avantage d'avoir accumulé des données depuis 1972 (et depuis 1984 avec la même résolution spatiale et des résolutions spectrales comparables). Cela donne la possibilité de faire des analyses rétrospectives, en adaptant les méthodes aux caractéristiques radiométriques des images (longueurs d'onde des bandes spectrales utilisées).

La méthode développée en 2016 s'appuyait sur 4 images acquises entre mai 2013 et novembre 2014 pour chaque scène. Néanmoins, il a été choisi de multiplier le nombre d'image satellitaire en étendant l'étude jusqu'à mai 2017 avec toujours 4 dates par an (idéalement espacées de 3 à 4 mois). En effet, en augmentant le nombre d'acquisition, la probabilité que les ombres soient situées au même endroit est plus faible (Pekel *et al.*, 2016). Ceci est en partie dû aux variations météorologiques et à la modification de l'angle solaire par rapport aux surfaces (Yang *et al.*, 2015). De plus, l'utilisation de 12 dates plutôt que 4 permet une meilleure représentativité des dynamiques spatio-temporelles de l'inondation. Néanmoins, dans quelques cas particuliers où les conditions météorologiques ne permettent pas d'avoir 12 images exploitables, le nombre de dates a dû être réduit à 11 voire à 10. Ainsi, au total, 2144 images ont été acquises et traitées pour la partie orientale de la méditerranée.

[2] https://earthexplorer.usgs.gov/

C. Choix de la méthode

1. Corrections radiométriques et atmosphériques

Principes fondamentaux

Le soleil émet un rayonnement qui va interagir avec une cible (Figure 2). Suivant les caractéristiques de la cible, des parties plus ou moins importantes du rayonnement vont être réfléchies (réflexion, ρ), absorbées (absorption, α) et/ou transmises (transmission, τ) (Richards, 2013a).

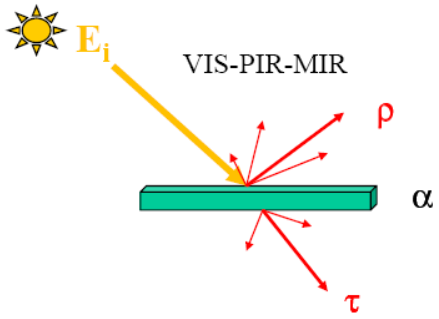


Figure 2. Principe d'interaction du rayonnement solaire avec une cible.

Le capteur du satellite va alors mesurer l'intensité du flux radiatif réfléchi sous forme de luminance (en $W.m^{-2}.sr^{-1}.nm^{-1}$). Cependant, le rayonnement réfléchi va subir des modifications entre la cible et le capteur. Celles-ci peuvent être dues aux conditions de prises de vue (éclairement solaire, angles, etc.) et aux conditions atmosphériques (phénomènes de diffusion (Rayleigh, Mie, non sélective) et d'absorption (constituants gazeux de l'atmosphère : ex : azote, méthane, dioxyde de carbone, etc.)) (Campbell and Wynne, 2011; Lacis and Hansen, 1974; McCartney, 1976; Richards, 2013b). Ces modifications du rayonnement réfléchi vont donc être différentes selon la date et le lieu d'acquisition de l'image. Afin que les images puissent être comparées de manière spatio-temporelle, des corrections sont nécessaires au préalable.

De plus, le capteur enregistre des valeurs brutes en compte numérique qu'il faut convertir en grandeur physique, c'est-à-dire dans un premier temps en luminance puis en réflectance (Chander *et al.*, 2009). La réflectance correspond au ratio de la quantité de lumière quittant la cible sur la quantité de lumière arrivant sur cette dernière (Sabins, 2007). La réflectance obtenue suite aux corrections radiométriques et atmosphériques est appelée réflectance au sommet de l'atmosphère (Top Of the Atmosphere Reflectance).

Méthode de corrections radiométriques et atmosphériques choisie

Pour obtenir cette réflectance corrigée, le choix a été fait d'utiliser la méthode recommandée par l'USGS (EROS, 2015) pour les produits Landsat se basant sur le fichier de métadonnées fourni avec les images satellitaires.

Dans un premier temps, la réflectance au sommet de l'atmosphère est calculée sans prendre en compte l'angle solaire ($\rho\lambda'$) :

$$\rho\lambda' = M_\rho Q_{cal} + A_\rho$$

Avec :

- M_ρ : *Band-specific multiplicative rescaling factor* (noté REFLECTANCE_MULT_BAND_x dans le fichier de métadonnées, avec x le numéro de la bande spectrale)
- Q_{cal} : valeur du pixel en compte numérique
- A_ρ : *Band-specific additive rescaling factor* (noté REFLECTANCE_ADD_BAND_x dans le fichier de métadonnées, avec x le numéro de la bande spectrale)

Puis, l'angle solaire est pris en compte :

$$\rho\lambda = \frac{\rho\lambda'}{\sin \theta SE}$$

Avec :

- $\rho\lambda$: réflectance au sommet de l'atmosphère
- θ_{SE} = angle d'élévation solaire (noté SUN_ELEVATION dans le fichier de métadonnées, exprimé en degré)

2. Calcul de l'indice spectral pour la détection de l'eau de surface

Le choix a été fait d'utiliser un indice spectral plutôt qu'une classification pour isoler les zones inondées. En effet, bien qu'une classification permette d'obtenir généralement de bons résultats au cas par cas, elle est difficilement applicable à une large échelle en raison du temps de traitement que cela nécessite, et donc du coût. De plus, elle n'est pas automatisable et des imprécisions peuvent persister si les images sont trop complexes (Fisher and Danaher, 2013; Jiang *et al.*, 2014). L'utilisation d'un indice spectral nécessite de définir un seuil, ce qui peut être plus ou moins fiable suivant les zones géographiques étudiées ; néanmoins il s'agit d'une méthode facilement automatisable et modifiable (Yao *et al.*, 2015).

Ainsi, en s'appuyant sur plusieurs sources bibliographiques (Feyisa *et al.*, 2014; Xu, 2006; Zhai *et al.*, 2015), les résultats obtenus avec divers indices d'identification des surfaces en eau ont été comparés : le Normalized Difference Water Index ou NDWI (Gao, 1996; McFeeters, 1996), le Modified Normalized Difference Water Index ou MNDWI (Xu, 2006) et l'Automated Water Extraction Index ou AWEI (Feyisa *et al.*, 2014). Le choix s'est finalement porté sur le MNDWI qui est communément utilisé (Pernollet *et al.*, 2015; Soti *et al.*, 2009; Yang *et al.*, 2015; Yao *et al.*, 2015), qui permet une meilleure discrimination de l'eau en milieu ouvert par rapport aux zones urbanisées, comparativement au NDWI (Yang *et al.*, 2015; Yao *et al.*, 2015), et qui est plus facilement automatisable que l'AWEI. En effet, l'AWEI possède deux formules dont l'application se fait arbitrairement suivant les situations : surface à albédo[3] faible et ombrage ; absence d'ombrage ; surfaces à albédo important et ombrage ; surfaces à albédo important et absence ombrage (Feyisa *et al.*, 2014; Zhai *et al.*, 2015).

De plus, l'OZHM souhaiterait, à terme, que la méthode puisse être utilisée sur des images acquises par différents satellites (ex : Landsat 5 et 7, Sentinel 2, etc.), la notion d'interopérabilité a donc également été prise en compte dans le choix de l'indice.

La formule du MNDWI est la suivante :

$$\text{MNDWI} = \frac{Vert - MIR\,1}{Vert + MIR\,1}$$

Le spectre vert pour les images L8 correspond à la bande 3 (0,533 - 0,590 µm) et le moyen infrarouge 1 (MIR 1) à la bande 6 (1,566 - 1,651 µm). Le seuil du MNDWI est fixé à 0 pour l'ensemble de la Méditerranée. Ainsi, la totalité des pixels ayant des valeurs positives sont considérés comme inondés. Un raster binaire est alors produit, dans lequel les surfaces supposées inondées ont une valeur de 1 et les autres pixels possèdent une valeur nulle.

[3] Quantité de lumière solaire incidente réfléchie par une surface.

3. Correction topographique

En parallèle des traitements précédents, un masque topographique est réalisé afin de limiter les erreurs dues aux ombres projetées des reliefs et pouvant être confondues avec l'eau de surface (Giles, 2001; Lu *et al.*, 2011; Pekel *et al.*, 2016; Yamazaki *et al.*, 2015).

Des Modèles Numériques de Terrain (MNT) ont été utilisés provenant des données SRTM (Shuttle Radar Topography Mission) ou ASTER (Advanced Spacebone Thermal Emission and Reflection Radiometer) à environ 25-30 m de résolution spatiale. Ces modèles ont été utilisés de manière complémentaire afin de pouvoir combler ponctuellement le manque d'information sur certaines zones géographiques. Ils sont téléchargeables gratuitement via le portail de l'USGS[4] avec un géoréférencement en WGS 1984.

La pente est ensuite calculée à partir des MNT. Le masque topographique est alors généré en fixant un seuil égal à 7°. Le choix de ce seuil s'est fait en s'appuyant sur l'hypothèse avancée par (Niu *et al.*, 2009) selon laquelle 97,53 % des zones humides sont localisées sur des pentes inférieures à 5° et seulement 0,83 % d'entre elles sont situées sur des pentes supérieures à 8°. Le seuil utilisé ici se positionne entre ces deux valeurs pour supprimer les erreurs potentielles tout en évitant d'éliminer trop de surfaces en eau. Ainsi, le masque topographique est un raster binaire dont la valeur 0 correspond aux zones ayant une pente supérieure à 7° et inversement pour les valeurs correspondant à 1. En combinant ce masque aux résultats du MNDWI, les zones avec une pente élevée sont automatiquement considérées comme non inondées.

4. Masque nuages

La bande d'évaluation qualitative (Band Quality Assessement) des images L8 a été utilisée pour corriger les erreurs dues à la présence de nuages sur certains pixels. Les valeurs composant la bande BQA sont codées en 15 catégories selon leur probabilité de correspondre à des nuages. Le masque a été réalisé en retenant les pixels pour lesquels la probabilité de présence de nuages est comprise entre 66 et 100%, soit une valeur minimale de pixel égale à 49152. Ainsi, dans le masque généré, tous les pixels ont été reclassés en 0 ou 1 (0 correspondant à la présence de nuages). La multiplication des valeurs de ce masque avec celles des MNDWI permet donc de réduire une partie des erreurs liées à la présence de nuages.

[4] https://earthexplorer.usgs.gov/

5. Cartographie des dynamiques spatiotemporelles de l'inondation de surface

A la suite de la chaîne de traitement, un raster binaire a été obtenu pour chaque date. Le suivi des dynamiques spatiotemporelles de l'inondation de surface a été réalisé en multipliant les résultats de traitement date par date pour chaque scène. Ainsi, plus le nombre de dates utilisées est grand, plus le nombre de classes correspondant au degré d'inondation de surface est élevé. La classe la plus élevée correspond donc aux zones supposées inondées en permanence et inversement, la valeur nulle correspond aux zones supposées n'avoir jamais été submergées (Figure 3).

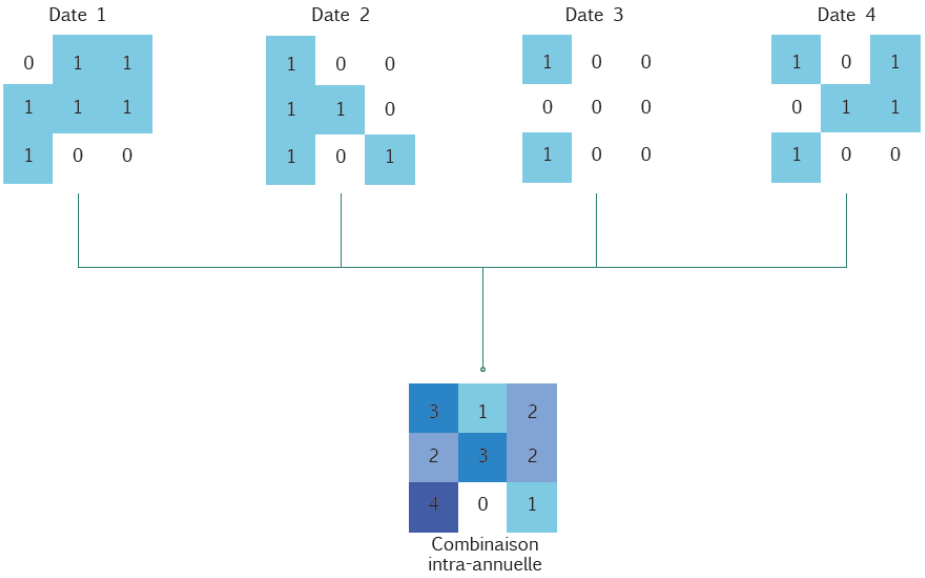


Figure 3. Principe de l'indicateur de dynamique des surfaces en eau (Gastal, 2016)

Remarque : Les traitements intégrés dans la méthode mise en place en 2016 s'arrêtaient à cette étape. Néanmoins, durant ce stage, il a été jugé que la quantité d'erreurs de classification restante était encore trop importante pour que la cartographie des dynamiques d'inondation soit exploitable. En effet, des confusions entre les surfaces inondées, les routes et les ombres (montagne, nuages, immeuble, etc.) persistent à ce stade. Les traitements détaillés ci-dessous ont donc été rajoutés à la chaîne de traitement.

6. Application d'un masque urbain

Pour réaliser le masque urbain, les données du Global Urban Footprint (GUF), fournies gratuitement par le Centre Aéronautique Allemand (DLR), ont été utilisées. Produites à partir d'images radar TerraSAR-X de 2011, combinées avec le MNT TanDEM-X, elles représentent les tâches urbaines avec un raster binaire (présence/absence) et ont une résolution spatiale de 12m.

Une fois assemblées, les rasters du GUF ont été combinés à ceux des dynamiques des eaux de surface afin de supprimer les zones imperméabilisées ayant été classées, par erreur, comme inondées.

7. Linéarisation et reclassification

Dans certains cas, seules 10 images par scène ont été utilisées au lieu de 12. De plus, les dates sélectionnées peuvent être différentes d'une scène à l'autre selon les conditions météorologiques. Il a donc été nécessaire de trouver une méthode pour éviter que les discontinuités ne soient trop flagrantes.

Pour cela, deux étapes ont été effectuées. Dans un premier temps, une linéarisation a été appliquée sur les 12 classes d'inondations. Cela permet de répartir linéairement la fréquence d'inondation entre 0 et 1 (Figure 4).

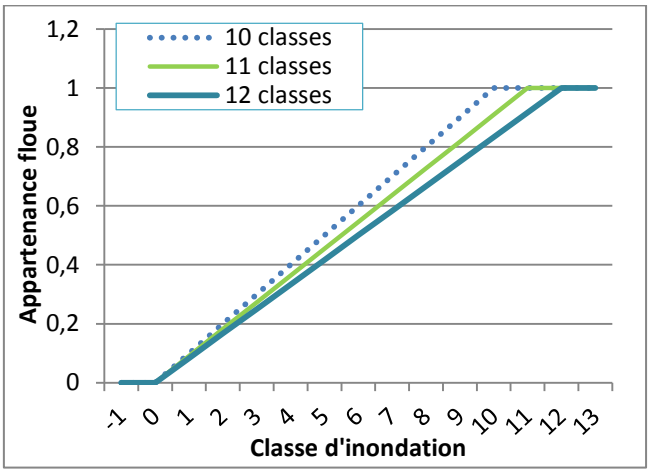


Figure 4. Principe de linéarisation des dynamiques d'inondation.

Cette linéarisation va donc permettre d'uniformiser les niveaux d'inondation mais également d'augmenter l'écart entre les pics d'apparition des pixels ce qui réduira l'ambiguïté lors de la reclassification (Annexe 1) (Yang *et al.*, 2015).

Une fois les valeurs linéarisées entre 0 et 1, l'ensemble des pixels ont été reclassés en 10 classes avec des intervalles fixes de 0,1.

D. Validation de la méthode

La première phase de validation de l'approche, réalisée en 2016, a consisté à comparer, pour 4 sites méditerranéens (Etang des Dames en France, Lac Ichkeul en Tunisie, Fuente de Piedra en Espagne et le lac Shkodra en Albanie) (Figure 5), les résultats du MNDWI avec ceux d'une numérisation manuelle à partir d'images Google Earth correspondant à des dates proches de celles des acquisitions des images L8 (à plus ou moins 3 jours). Puis, dans un second temps, les résultats des dynamiques spatiotemporelles des MNDWI ont été comparés aux variations des niveaux d'eau mesurés sur le terrain (Gastal, 2016).



Figure 5. Sites tests de validation de l'approche.

Les résultats des comparaisons avec les images Google Earth sont présentés dans la matrice de confusion (Annexe 2). Le coefficient Kappa[5] obtenu pour chaque zone est respectivement de 0,5, 0,66, 0,77 et 0,94. Cela se traduit par une cohérence modérée à presque parfaite (Landis and Koch, 1977) entre les deux jeux de données. Il avait été remarqué que les erreurs étaient souvent localisées au niveau des marges des plans d'eau. De plus, la qualité des résultats semblait augmenter avec la superficie des masses d'eau.

La deuxième phase de validation de la méthode correspondra à une comparaison avec des données terrain, récoltées aux mêmes dates (à plus ou moins 3 jours) et représentant les niveaux d'inondation ainsi que ceux de la végétation aquatique (présence/absence, type et densité). Cependant, les

[5] Coefficient mesurant le degré de concordance entre deux variables ayant les mêmes modalités (Cohen, 1960).

campagnes terrain étant toujours en cours, ces résultats ne peuvent pas être présentés dans ce rapport.

E. Amélioration de l'outil par programmation Python

1. Automatisation de l'extraction du MNDWI

Afin de permettre un gain de temps important, une boite à outils ArcGIS avait été développée sur Python durant la première année du projet, en 2016. Celle-ci intégrait les 4 premières étapes de traitement des images (corrections atmosphériques et radiométriques, calcul de l'indice, corrections topographiques et masque de nuage).

Après l'utilisation de cet outil sur un nombre important d'images, il avait été constaté qu'il pouvait encore être amélioré. En effet, le temps nécessaire pour renseigner le chemin des 6 fichiers (espace de travail, bande verte, bande MIR, bande BQA, fichier de métadonnées et MNT) relatifs à une image était en moyenne de 2 minutes et 30 secondes. Cela représente un temps considérable pour plusieurs centaines d'images. De plus, la répétitivité de la tâche entraînait potentiellement le risque d'erreurs humaines dans la sélection des fichiers.

Gain de temps et limitation du biais

Au cours de ce stage, le script Python de la boite à outils a été amélioré de sorte à ce que les différents fichiers en entrée (bande verte, bande MIR, bande BQA et fichier de métadonnées) soient reconnus automatiquement. Cela a ainsi permis d'accélérer grandement le temps de traitement pour chaque scène. L'interface de cet outil est visible dans la Figure 6.

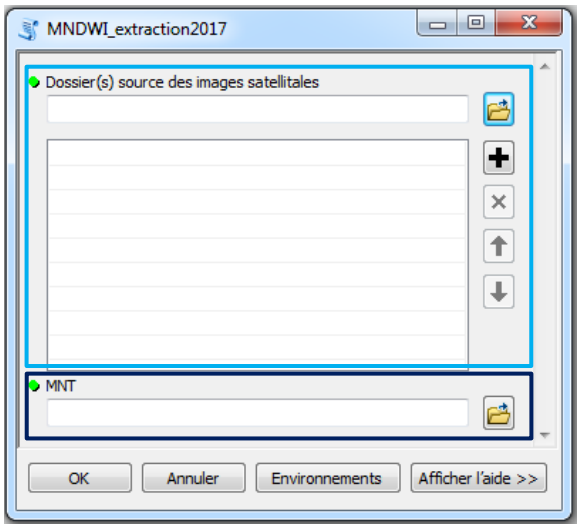


Figure 6. Interface de l'outil de traitement après amélioration.

Quel que soit le nombre de dossiers d'images satellitaires chargé, le temps de chargement de ceux-ci est en moyenne de 30 secondes.

Interopérabilité de l'outil

Dans un souci d'interopérabilité, l'outil a également été adapté, cette année, au traitement des images de type : Landsat 5 – Pré-collection, Landsat 5 – Collection 1, Landsat 8 – Pré-collection, Landsat 8 – Collection-1 et Sentinel 2. La bande BQA n'étant pas présente pour les satellites Landsat-5 et Sentinel 2, le traitement de ce type d'image n'inclut pas de masque nuages. Le traitement des données Landsat 5 et Sentinel 2 ayant chacun été testé uniquement sur un exemple, il se peut que des ajustements soient nécessaires à l'avenir.

2. Automatisation des étapes post-extraction du MNDWI

Un deuxième outil a également été développé sur Python (Figure 7). Celui-ci intègre les trois dernières étapes de la chaîne de traitement : application du masque urbain, linéarisation et reclassification.

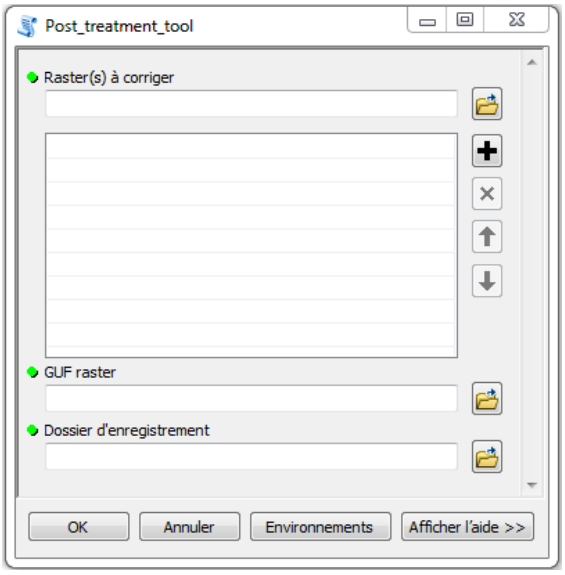


Figure 7. Interface du deuxième outil mis en place.

F. Schéma bilan

L'intégralité de la chaîne de traitement détaillée ci-dessus a été schématisée dans la Figure 8. Dans celle-ci, les étapes encadrées en bleu sont intégrées dans le premier outil permettant d'extraire le raster binaire de présence/absence d'eau. Les étapes encadrées en bordeaux sont intégrées dans le deuxième outil qui permet d'apporter des corrections supplémentaires aux dynamiques d'inondation.

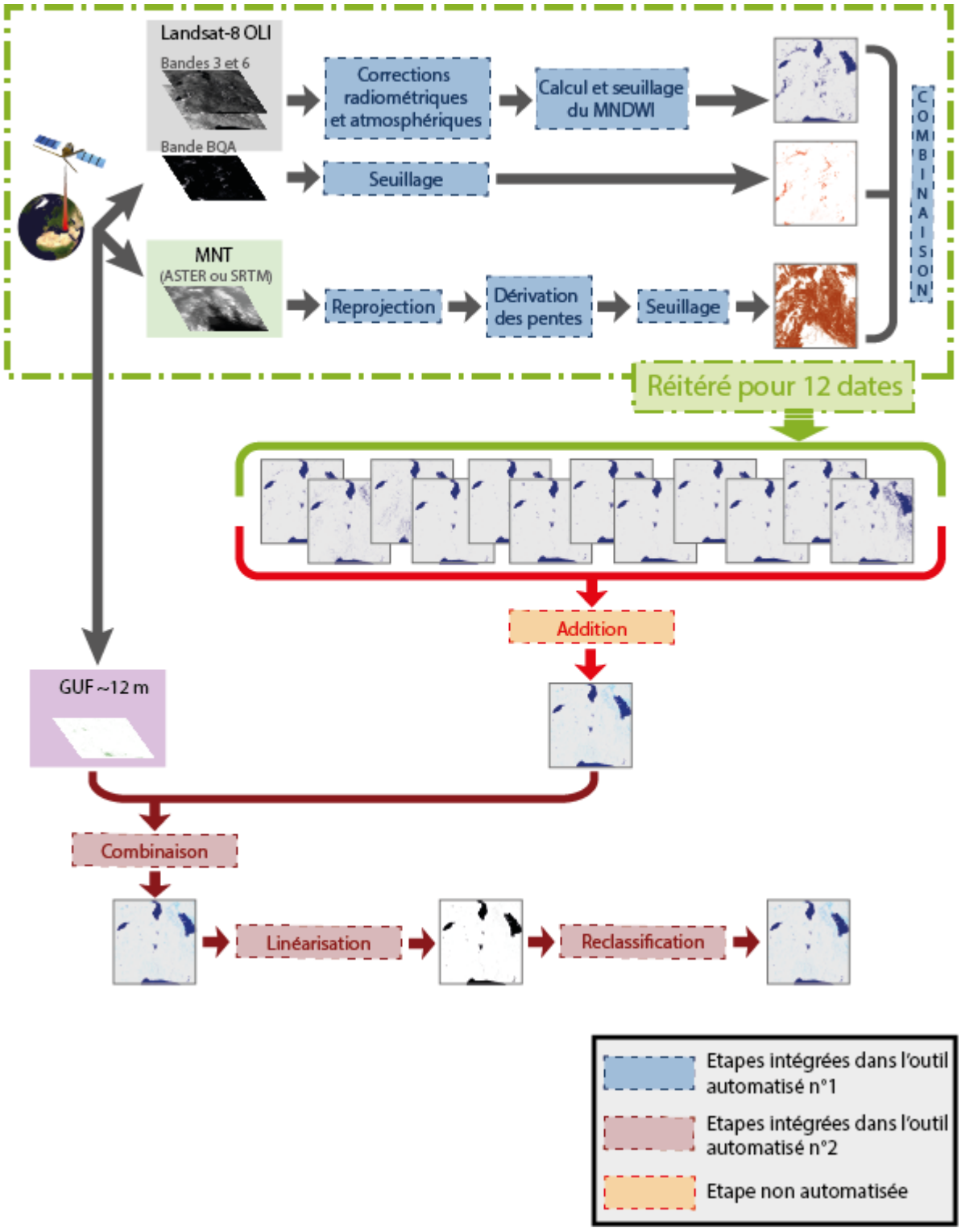


Figure 8. Schéma bilan de la chaîne de traitements des images satellitaires.

RESULTATS ET DISCUSSION

A. Apport des corrections supplémentaires à la méthode de 2016

1. Multiplication du nombre de dates

En théorie, plus la fréquence d'inondation est faible, plus le risque d'erreur est important (Yang *et al.*, 2015).

Par exemple, sur la Figure 9.F, il peut être observé que la majorité des pixels isolés correspondent aux trois premières classes d'inondation. Après vérification avec l'imagerie Google Earth, il a pu être remarqué que ces pixels correspondent généralement à des forêts de conifères ou à des serres.

Cependant, dans certains cas particuliers, il se peut que la surface soit réellement inondée moins de 4 fois sur les 12 dates. C'est le cas par exemple des rizières qui sont inondées artificiellement (Figure 9.G). Il sera donc important de prendre beaucoup de précautions lors de la correction manuelle des images.

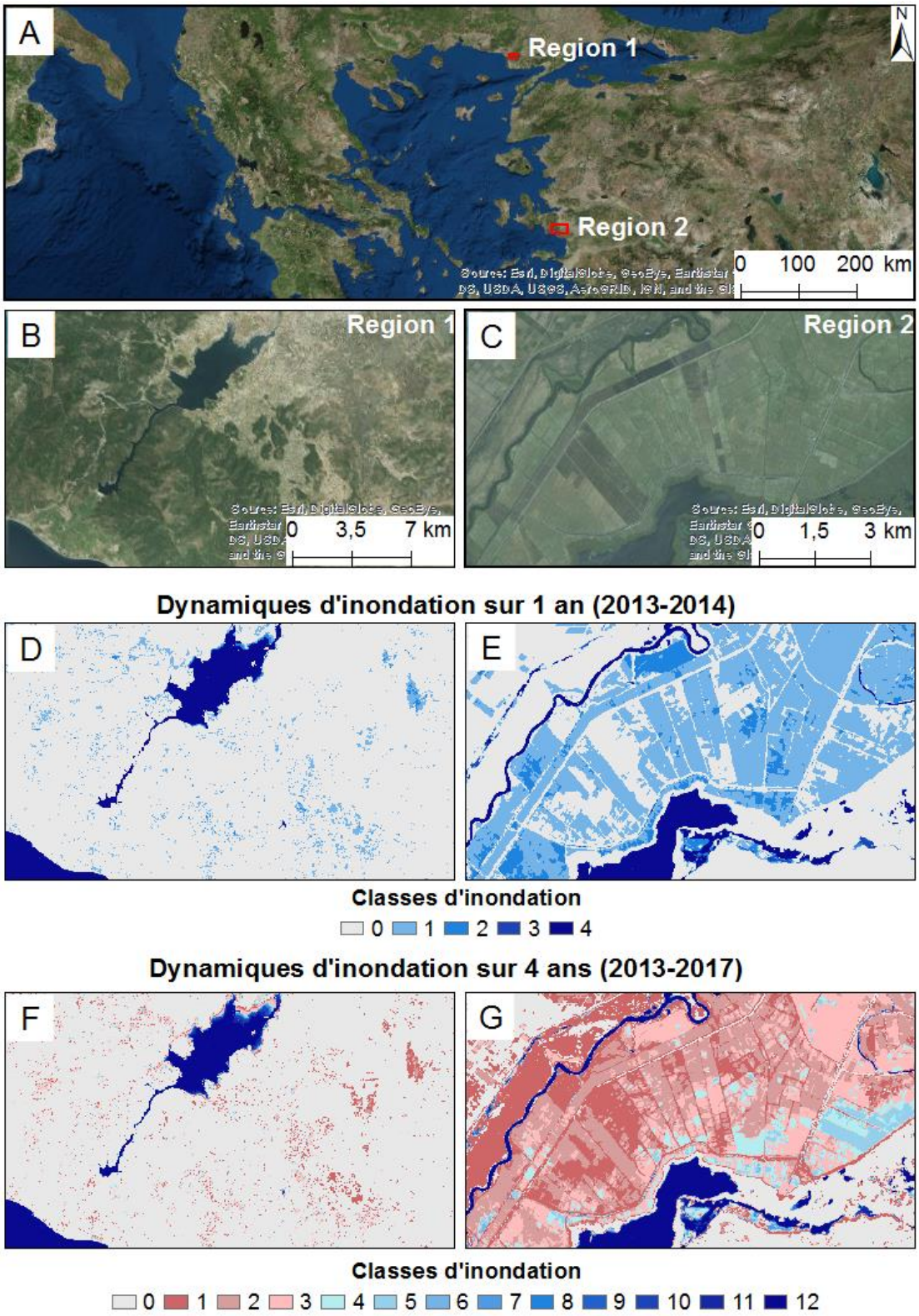


Figure 9. A. Localisation des deux cas étudiés ; B. Région 1 : Visualisation avec World Imagery à proximité du barrage de Tahtali (Turquie) ; C. Région 2 : Visualisation avec World Imagery au niveau des rizières à proximité du fleuve Maritsa (Turquie) ; D. Dynamiques d'inondation sur 1 an (2013-2014) pour la région 1 ; E. Dynamiques d'inondation sur 1 an (2013-2014) pour la région 2 ; F. Dynamiques d'inondation sur 4 ans (2013-2017) pour la région 1 ; G. Dynamiques d'inondation sur 4 ans (2013-2017) pour la région 2.
Source images de fond : World Imagery (ArcGIS).

2. Corrections des surfaces imperméabilisées : cas particulier de Beyrouth

Une étude de cas a été réalisée pour la ville de Beyrouth où les erreurs de classification liées à l'urbanisation étaient particulièrement importantes (Figure 10.A).

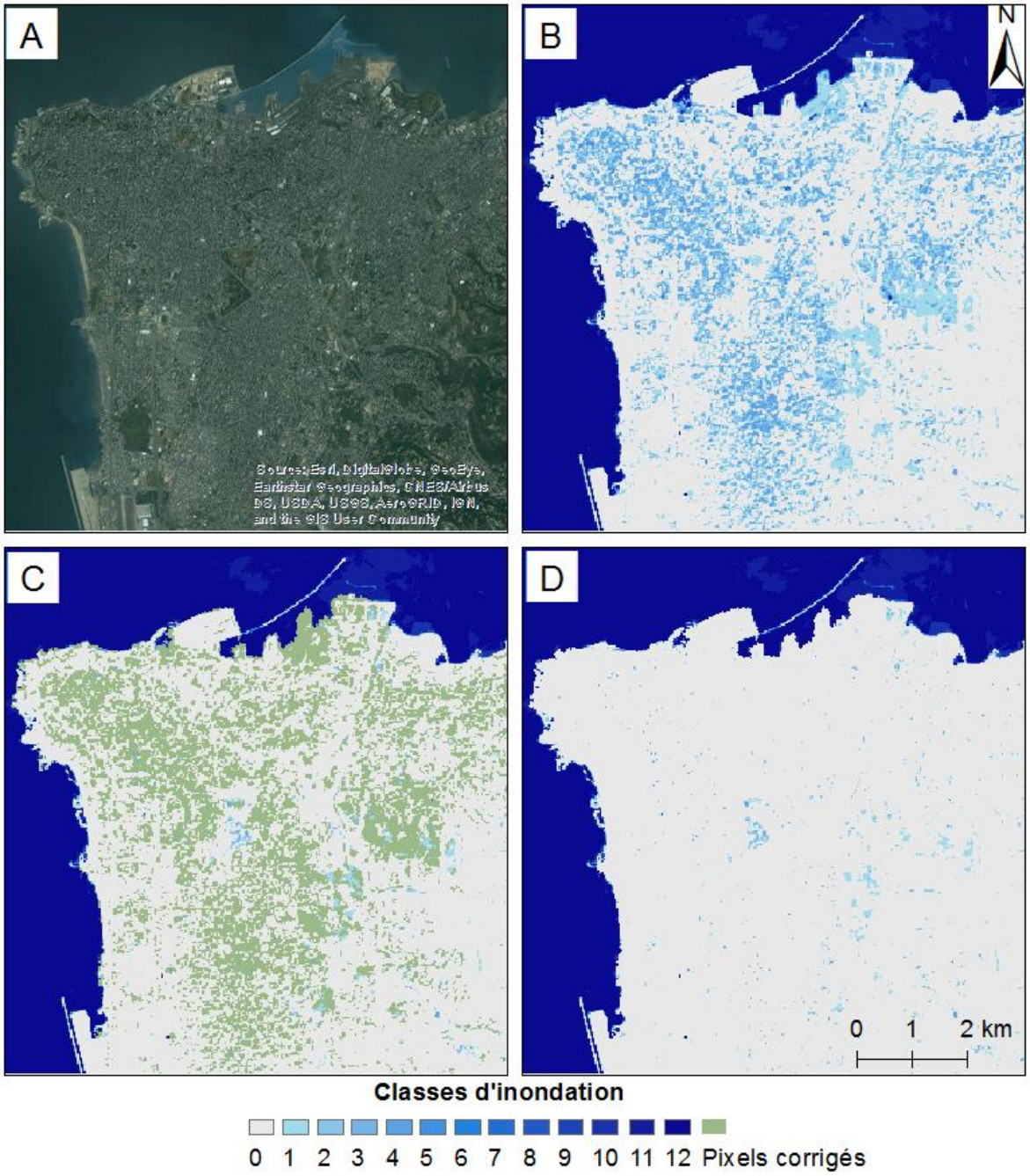


Figure 10. A. Visualisation World Imagery de la ville de Beyrouth (Liban) ; B. Classes d'inondation obtenues par ajout des MNDWI ; C. Mise en évidence des pixels corrigés avec le GUF ; D. Classes d'inondations avec corrections apportées par le GUF.
Source : World Imagery (ArcGIS), Global Urban Footprint.

Après application du masque urbain (Figure 10.D), au total 50,5 % des pixels de cette zone ont pu être corrigés. Cela peut néanmoins inclure un petit pourcentage d'erreur relatif à la différence entre les dates d'acquisition des images satellitaires et celles ayant servi à la création du GUF.

Dans le graphique ci-dessous (Figure 11), les surfaces imperméabilisées détectées dans les classes d'inondation 1 à 12 correspondent potentiellement à des erreurs de classification. La majorité de ces erreurs potentielles sont réparties entre les classes d'inondation 1 à 4 avec plus de 90% des pixels de ces classes détectés comme du milieu urbain par le GUF. Ce pourcentage diminue lorsque la fréquence d'inondation augmente. De plus, il aurait pu être attendu que le pourcentage de surfaces imperméabilisées se superposant à la classe d'inondation nulle soit au-dessus de 90% et non de 0%. Cela révèle donc que la totalité du masque urbain de la zone d'étude a été détectée comme de l'eau par le MNDWI pour au moins une des 12 dates.

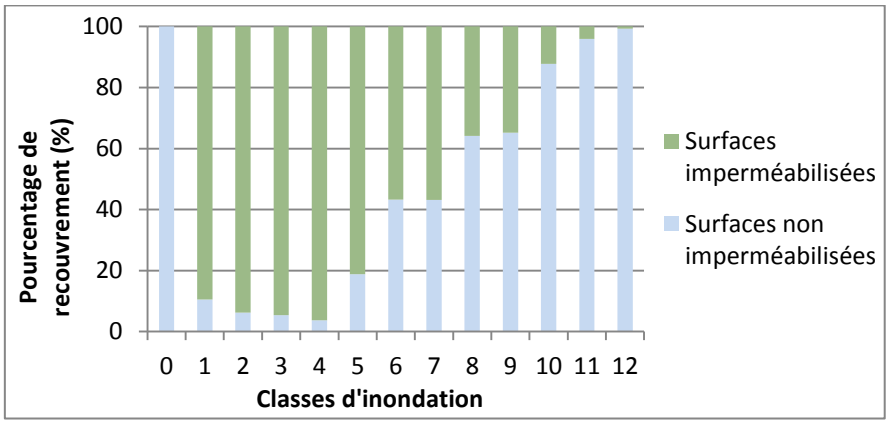


Figure 11. Pourcentage de recouvrement des classes du masque urbain en fonction des classes d'inondation pour Beyrouth.

A l'échelle de la scène entière incluant Beyrouth (soit 170 x 185 km), cette même tendance est observée (excepté que le pourcentage de milieu urbain détecté dans la classe nulle est quasiment identique à la classe 1) (Annexe 3). Cependant, le pourcentage total de recouvrement du masque urbain sur l'intégralité des classes d'inondation (classe nulle exclue) est plus faible (3,3%). Ceci est cohérent puisque contrairement à l'exemple précédent, la composition de la scène est plus hétérogène et pas uniquement concentrée sur une zone urbaine.

Ces informations sont en cohérence avec l'hypothèse émise précédemment selon laquelle la majorité des erreurs de classifications se situeraient dans les premières classes d'inondation. Néanmoins, il sera important de ne pas limiter la correction manuelle aux 4 premières classes d'inondation puisque, comme le montre cet exemple, les pourcentages de surfaces imperméabilisées

détectées par le masque urbain sont encore relativement importants pour les autres classes d'inondation.

3. Linéarisation et reclassification des dynamiques d'inondation

Dans cette partie, deux cas sont étudiés, le lac de Beyşehir (Turquie) et une portion de la mer de Marmara (Figure 12). La deuxième région est située à l'interface entre une scène traitée avec 10 dates et une autre avec 12 dates.

Les dynamiques d'inondation avant et après la normalisation et la reclassification au sein d'une même scène sont comparées dans un premier temps (Figure 12.D et Figure 12.F). Il peut être constaté pour la région 1 que les classes 11 et 12 ont été regroupées dans la classe 10. Ensuite, la comparaison entre deux scènes traitées avec un nombre de dates différent est réalisée (Figure 12.E et Figure 12.G). L'association des valeurs maximales des deux images à une même valeur se traduit par une meilleure continuité entre les deux images. Cette méthode a donc permis comme attendu de rassembler certaines valeurs proches et donc d'avoir une meilleure harmonisation des dynamiques d'inondation.

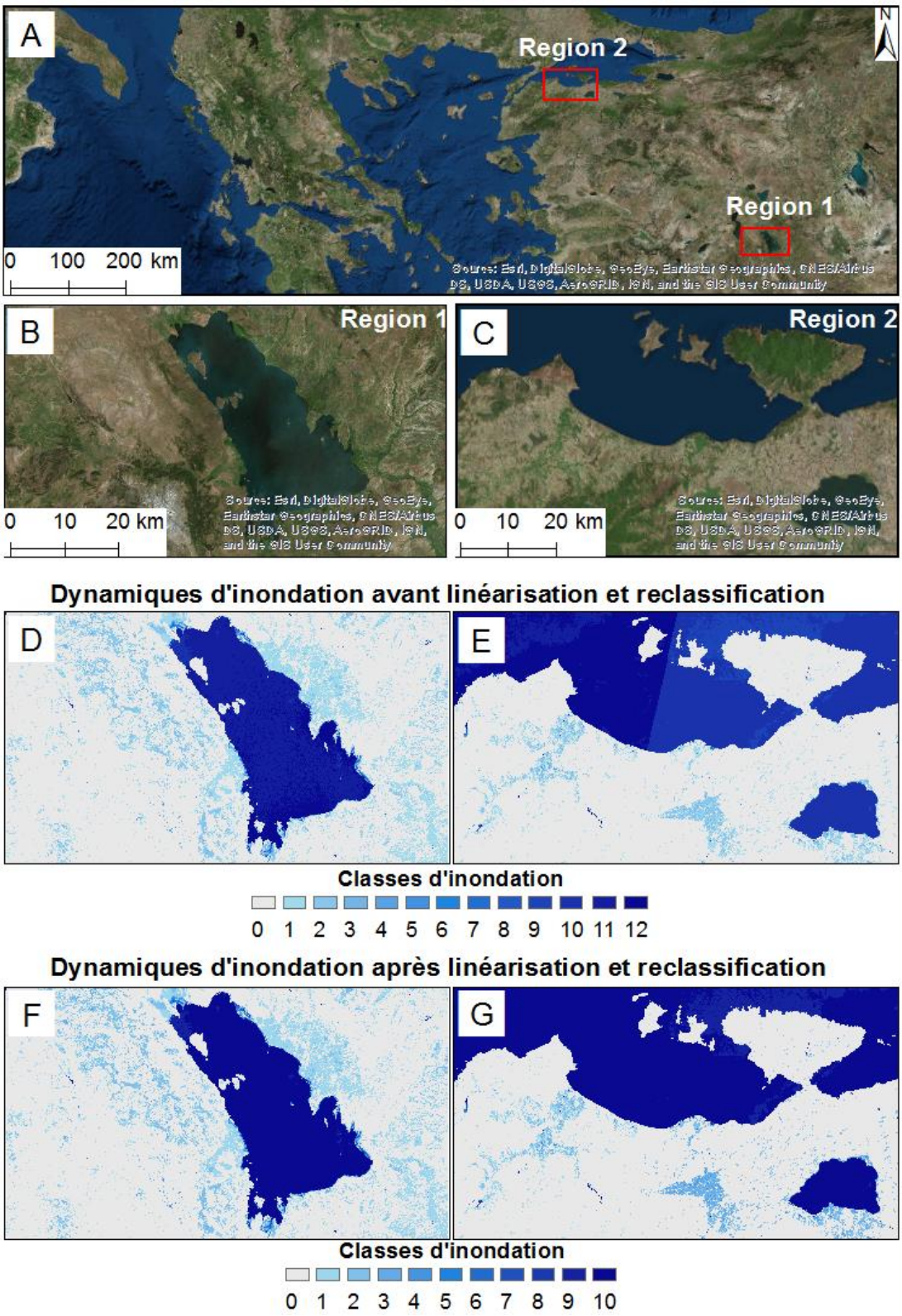


Figure 12. A. Localisation des deux cas étudiés ; B. Région 1 : Visualisation avec World Imagery au niveau du lac de Beyşehir (Turquie) ; C. Région 2 : Visualisation avec World Imagery au niveau de la mer de Marmara (Turquie) ; D. Dynamiques d'inondation avant linéarisation et reclassification pour la région 1 ; E. Dynamiques d'inondation avant linéarisation et reclassification pour la région 2 ; F. Dynamiques d'inondation après linéarisation et reclassification pour la région 1 ; G. Dynamiques d'inondation après linéarisation et reclassification pour la région 2.
Source images de fond : World Imagery (ArcGIS).

B. Cartographie des dynamiques d'inondation de la méditerranée orientale obtenue

La carte produite suite à l'intégralité des traitements exposés précédemment est visible dans la Figure 13. Comme le montre cette figure, la cartographie produite comporte encore plusieurs erreurs de classification en particulier au Nord de la Méditerranée. Ces erreurs sont surtout liées au relief important et à la météorologie. Contrairement au Sud de la Méditerranée où le relief est relativement faible et la présence de nuage moins fréquente.

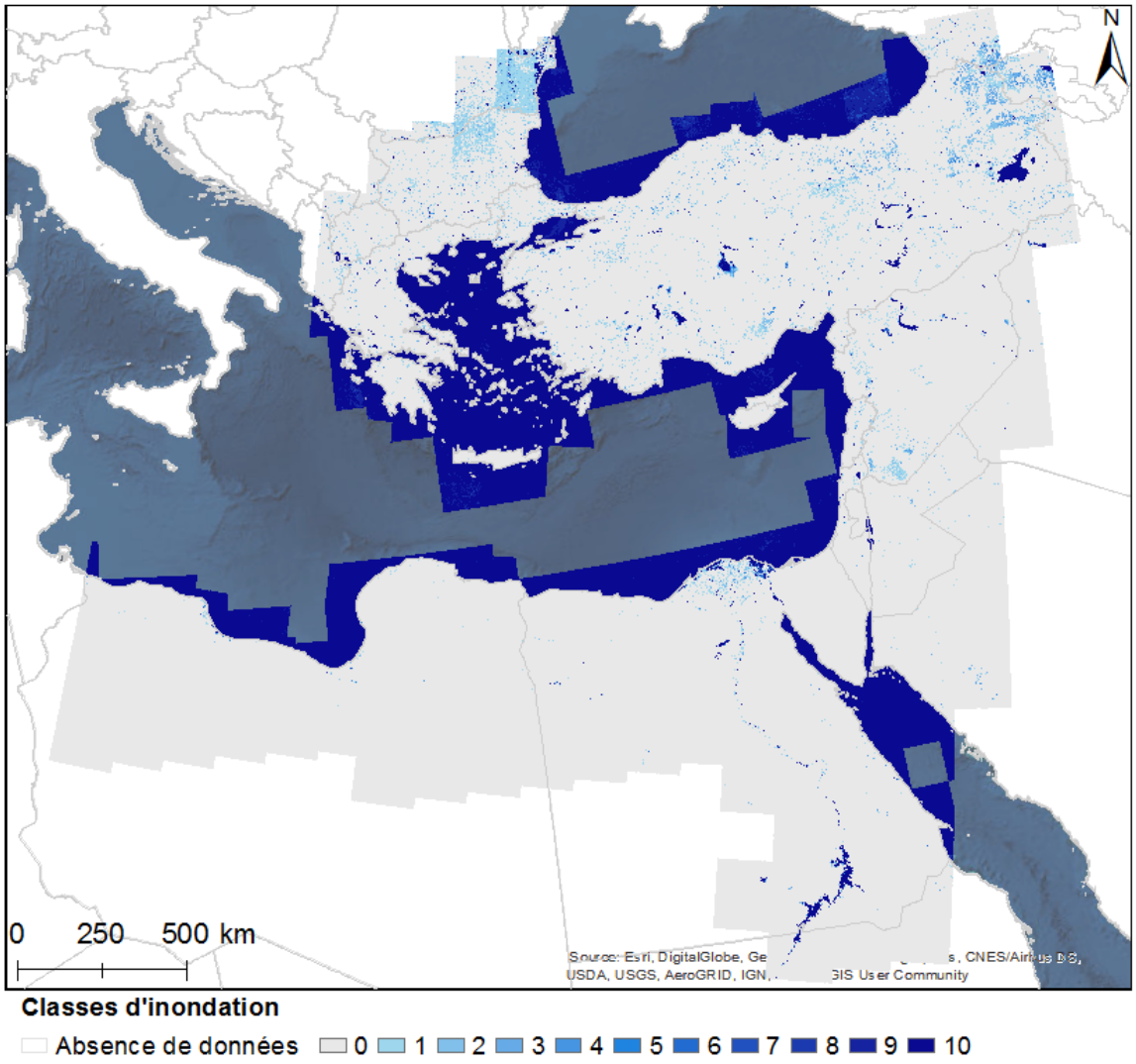


Figure 13. Cartographie des dynamiques spatio-temporelles de l'inondation de la méditerranée orientale.

C. Limites

La méthode utilisée ici pour détecter les zones inondées comporte plusieurs biais et reste donc perfectible.

1. Application de seuils uniques

Premièrement, l'utilisation d'un seuil unique pour l'indice spectral ainsi que pour la pente pour un ensemble de territoires aussi vaste que la Méditerranée peut induire des erreurs de classification. En effet, ces seuillages sont plus ou moins adaptés suivant la localisation et la composition de la zone géographique (ex : présence importante de végétation, montagne, urbanisation, etc.) (Yao *et al.*, 2015; Zhai *et al.*, 2015).

Cela peut être constaté, par exemple, au niveau d'un barrage de la rivière Tchorokhi située dans des zones très montagneuses au Nord de la Turquie, à la frontière de la Géorgie (Figure 14.A et Figure 14.B). Pour la zone étudiée, l'altitude au creux de la rivière est comprise entre 200 et 300 m et les montagnes adjacentes atteignent jusqu'à 1920 m d'altitude. La pente étant, pour certaines zones inondées, supérieure à 7°, celles-ci ont été supprimées lors du traitement (Figure 14.C et Figure 14.D).

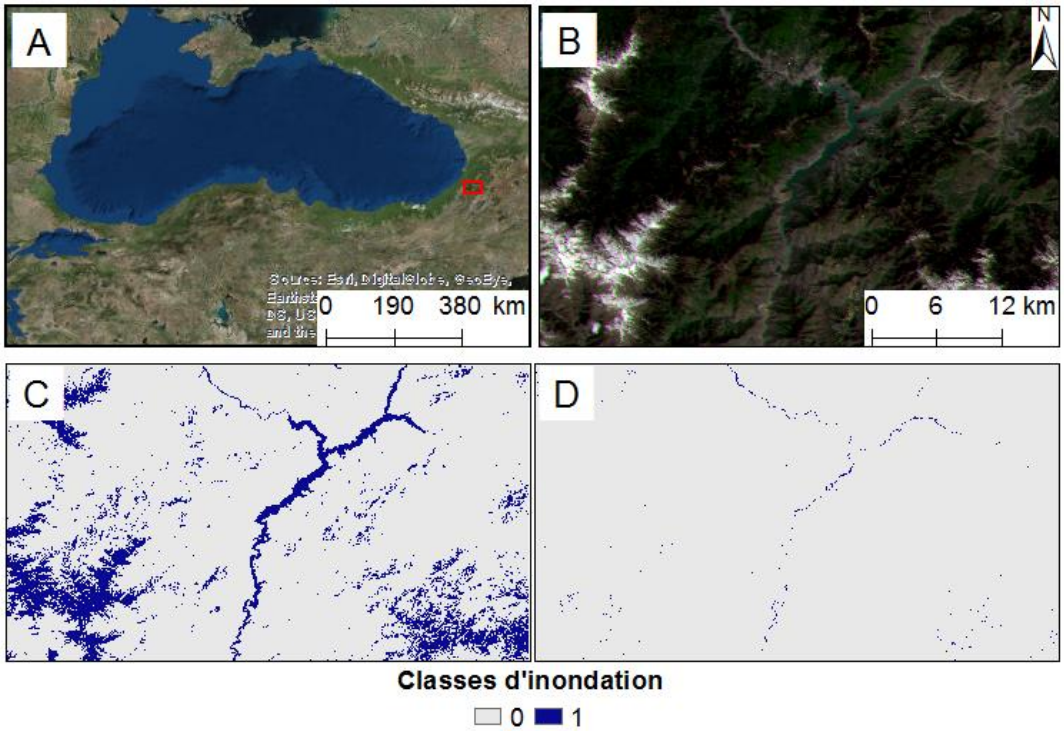


Figure 14. A. Localisation de la zone d'étude. B. Image satellitaire de la zone d'étude pour le 03/05/2013. C. Résultats du MNDWI sans correction topographique pour le 03/05/2013. D. Résultats du MNDWI avec correction topographique (seuil = 7°) pour le 03/05/2013.
Source images de fond : World Imagery (ArcGIS), Landsat-8 OLI.

Ainsi, cette méthode peut entraîner une sous-estimation des réserves en eau superficielles qui sont souvent situées en montagne (Yamazaki *et al.*, 2015). Cependant, l'exemple choisi est éloigné du pourtour méditerranéen et la majorité des erreurs de classification liées à la topographie ont été identifiées dans le Nord de la Turquie où le relief est particulièrement important. Il a donc été jugé, pour ce stage dont les zones à traiter en priorité étaient celles situées à proximité du pourtour méditerranéen, que ces erreurs étaient mineures par rapport aux avantages de l'application d'un seuil unique (ex : rapidité, automatisation, etc.). Néanmoins, une alternative devra être trouvée si la méthode doit être appliquée à des zones géographiques majoritairement composées d'un relief important.

2. Incohérences liées à la météorologie

Un masque a également été appliqué pour supprimer la présence de nuages détectés par la bande BQA fournie avec les images L8. Ainsi, en cas de présence de nuages, la valeur 0 a été attribuée au pixel, ce qui correspond à une absence d'eau. Or cela peut générer des incohérences lorsque les nuages couvrent une surface inondée.

Par ailleurs, les images ont été sélectionnées afin d'éviter au maximum la présence de nuages. Ceci peut induire une sous-représentativité de certaines saisons selon les zones géographiques.

3. Validation partielle de la méthode

La validation de la méthode a été réalisée en 2016 sur les premières étapes de traitement (calcul de MNDWI, corrections radiométriques, atmosphériques et topographiques et masque de nuage). Il pourrait être pertinent d'effectuer une nouvelle validation de la méthode en incluant le masque urbain dans les traitements. En effet, bien que celui-ci semble relativement précis et ait été réalisé à une échelle plus fine que celle des images L8, il serait intéressant d'estimer le degré d'erreur de la classification de l'inondation (excédentaire ou déficitaire).

4. Automatisation

Durant ce stage, il a été choisi d'automatiser au maximum les étapes de traitement afin de permettre un gain de temps. L'automatisation présente néanmoins un inconvénient récurrent qui est le manque de flexibilité dans son utilisation. En effet, l'outil est adapté uniquement selon ce que le développeur a prévu. Si des modifications doivent être réalisées, il faudra donc obligatoirement que la personne ait un minimum de connaissances en développement pour modifier le script. Cependant, sans cela il n'aurait pas été possible de traiter un aussi grand nombre d'images en respectant les

délais imposés. De plus, des outils avaient été créés en 2016 pour effectuer la majorité des traitements de manière indépendante pour des images L8.

D. Perspectives

1. Augmentation du nombre de dates

Afin de limiter l'effet des artefacts, il a été choisi d'augmenter le nombre d'années étudiées. Cela a permis de consolider la méthode afin d'effectuer une analyse globale des dynamiques d'inondation. Cependant, pour certaines études l'analyse intra-annuelle des dynamiques d'inondation peut être plus adaptée. Pour cela, il serait pertinent d'augmenter le nombre de dates, voire d'utiliser l'intégralité des images satellitaires disponibles pour l'année en question. Ceci n'a pas été réalisé ici puisque la priorité a été donnée à la réalisation d'un état des lieux global des dynamiques d'inondation.

2. Assemblage des scènes

Une fois les scènes traitées et corrigées, il sera nécessaire de les réunir. Or, pour assurer un recouvrement total des zones géographiques, les bords de chaque scène Landsat se chevauchent avec les scènes adjacentes.

Pour assembler les images satellitaires, plusieurs méthodes sont envisageables (Leruth, 2000) :

- Donner de manière arbitraire la priorité à une scène : cette méthode est rarement utilisée puisqu'elle est difficile à justifier et les discontinuités sont trop flagrantes (Bindschadler *et al.*, 2008).
- Calcul de moyennes : les résultats obtenus sont corrects mais les discontinuités au niveau des jonctions des images peuvent encore être visibles.
- Calculer des moyennes pondérées : les moyennes sont pondérées selon la distance entre le pixel et le bord de l'image. Cette méthode est également utilisée dans des domaines autres que la télédétection satellitaire telles que l'acquisition d'images par drone (Yang *et al.*, 2013) ou la photographie (Burt and Adelson, 1983; Su *et al.*, 2004). Malgré une meilleure transition entre les images qu'en calculant uniquement des moyennes, cette méthode est difficilement réalisable car elle s'appuie sur des algorithmes complexes.

En tenant compte des avantages et inconvénients de chaque méthode, il semble plus adapté d'assembler les scènes en effectuant des moyennes. Pour cela l'outil de mosaïque peut être réutilisé en sélectionnant la moyenne comme opérateur.

3. Utilisation de l'imagerie radar

Dans cette étude, l'imagerie satellitaire optique[6] a été exploitée. Celle-ci présente l'inconvénient d'être sensible à la météorologie, contrairement à l'imagerie radar[7] (ex : Sentinel-1, Environmental Satellite (Envisat), etc.) qui parvient à récupérer l'information malgré la présence de nuages (Cazals *et al.*, 2016; Feng *et al.*, 2013; Prigent *et al.*, 2007; Zhang and Armstrong, 2001). Il serait donc pertinent d'inclure ce type d'image satellitaire dans la méthode. Des essais avaient été réalisés en 2016 mais s'étaient avérés être peu concluants en raison de la complexité à traiter les images radar (ex : sensibilité aux variations des hauteurs des surfaces). Néanmoins, cette voie est toujours en cours d'exploration dans le cadre d'un autre projet de l'OZHM (projet Satellite-based Wetlands Observation Service (SWOS)).

4. Intégration de la détection de la végétation

Les zones humides sont des écosystèmes riches où se développe une végétation abondante pouvant alors servir d'habitats pour certaines espèces animales (ex : Bruant des roseaux, Gorgebleue à miroir) (Baldi and Kisbenedek, 1999). Bien que plusieurs indices d'identification de la végétation existent, cela demeure complexe d'identifier, à partir de l'imagerie satellitaire optique, à quel moment la végétation recouvre des surfaces inondées (Acharya *et al.*, 2016; Aires *et al.*, 2017; Pekel *et al.*, 2016; Ranghetti *et al.*, 2016; Yang *et al.*, 2015). En parallèle de ce stage, un modèle a été développé par l'université d'Angers pour remédier à cela (Indice = (MIR 1) - Vert).

Néanmoins, celui-ci a été développé à partir d'images pré-corrigées par le pôle Théia[8] et disponibles uniquement pour les territoires de France métropolitaine et les territoires français d'outre-mer. Afin de tester ce modèle sur d'autres côtes méditerranéennes que la côte française, il sera donc nécessaire au préalable d'adapter le modèle de correction d'image développé par Théia aux images satellitaires téléchargées sur le site de l'USGS.

---

[6] Source du rayonnement émis vers la cible est le soleil.

[7] Le radar émet lui-même le rayonnement émis vers la cible.

[8] Structure scientifique et technique française, créée en 2012, dont l'objectif est de faciliter l'usage des images issues de l'observation des surfaces continentales depuis l'espace.

5. Corrections manuelles

Comme expliqué précédemment, la cartographie produite durant ce stage comporte encore plusieurs erreurs de classification. Lorsque la zone étudiée est relativement réduite, les corrections peuvent être faites manuellement par interprétation visuelle à partir d'image Google Earth par exemple. Cependant après un essai sur quelques images dans le cadre de ce stage, il s'est avéré que les corrections prenaient beaucoup de temps (ex : ½ journée à 3 jours par scène suivant le degré d'erreur). En effet, pour éviter une confusion entre la surface inondée et les serres ou les ombres des montagnes, il était nécessaire de corriger les images à très faible échelle. De plus, ce phénomène était amplifié par l'absence de vérité terrain à laquelle se référencer. Néanmoins, il est souhaité de conserver une précision aussi fine que celle fournie par l'image satellitaire pour ne pas perdre l'information relative aux zones humides avec de faibles superficies. Il serait donc pertinent, avant d'effectuer des corrections manuelles, de chercher à ajouter de nouvelles méthodes de corrections automatisables, notamment concernant la topographie.

CONCLUSION

L'Observatoire des Zones Humides Méditerranéennes souhaitait établir un état des lieux des dynamiques d'inondation spatio-temporelles du pourtour méditerranéen en développant un outil facilement utilisable, à faible coût et applicable sur de vastes territoires. Pour cela, une méthode semi-automatisée reposant sur un indice spectral, le MNDWI, avait été développée en 2016 puis appliquée à la partie occidentale de la Méditerranée pour quatre dates réparties sur l'année 2013-2014. Après avoir amélioré l'outil pour que son utilisation soit plus rapide, celui-ci a été réutilisé pour traiter la partie orientale de la Méditerranée (Grèce, Macédoine, Bulgarie, Turquie, Chypre, Syrie, Liban, Palestine, Jordanie, Israël, Egypte, Lybie). Néanmoins, malgré l'intégration de diverses corrections (radiométriques et atmosphériques, topographiques, etc.), des erreurs de classifications persistaient dans l'identification des surfaces inondées (ex : ombres liées au relief, à l'urbanisation, à la végétation, etc.). Afin d'identifier plus facilement ces erreurs, le nombre de dates utilisé pour chaque scène a d'abord été augmenté. Ensuite, un masque d'empreinte urbaine (Global Urban Footprint) fourni par le Centre Aéronautique Allemand (DLR) a été utilisé pour supprimer les erreurs situées au niveau des zones urbaines. Enfin, les images obtenues suite au traitement ont été linéarisées et reclassifiées afin de regrouper les classes d'inondation les plus proches et d'uniformiser les résultats lorsque le nombre de dates utilisé était différent d'une scène à une autre.

En plus d'une évolution de la méthode, ce stage a permis de produire deux outils automatisés ArcGIS facilitant le lancement des traitements et une cartographie des dynamiques spatio-temporelles de l'inondation pour le pourtour méditerranéen oriental sur un an (2013-2014) et quatre ans (2013-2017). Concernant la partie occidentale, 8 dates supplémentaires doivent être rajoutées pour correspondre à la cartographie des dynamiques spatio-temporelles d'inondation la méditerranée orientale sur quatre ans. Sur les 744 images supplémentaires nécessaires pour cette partie, 384 ont déjà été téléchargées mais n'ont pas encore été traitées.

Sur le plan personnel, je me suis confrontée dans ce stage à certaines problématiques déjà rencontrées lors du projet tutoré effectué avec le CEREMA durant les cours de master 2 ce qui m'a permis de mieux les appréhender. J'ai aussi pu me rendre compte de la complexité de travailler sur un projet déjà initié. De plus, la gestion de milliers d'images satellitaires a nécessité un grand sens de l'organisation. Sur le plan technique, cette expérience m'a permis d'apprendre à maîtriser des outils très utilisés en géomatique tels que Modelbuilder et Python.

Le temps de travail attribué à chaque tâche durant ce stage est visible dans le diagramme de Gantt ci-dessous (Figure 15).

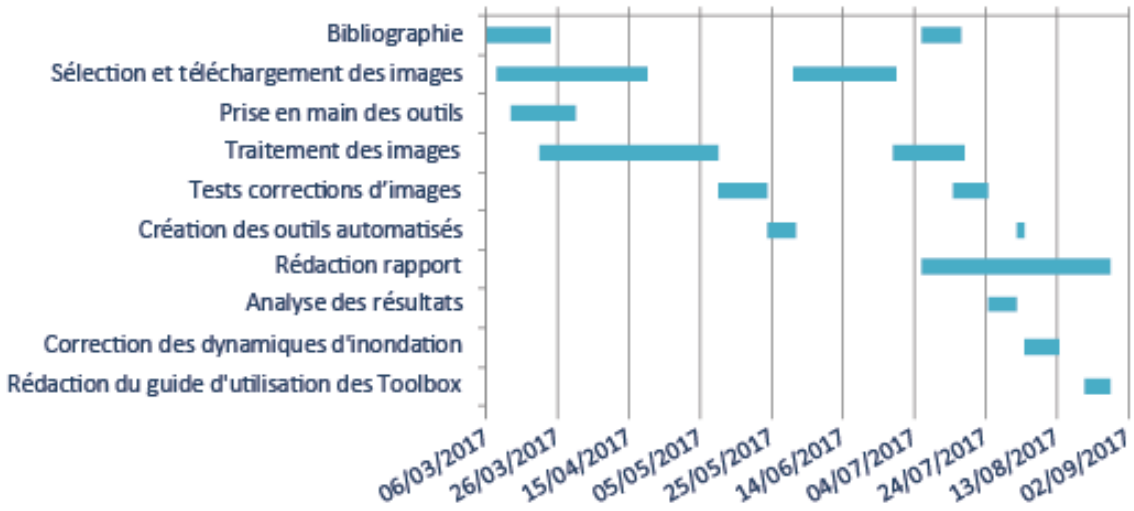


Figure 15. Diagramme de Gantt résumant la distribution de mon temps sur les différentes tâches du projet.

BIBLIOGRAPHIE

Acharya T, Lee D, Yang I, Lee J. 2016. Identification of Water Bodies in a Landsat 8 OLI Image Using a J48 Decision Tree. *Sensors* **16**(7): 1075. DOI: 10.3390/s16071075.

Aires F, Miolane L, Prigent C, Pham B, Fluet-Chouinard E, Lehner B, Papa F. 2017. A Global Dynamic Long-Term Inundation Extent Dataset at High Spatial Resolution Derived through Downscaling of Satellite Observations. *Journal of Hydrometeorology* **18**(5): 1305–1325. DOI: 10.1175/JHM-D-16-0155.1.

Amler E, Schmidt M, Menz G. 2015. Definitions and Mapping of East African Wetlands: A Review. *Remote Sensing* **7**(5): 5256–5282. DOI: 10.3390/rs70505256.

Baldi A, Kisbenedek T. 1999. Species-specific distribution of reed-nesting passerine birds across reed-bed edges: effects of spatial scale and edge type. *Acta Zoologica Academiae Scientiarum Hungaricae* **45**(2): 97–114.

Battin TJ, Luyssaert S, Kaplan LA, Aufdenkampe AK, Richter A, Tranvik LJ. 2009. The boundless carbon cycle. *Nature Geoscience* **2**(9): 598.

Bindschadler R, Vornberger P, Fleming A, Fox A, Mullins J, Binnie D, Paulsen S, Granneman B, Gorodetzky D. 2008. The Landsat Image Mosaic of Antarctica. *Remote Sensing of Environment* **112**(12): 4214–4226. DOI: 10.1016/j.rse.2008.07.006.

Boere G, Galbraith CA, Stroud DA, Scottish Natural Heritage (Agency) (eds). 2006. Waterbirds around the world: a global overview of the conservation, management and research of the world's waterbird flyways. The Stationery Office: Edinburgh.

Burt PJ, Adelson EH. 1983. A multiresolution spline with application to image mosaics. *ACM Transactions on Graphics (TOG)* **2**(4): 217–236.

Campbell JB, Wynne RH. 2011. *Introduction to Remote Sensing, Fifth Edition*. Guilford Press.

Cazals C, Rapinel S, Frison P-L, Bonis A, Mercier G, Mallet C, Corgne S, Rudant J-P. 2016. Mapping and Characterization of Hydrological Dynamics in a Coastal Marsh Using High Temporal Resolution Sentinel-1A Images. *Remote Sensing* **8**(7): 570. DOI: 10.3390/rs8070570.

Chander G, Markham BL, Helder DL. 2009. Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. *Remote Sensing of Environment* **113**(5): 893–903. DOI: 10.1016/j.rse.2009.01.007.

Chen Q, Zhang Y, Ekroos A, Hallikainen M. 2004. The role of remote sensing technology in the EU water framework directive (WFD). *Environmental Science & Policy* **7**(4): 267–276. DOI: 10.1016/j.envsci.2004.05.002.

Chen X, Cui P, Li Y, Yang Z, Qi Y. 2007. Changes in glacial lakes and glaciers of post-1986 in the Poiqu River basin, Nyalam, Xizang (Tibet). *Geomorphology* **88**(3–4): 298–311. DOI: 10.1016/j.geomorph.2006.11.012.

Cohen J. 1960. A Coefficient of Agreement for Nominal Scales. *Educational and Psychological Measurement* **20**(1): 37–46. DOI: 10.1177/001316446002000104.

Cole JJ, Prairie YT, Caraco NF, McDowell WH, Tranvik LJ, Striegl RG, Duarte CM, Kortelainen P, Downing JA, Middelburg JJ, Melack J. 2007. Plumbing the Global Carbon Cycle: Integrating Inland Waters into the Terrestrial Carbon Budget. *Ecosystems* **10**(1): 172–185. DOI: 10.1007/s10021-006-9013-8.

EROS. 2015. *Landsat 8 data users handbook*. Department of the Interior, U.S. Geological Survey: Sioux Falls, South Dakota, 106.

Feng J, Jiao LC, Zhang X, Gong M, Sun T. 2013. Robust non-local fuzzy c-means algorithm with edge preservation for SAR image segmentation. *Signal Processing* **93**(2): 487–499. DOI: 10.1016/j.sigpro.2012.08.024.

Feyisa GL, Meilby H, Fensholt R, Proud SR. 2014. Automated Water Extraction Index: A new technique for surface water mapping using Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment* **140**: 23–35. DOI: 10.1016/j.rse.2013.08.029.

Fisher A, Danaher T. 2013. A Water Index for SPOT5 HRG Satellite Imagery, New South Wales, Australia, Determined by Linear Discriminant Analysis. *Remote Sensing* **5**(11): 5907–5925. DOI: 10.3390/rs5115907.

Gao B. 1996. NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment* **58**(3): 257–266. DOI: 10.1016/S0034-4257(96)00067-3.

Gastal V. 2016. Méthodologie appliquée de cartographie des dynamiques d'inondation des zones humides méditerranéennes. Master 2 Geogram ECG, Université d'Orléans, 104.

Giles PT. 2001. Remote sensing and cast shadows in mountainous terrain. *Photogrammetric engineering and remote sensing* **67**(7): 833–840.

Greb SF, DiMichele WA. 2006. *Wetlands Through Time*. Geological Society of America.

Guo M, Li J, Sheng C, Xu J, Wu L. 2017. A Review of Wetland Remote Sensing. *Sensors* **17**(4): 777. DOI: 10.3390/s17040777.

Harrison JA, Maranger RJ, Alexander RB, Giblin AE, Jacinthe P-A, Mayorga E, Seitzinger SP, Sobota DJ, Wollheim WM. 2009. The regional and global significance of nitrogen removal in lakes and reservoirs. *Biogeochemistry* **93**(1–2): 143–157. DOI: 10.1007/s10533-008-9272-x.

Jiang H, Feng M, Zhu Y, Lu N, Huang J, Xiao T. 2014. An Automated Method for Extracting Rivers and Lakes from Landsat Imagery. *Remote Sensing* **6**(6): 5067–5089. DOI: 10.3390/rs6065067.

Jun X, Yongyong Z. 2008. Water security in north China and countermeasure to climate change and human activity. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C* **33**(5): 359–363. DOI: 10.1016/j.pce.2008.02.009.

Lacis AA, Hansen JE. 1974. A parameterization for the Absorption of Solar Radiation in the Earth's Atmosphere. *Journal of the Atmospheric Sciences* **31**: 118–133. DOI: 10.1175/1520-0469(1974)031,0118: APFTAO.2.0.CO;2.

Landis JR, Koch GG. 1977. The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data. *Biometrics* **33**(1): 159. DOI: 10.2307/2529310.

Leruth F. 2000. Les mosaïques d'images. *Bulletin de la Société Géographique de Liège* **38**(1): 95–106.

Lu S, Wu B, Yan N, Wang H. 2011. Water body mapping method with HJ-1A/B satellite imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* **13**(3): 428–434. DOI: 10.1016/j.jag.2010.09.006.

McCartney EJ. 1976. Optics of the Atmosphere: Scattering by Molecules and Particles. Wiley.

McFeeters SK. 1996. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing* **17**(7): 1425–1432. DOI: 10.1080/01431169608948714.

National Research Council. 1991. *Opportunities in the Hydrologic Sciences*. The National Academies Press: Washington, DC. DOI: 10.17226/1543.

National Research Council. 2008. *Integrating Multiscale Observations of U.S. Waters*. The National Academies Press: Washington, DC. DOI: 10.17226/12060.

Nicholls RJ. 2004. Coastal flooding and wetland loss in the 21st century: changes under the SRES climate and socio-economic scenarios. *Global Environmental Change* **14**(1): 69–86. DOI: 10.1016/j.gloenvcha.2003.10.007.

Niu Z, Gong P, Cheng X, Guo J, Wang L, Huang H, Shen S, Wu Y, Wang X, Wang X, Ying Q, Liang L, Zhang L, Wang L, Yao Q, Yang Z, Guo Z, Dai Y. 2009. Geographical characteristics of China's wetlands derived from remotely sensed data. *Science in China Series D: Earth Sciences* **52**(6): 723–738. DOI: 10.1007/s11430-009-0075-2.

Papa F, Prigent C, Rossow WB. 2008. Monitoring Flood and Discharge Variations in the Large Siberian Rivers From a Multi-Satellite Technique. *Surveys in Geophysics* **29**(4–5): 297–317. DOI: 10.1007/s10712-008-9036-0.

Pekel J-F, Cottam A, Gorelick N, Belward AS. 2016. High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes. *Nature* **540**(7633): 418–422. DOI: 10.1038/nature20584.

Perennou C, Beltrame C, Guelmami A, Tomas Vives P, Caessteker P. 2012. Existing areas and past changes of wetland extent in the Mediterranean region: an overview. *ecologia mediterranea* **38**(2): 53–66.

Pernollet CA, Guelmami A, Green AJ, Curcó Masip A, Dies B, Bogliani G, Tesio F, Brogi A, Gauthier-Clerc M, Guillemain M. 2015. A comparison of wintering duck numbers among European rice production areas with contrasting flooding regimes. *Biological Conservation* **186**: 214–224. DOI: 10.1016/j.biocon.2015.03.019.

Prigent C, Papa F, Aires F, Rossow WB, Matthews E. 2007. Global inundation dynamics inferred from multiple satellite observations, 1993–2000. *Journal of Geophysical Research* **112**(D12). DOI: 10.1029/2006JD007847.

Ranghetti L, Busetto L, Crema A, Fasola M, Cardarelli E, Boschetti M. 2016. Testing estimation of water surface in Italian rice district from MODIS satellite data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* **52**: 284–295.

Richards JA. 2013a. Sources and Characteristics of Remote Sensing Image Data. *Remote Sensing Digital Image Analysis*. Springer Berlin Heidelberg: Berlin, Heidelberg, 1–26. DOI: 10.1007/978-3-642-30062-2_1.

Richards JA. 2013b. Correcting and Registering Images. *Remote Sensing Digital Image Analysis*. Springer Berlin Heidelberg: Berlin, Heidelberg, 27–77. DOI: 10.1007/978-3-642-30062-2_2.

Sabins FF. 2007. Remote Sensing: Principles and Applications, Third Edition. Waveland Press.

Scott DA, Jones TA. 1995. Classification and inventory of wetlands: A global overview. *Plant Ecology* **118**(1): 3–16.

Secrétariat de la Convention de Ramsar. 2006. Le Manuel de la Convention de Ramsar : Guide de la Convention sur les zones humides (Ramsar, Iran, 1971). Gland, Suisse.

Seekell DA, Pace ML, Tranvik LJ, Verpoorter C. 2013. A fractal-based approach to lake size-distributions: LAKE SIZE-DISTRIBUTIONS. *Geophysical Research Letters* **40**(3): 517–521. DOI: 10.1002/grl.50139.

Smith LC, Sheng Y, MacDonald GM, Hinzman LD. 2005. Disappearing arctic lakes. *Science* **308**(5727): 1429–1429.

Soti V, Tran A, Bailly J-S, Puech C, Seen DL, Bégué A. 2009. Assessing optical earth observation systems for mapping and monitoring temporary ponds in arid areas. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* **11**(5): 344–351. DOI: 10.1016/j.jag.2009.05.005.

Su M-S, Hwang W-L, Cheng K-Y. 2004. Analysis on multiresolution mosaic images. *IEEE Transactions on Image Processing* **13**(7): 952–959.

Tranvik LJ, Downing JA, Cotner JB, Loiselle SA, Striegl RG, Ballatore TJ, Dillon P, Finlay K, Fortino K, Knoll LB, others. 2009. Lakes and reservoirs as regulators of carbon cycling and climate. *Limnology and Oceanography* **54**(6part2): 2298–2314.

Verpoorter C, Kutser T, Tranvik L. 2012. Automated mapping of water bodies using Landsat multispectral data: Automated mapping of water bodies. *Limnology and Oceanography: Methods* **10**(12): 1037–1050. DOI: 10.4319/lom.2012.10.1037.

Xu H. 2006. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing* **27**(14): 3025–3033. DOI: 10.1080/01431160600589179.

Xu J. 2004. A study of anthropogenic seasonal rivers in China. *CATENA* **55**(1): 17–32. DOI: 10.1016/S0341-8162(03)00089-4.

Yamazaki D, Trigg MA, Ikeshima D. 2015. Development of a global ~90m water body map using multi-temporal Landsat images. *Remote Sensing of Environment* **171**: 337–351. DOI: 10.1016/j.rse.2015.10.014.

Yang Y, Liu Y, Zhou M, Zhang S, Zhan W, Sun C, Duan Y. 2015. Landsat 8 OLI image based terrestrial water extraction from heterogeneous backgrounds using a reflectance homogenization approach. *Remote Sensing of Environment* **171**: 14–32. DOI: 10.1016/j.rse.2015.10.005.

Yang Y, Sun G, Zhao D, Peng B. 2013. A Real Time Mosaic Method for Remote Sensing Video Images from UAV. *Journal of Signal and Information Processing* **04**(03): 168–172. DOI: 10.4236/jsip.2013.43B030.

Yao F, Wang C, Dong D, Luo J, Shen Z, Yang K. 2015. High-Resolution Mapping of Urban Surface Water Using ZY-3 Multi-Spectral Imagery. *Remote Sensing* **7**(9): 12336–12355. DOI: 10.3390/rs70912336.

Yu H, Zhang S. 2008. Application of high resolution satellite imagery for wetlands cover classification using object-oriented method. *Int Arch Photogramm Remote Sens* **37**(B7): 521–526.

Zhai K, Wu X, Qin Y, Du P. 2015. Comparison of surface water extraction performances of different classic water indices using OLI and TM imageries in different situations. *Geo-spatial Information Science* **18**(1): 32–42.

Zhang T, Armstrong RL. 2001. Soil Freeze/Thaw Cycles over Snow-Free Land Detected by Passive Microwave Remote Sensing. *Geophysical Research Letters* **28**(5): 763–766.

Zhou H, Jiang H, Zhou G, Song X, Yu S, Chang J, Liu S, Jiang Z, Jiang B. 2010. Monitoring the change of urban wetland using high spatial resolution remote sensing data. *International Journal of Remote Sensing* **31**(7): 1717–1731. DOI: 10.1080/01431160902926608.

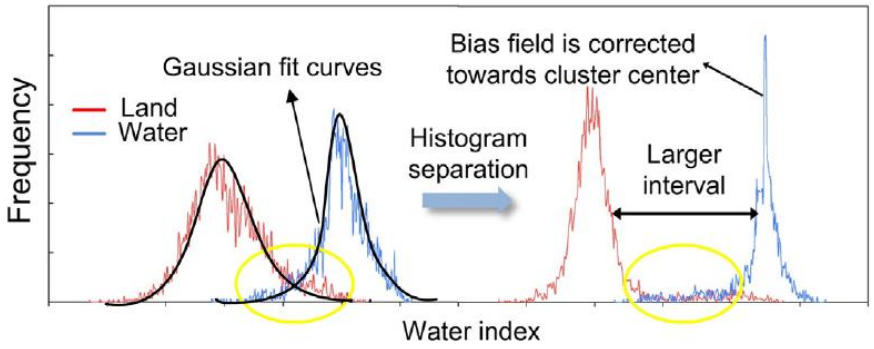
WEBOGRAPHIE

http://www.tourduvalat.org

http://www.zones-humides.eaufrance.fr

ANNEXES

Annexe 1. Principe de la linéarisation (Yang *et al.*, 2015).



Annexe 2. Tableau de synthèse des matrices de confusion obtenues après comparaison avec images Google Earth (Gastal, 2016).

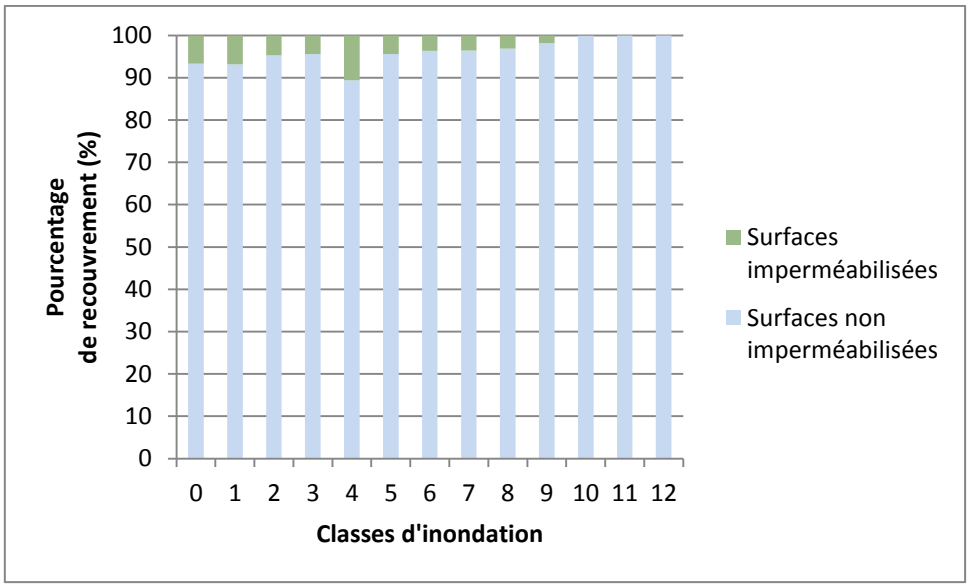
Site	Fuente de Piedra	Lac Shkodra	Ichkeul	Etang de la Dame
Précision globale	93,64 %	97,37 %	89,90 %	79,03 %
Indice de Kappa	0,77	0,94	0,66	0,50
Erreur d'excédents	4,77 %	3,87 %	4,23 %	23,23 %
Précision pour l'utilisateur	95,23 %	96,13 %	95,77 %	76,77 %
Erreur de déficits	2,83 %	3,59 %	8,01 %	3,96 %
Précision pour le réalisateur	97,17 %	96,41 %	91,99 %	96,04 %

Avec :

- Précision globale : rapport entre le nombre de pixels bien classés et l'effectif total
- Indice Kappa : rapport entre l'erreur de la classification telle qu'elle a été réalisée et l'erreur qui est associée à une classification aléatoire. Sachant que (Landis and Koch, 1977):
  - Kappa < 0 : désaccord
  - 0 < Kappa < 0,2 : accord très faible
  - 0,21 < Kappa < 0,4 : accord faible
  - 0,41 < Kappa < 0,6 : accord modéré
  - 0,61 < Kappa < 0,8 : accord fort
  - 0,81 < Kappa < 1 : accord presque parfait

- Erreur d'excédents : pourcentage de pixels classifiés en eau par le MNDWI et qui appartiennent à la classe « Autre » sur les images Google Earth.
- Précision pour l'utilisateur : pourcentage de pixels classifiés en eau par le MNDWI et qui correspondent à la classe « Eau » sur les images Google Earth.
- Erreur de déficits : pourcentage de pixels correspondant à la classe « Eau » sur les images Google Earth qui ont été mal classifiés par le MNDWI.
- Précision pour le réalisateur : pourcentage des pixels correspondant à la classe « Eau » sur les images Google Earth qui ont été bien classifiés par le MNDWI.

Annexe 3. Pourcentage de recouvrement des classes du masque urbain en fonction des classes d'inondation pour la scène incluant Beyrouth.



RESUME

Les ressources en eau continentales relèvent d'une importance majeure pour l'Homme et pour la biodiversité. Elles assurent le bon fonctionnement des écosystèmes humides qui y sont associés et, par conséquent, le maintien d'une grande partie des services rendus par ces milieux. Cependant, le statut de ces habitats, ainsi que leur état de conservation, sont difficiles à estimer de manière homogène sur de grands territoires (tel que le bassin méditerranéen). De plus, les inventaires existants sont souvent, fragmentaires, très localisés ou réalisés à des échelles plus larges mais avec des degrés de précision relativement faibles.

Ce stage s'inscrit dans le cadre d'un projet initié par l'Observatoire des Zones Humides Méditerranéennes (OZHM) visant à réaliser une cartographie exhaustive des surfaces inondées à l'aide des outils d'observation de la Terre, sur l'ensemble des bassins versant côtiers méditerranéens. Durant la première phase de ce projet (2015/2016), une méthode d'identification et d'extraction des milieux inondés ouverts (avec peu ou pas de végétation) avait été mise en place par l'OZHM. Celle-ci repose sur l'utilisation d'un indice calculé à partir des bandes spectrales optiques, le MNDWI (*Modified Normalized Difference Water Index*). Cela permet de classer les pixels d'une image en deux catégories : inondés ou secs. Dans un premier temps, ce stage a permis d'améliorer cette approche conceptuelle, en y apportant quelques modifications notamment avec l'élargissement de la période prise en compte pour l'analyse à 4 années (2013-2017) au lieu d'une seule. De plus, l'intégration systématique d'un masque "Urbain" a permis d'éliminer automatiquement toutes les zones imperméabilisées lors de l'analyse. Une linéarisation et une reclassification des pixels ont également été effectuées afin de limiter les discontinuités dans les délimitations des zones en eau libre entre les scènes juxtaposées. Toutes ces modifications, ainsi que les outils développés précédemment, ont été automatisés avec des scripts Python sous le logiciel ArcGIS. Pour finir, la nouvelle méthode a été appliquée pour traiter la partie orientale du bassin méditerranéen (Grèce, Macédoine, Bulgarie, Turquie, Chypre, Syrie, Liban, Palestine, Jordanie, Israël, Egypte et Lybie).

Mots-clés : Zones humides ; MNDWI ; Landsat-8 OLI ; Global Urban Footprint ; télédétection.

ABSTRACT

Surface water is an indispensable resource for humans and biodiversity. It ensures the proper functioning of the associated wetland ecosystems and, consequently, the sustainability of their services. However, the conservation status of this type of habitat is difficult to estimate homogeneously on wide area (for example the Mediterranean basin). Moreover, existing inventories are often fragmented, very localized or realized on a large scale but with a low level of accuracy.

This internship forms part of the Inundation project of the Observatory of Mediterranean wetlands which aims to realize a full inventory of Mediterranean water bodies with remote sensing on the entirety of Mediterranean watershed. In the first year of this project (2015/2016), a method to identify and extract the flooded areas (with little or no vegetation) was set up by the observatory. This method uses an index calculated with optical spectral bands named MNDWI (*Modified Normalized Difference Water Index*). It classifies pixels of one picture into two categories: flooded or dry. During this internship, the conceptual method was improved notably with the expansion of the period used for the analyses to four years (2013-2017) instead of one. Moreover, a mask was systematically integrated to allow automatic elimination of urban areas (with an impermeable surface). A linearization and a reclassification were also done to deal with the discontinuities relating to scene overlapping. All this modifications, and the tools previously developed, were automated with Python script on ArcGIS. To finish, the new method was applied to process the eastern Mediterranean watershed (Greece, Macedonia, Bulgaria, Turkey, Cyprus, Syria, Lebanon, Palestine, Jordan, Israel, Egypt, Lybia).

Keywords: Wetlands; MNDWI; Landsat-8 OLI; Global Urban Footprint; remote sensing.