



HAL
open science

Apport d'images issues de drone pour le suivi de végétation naturelle

A. Bataillé

► **To cite this version:**

A. Bataillé. Apport d'images issues de drone pour le suivi de végétation naturelle. Sciences de l'environnement. 2015. hal-02602061

HAL Id: hal-02602061

<https://hal.inrae.fr/hal-02602061v1>

Submitted on 16 May 2020

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.

Apport d'images issues de drone pour le suivi de végétation naturelle

Mémoire de fin d'études de Master 2



Stagiaire : BATAILLE Anaïs
Soutenance : Septembre 2015

Maîtres de stage : Samuel ALLEAUME et Jean-Baptiste FERET
Structure d'accueil : Irstea – UMR TETIS – Maison de la Télédétection



Table des matières

Remerciements	2
Organisme d'accueil	3
Introduction	4
État de l'art	5
1. Sites de l'étude	7
1.1. Les Causses d'Aumelas	7
1.2. Marais du Pontet	8
2. Matériels et méthodes	9
2.1. Données de base.....	9
2.2. Acquisition des données.....	9
2.2.1. Vecteurs et capteurs associés	9
2.2.2. Protocole drone	10
2.2.3. Mesures de hauteurs d'arbres	11
2.3. Prétraitements d'images	12
2.4. Traitements d'images	14
2.4.1. Primitives	14
2.4.2. Segmentations.....	15
2.4.3. Classifications.....	15
2.4.4. Estimation de la hauteur de végétation.....	17
3. Résultats	19
3.1. Prétraitements.....	19
3.2. Traitements.....	21
3.2.1. Choix des primitives	21
3.2.2. Segmentations.....	21
3.2.3. Classifications.....	21
3.2.4. Estimation de hauteur de végétation	24
4. Discussion	26
4.1. Interprétation	26
4.2. Problèmes rencontrés	28
Conclusion et perspectives	30
Références	31
Bibliographie.....	31
Webographie	32
Annexes	34
Résumé	40

Remerciements

En premier lieu, je tiens à remercier Sylvain LABBE, le directeur de Irstea, qui m'a accueilli au sein de cet organisme, et Jean-Philippe TONNEAU, le directeur de l'UMR TETIS, pour son accueil chaleureux à la Maison de la Télédétection.

Je remercie très particulièrement mes maîtres de stage Samuel ALLEAUME et Jean-Baptiste FERET pour leur très bon accueil dans leur équipe, pour tous leurs précieux conseils en traitements d'images et pour leur bonne humeur. Ce sont des maîtres de stage exceptionnels qui m'ont apporté énormément dans le domaine de la télédétection.

Je tiens aussi à remercier Audrey JOLIVOT, la pilote du drone, d'avoir fait voler le drone sur nos sites et d'avoir réussi l'acquisition d'images de grande qualité.

Un grand merci à Gilles RABATEL pour sa collaboration pour avoir mis à disposition son logiciel d'appariement d'images du proche-infrarouge avec des images du visible. Un grand merci également à Éric BAPPEL et sa boîte AD3D, qui collabore avec la société Acute3D, pour le prêt du logiciel générant les mosaïques et les modèles numériques de surface. Merci également à Sylvio LAVENTURE pour son aide dans la programmation en langage Python. Ces trois collaborations ont vraiment permis de faire avancer ce stage et aussi l'exploitation et le traitement des images issues de drones.

Merci à Vincent THIERION, agent de Irstea Grenoble, pour ses images issues de drone et ses données associées acquises l'année passée, comme base du stage.

Je remercie également le CBN, Olivier ARAGNON et Guilhem DEBARROS du CBN méditerranéen, et Marc ISENMANN du CBN alpin, pour le choix pour leur connaissance mais aussi leur accueil sur les sites d'études.

Je tiens également à remercier mes amis stagiaires de la Maison de la Télédétection pour leur bonne humeur tout au long du stage. Je remercie particulièrement Yoursa HAMROUNI et Ange-Marie BOTROH pour leur aide sur le terrain et leurs bons conseils.

Un grand merci à mes professeurs de Master 2 pour toutes les connaissances qu'ils m'ont apporté en aménagement du territoire et en télédétection. Merci particulièrement à Valérie DEMAREZ, ma tutrice de stage pour son soutien et son apport en télédétection.

Et enfin je remercie ma famille qui m'a toujours soutenu, et particulièrement ma mère, ma relectrice attitrée, pour les quelques fautes qui se sont glissées dans ce rapport.

Organisme d'accueil

L'Irstea, l'Institut national de recherche en sciences et technologies pour l'environnement et l'agriculture fut créé en 1981. Il était autrefois appelé Cemagref (Centre d'Etude du Machinisme Agricole, du Génie Rural, des Eaux et des Forêts) et c'est un organisme de recherche sous la tutelle du Ministère de l'agriculture, de l'agroalimentaire et de la forêt et du Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche. Il regroupe trois départements de recherche (Eaux, Ecotechnologies et Territoires) et est composé de neuf directions régionales réparties sur tout le territoire français, réunissant alors une vingtaine d'unités de recherche (Irstea, 2015).

Le centre Irstea basé à Montpellier a développé des partenariats avec les organismes de recherche de la région au sein des trois unités mixtes de recherche dont il est composé, les UMR G-EAU, ITAP et TETIS. Les unités G-EAU (étude de l'usage de l'eau) et ITAP (étude des écotechnologies) sont basées à Irstea tandis que l'unité TETIS (Territoires, Environnement, Télédétection et Information Spatiale) est basée à la Maison de la Télédétection (Irstea Montpellier, 2015).

La Maison de la Télédétection, également située à Montpellier, a été construite en 1994 et accueille les équipes de recherche en télédétection et en information spatialisée. Elle réunit dans ses locaux les UMR TETIS et Espace-Dev qui contribuent aux projets d'Equipement d'Excellence GEOSUD et du Pôle thématique surfaces continentales THEIA. Ces projets ont pour objectifs de mettre en place des méthodes et des outils gratuits pour l'utilisation et le traitement d'images satellitaires.

L'UMR TETIS est composée du Cirad (Centre de coopération internationale en recherche agronomique pour le développement) et d'AgroParisTech (Institut des sciences et industries du vivant et de l'environnement) en plus de Irstea (Figure 1). Cette unité de recherche regroupe deux dimensions scientifiques, la thématique et la méthodologie, afin de développer et maîtriser l'information spatiale pour la gestion environnementale des territoires. Ses recherches méthodologiques s'appliquent principalement dans l'agriculture, l'environnement et la santé. TETIS est une pluriactivité puisqu'elle réunit la recherche, l'appui/expertise politique et la formation, et est composée de quatre équipes scientifiques (Figure 1) : AMoS (Modélisation), SISO (Système d'Information), USiG (Usage) et ATTOS (Télédétection). Cette dernière, nommée Acquisition, Télédétection, Traitement et Observations Spatiales, oriente ses recherches dans les domaines de l'aménagement du territoire et de l'environnement. L'objectif principal est donc de développer des méthodes et des procédés en télédétection pour ces domaines (TETIS, 2015).

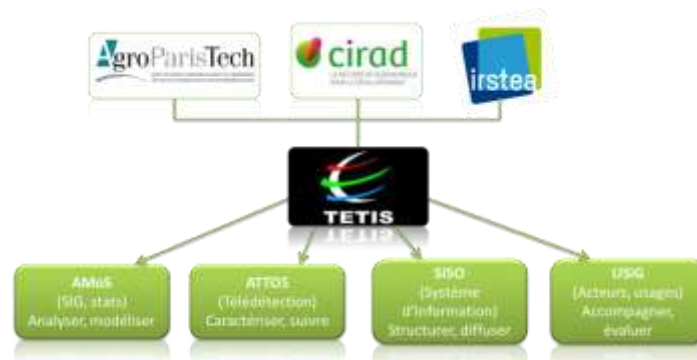


Figure 1 : Représentation de l'UMR TETIS. En haut, les organismes composant TETIS. En vert, des différentes équipes scientifiques de l'UMR TETIS.

Introduction

La connaissance de l'état des territoires dans le temps est une nécessité dans plusieurs domaines, notamment en environnement pour le suivi de végétation. Elle permet en effet de mieux gérer la biodiversité ainsi qu'aménager le territoire. De nos jours, l'un des enjeux majeur de l'aménagement du territoire est de pouvoir déterminer et surveiller les habitats d'intérêts remarquables et communautaires ainsi que leur évolution. Le principal objectif est alors de mettre en œuvre la Stratégie Nationale pour la Biodiversité du Ministère de l'Ecologie (Irstea, 2015) et d'améliorer les différentes politiques sectorielles sur les connaissances de l'évolution de la biodiversité, telle que la Trame Verte et Bleue (Trame verte et bleue, 2015).

C'est ainsi que depuis 2011, le Ministère de l'Ecologie, du Développement Durable et de l'Energie (MEDDE) a lancé le projet CarHab (Cartographie nationale des Habitats naturels) afin de réaliser une cartographie de la végétation naturelle et semi-naturelle en France à l'échelle du 1:25000 (Irstea, 2015). Ce programme est un partenariat entre différents organismes nationaux qui associent leurs compétences en analyses spatiales, comme la télédétection et les Systèmes d'Informations Géographiques (SIG), et en botanique, telles la phénologie et la phytosociologie (Alleaume et al., 2013). CarHab correspond donc à la recherche de méthodes et d'outils, pour l'acquisition et le traitement d'images, afin de créer une carte finale optimale en 2025. La télédétection est alors l'une des techniques la mieux adaptée pour cette étude puisqu'elle étudie les différents moyens d'acquisition d'images, à partir de nombreux capteurs placés notamment sur des satellites, pour établir une cartographie.

Depuis 2014, Irstea et les Conservatoires Botaniques Nationaux (CBN) se sont associés afin d'étudier et d'exploiter le potentiel des images issues de drone. Ces dernières, caractérisées par leur très haute résolution, permettraient la réalisation d'une cartographie phytosociologique fine des milieux ouverts. Le drone donne également la possibilité d'acquérir des images de milieux difficilement accessibles ou sensibles comme les zones humides, permettant ainsi de caractériser les habitats qui les composent, et estimer la biomasse de la végétation, sans perturber ces milieux. Enfin, le principal objectif du CBN est le suivi spatial et temporel de ces milieux vulnérables puisque leur végétation est généralement endémique et rare, le drone est donc l'outil idéal pour ce suivi. Ainsi, l'Irstea de Montpellier et le CBN méditerranéen prévoient pour l'année 2015 de recourir à l'utilisation du drone pour étudier finement les milieux ouverts méditerranéens, et plus particulièrement la végétation unique de mares temporaires ou de marais, des sites protégés Natura 2000.

Ce stage consiste alors à chercher et tester les différents protocoles de terrain et les différentes approches de traitements d'images issues de drone pour le projet CarHab. De nombreux traitements sont alors à explorer comme l'appariement d'images, l'orthorectification ou encore différentes méthodes de classifications. De plus, la visualisation et l'exploitation de la tristéréoscopie permettra l'estimation de la hauteur de la végétation. Ces travaux conduiront à la création d'une cartographie et à une classification optimale des groupes de végétation naturelle. L'objectif final est donc la réalisation d'un guide technique sur l'utilisation d'images issues de drone, composé d'un protocole de terrain et des différents traitements d'images.

État de l'art

L'usage du drone (ou UAV pour Unmanned Aerial Vehicle) s'est popularisé au cours de ces dix dernières années. Son utilisation pour des applications environnementales reste récente, depuis le début des années 2010, mais ne cesse de se développer en raison de son potentiel important (Anderson et Gaston, 2013). C'est notamment dû à la capacité d'obtenir des images de résolution spatiale centimétrique, avec une très forte répétition des acquisitions, qui reste cependant limitée par les conditions météorologiques.

Cette amélioration des applications environnementales est notamment due au développement de l'agriculture de précision pour laquelle les nouvelles technologies, basées sur les technologies drones, se développent afin de gérer finement des parcelles agricoles. Par exemple, la cartographie des champs en très haute résolution par l'imagerie drone devrait permettre une meilleure gestion en agriculture par la distinction entre cultures et mauvaises herbes (Torres-Sánchez et al., 2013) (Torres-Sánchez et al., 2014). A partir de 2010, le projet européen RHEA a permis de développer et tester des technologies robotiques et automatiques appliquées aux traitements chimiques et aux suivis des cultures (RHEA project, 2015). L'UMR ITAP, en collaboration avec l'UMR TETIS, travaille sur des systèmes aériens et développe des méthodes d'acquisition et de traitements d'images (ITAP, 2015). Les images issues de drones font partie de ces nouvelles méthodes de suivi et deviennent un outil essentiel pour la gestion de cultures. Rabatel (2012) a d'ailleurs réussi à obtenir des images en proche-infrarouge (PIR) grâce à de simples appareils photographiques numériques (APN). Ces images apportent ainsi des améliorations significatives pour le suivi des cultures agricoles, avec notamment l'utilisation d'indices de végétation tels que le NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) qui se calcule grâce au PIR.

Le drone peut également être utilisé dans le milieu forestier, un milieu parfois difficile d'accès, pour établir une cartographie très fine de la forêt. Il est alors utile pour l'aménagement forestier qui consiste à effectuer l'état des lieux d'un milieu forestier afin de le gérer au mieux (Lucie, 2013). C'est seulement depuis quelques années que le drone commence à être appliqué pour les milieux naturels ouverts. En effet, les zones naturelles vulnérables sont des cibles à privilégier pour l'utilisation de l'outil drone. Ceci a été démontré sur des milieux tels que les zones humides (Chabot et Bird, 2013 & Knoth et al., 2013) ou encore des steppes naturelles (Breckenridge et al., 2011). Les drones permettent également d'obtenir, à partir d'images acquises avec différents angles de visée, des modèles numériques en trois dimensions, représentant le territoire en relief. Ces modèles sont pour le moment surtout utilisés dans l'étude du milieu forestier (Zarco-Tejada et al., 2014) ou pour l'étude de l'érosion (Raclot et al., 2005). Le drone s'avère ainsi particulièrement intéressant pour le suivi spatial et temporel de zones à risque d'érosion, en raison de la résolution spatiale centimétrique des images acquises ainsi que de la réactivité dans les campagnes d'acquisition. Elles permettent d'étudier des phénomènes se déroulant à une échelle spatio-temporelle très fine.

L'outil drone est donc encore expérimental, mais son utilisation croissante pour l'acquisition de données entraîne logiquement le développement de techniques et de méthodes spécifiques à ce type de données. Parmi les différentes techniques spécifiques à l'application du drone, il y a la recherche de capteurs associés aux drones (Laliberte et al., 2011), l'orthorectification des images et la mise au point des méthodes de classifications adaptées (Laliberte et al., 2010). Concernant l'application sur les milieux naturels, de nombreuses recherches méthodologiques et techniques restent à réaliser comme la

mise au point de protocoles de terrain spécifiques aux zones protégées : ces zones ne peuvent être piétinées pour installer des cibles de géoréférencement. Hardin (2010) a mis en place un protocole de terrain pour des sites sensibles adapté aux zones humides. Par exemple, le placement des cibles géoréférencées, placées autour de la zone sensible, évite le piétinement et permet l'orthorectification. Cependant, cette technique se limite seulement aux zones de petites tailles.

En 2014, le CBN alpin et Irstea de Grenoble et de Montpellier ont également testé le drone sur les milieux ouverts montagnards, au niveau de la rivière Rif Tort, pour comparer les relevés de terrain avec la photo-interprétation issue des images de drone (Bantegnie et Conjard, 2014). Afin d'obtenir l'indice de végétation NDVI à partir d'images acquises par drone, deux APN ont été embarqués sur un drone (Lebourgeois et al., 2008). Cette installation permet des acquisitions synchronisées dans les domaines visible et PIR respectivement. Malgré la synchronisation de ces prises de vue, la difficulté reste le calage (ou co-registation) des images de manière suffisamment précise pour exploiter au mieux l'information et obtenir un NDVI fiable. Ainsi, cet appariement entre les images des deux APN (PIR et visible) reste une opération complexe nécessitant une méthode adaptée à ce type de données.

Il existe néanmoins une méthode de calage d'images, un algorithme de la Transformée de Fourier, permettant d'apparier deux images au pixel près (Lowe, 1999). Rabatel et Labbé (2014) ont développé un logiciel expérimental (TRAITIM) s'appuyant sur cet algorithme qui est validé pour des applications en agriculture de précision, notamment dans le cadre du projet RHEA. L'utilisation de cette méthode et de ce logiciel sur des images correspondant à des milieux naturels n'avait pas été expérimentée jusqu'à présent. Ce stage consiste ainsi à les appliquer et à déterminer les performances d'appariement de la méthode sur ces milieux.

1. Sites de l'étude

Le choix des sites a été fait en collaboration avec les Conservatoires Botaniques Nationaux. En effet, il a été convenu que les zones à étudier seraient caractérisées par leur accès difficile ainsi que leur végétation sensible et fragile. La végétation des mares temporaires et des marais sont l'exemple parfait de ce genre de sites.

1.1. Les Causses d'Aumelas

Les Causses d'Aumelas correspondent à un site de garrigue Natura 2000 situé à l'ouest de Montpellier (Figure 2). Ils sont caractérisés par leur physionomie particulière puisqu'ils présentent différentes strates de végétation, avec notamment des chênaies vertes et des pelouses à *Brachypode rameux* (*Brachypodium ramosum*), typiques des milieux méditerranéens ainsi que des mares temporaires accompagnées de leur cortège végétal.

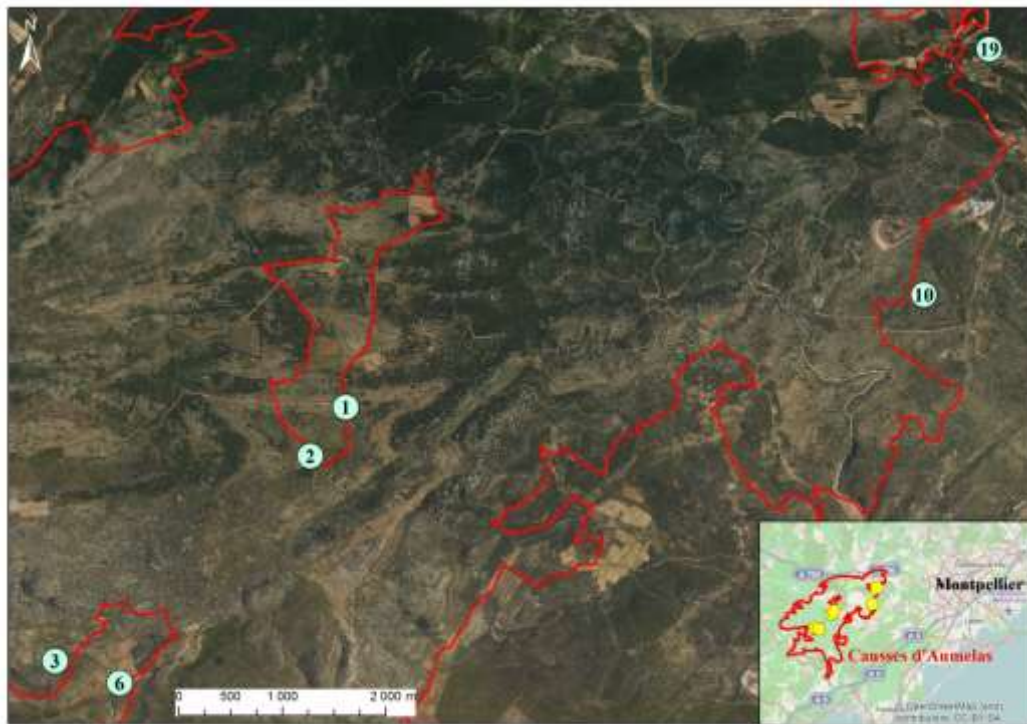


Figure 2 : Situation des Causses d'Aumelas (délimités en rouge) et emplacements des mares choisies par le CBN sur l'orthophotographie à 20 cm.

Ce site est vulnérable à cause de la croissance et le développement de la métropole montpelliéraine, associé au risque de l'abandon de l'activité humaine traditionnelle sur ce territoire. L'ensemble de ces facteurs menacent ainsi l'équilibre des écosystèmes présents par une dépression. Ces causses sont d'intérêt dans la conservation botanique puisque l'habitat des mares temporaires méditerranéennes est un habitat dit prioritaire pour la conservation (INPN, 2015). Des mares temporaires ont été choisies par le CBN méditerranéen (Figure 2 & Figure 3). L'intérêt de cet habitat s'explique par leur végétation amphibie méditerranéenne qui s'est adaptée à la présence d'eau en hiver et printemps et à la sécheresse des mares en été. Les mares des Causses d'Aumelas sont caractérisées par un sol siliceux et une profondeur généralement supérieure à 40 cm. L'habitat qui en ressort est alors un gazon méditerranéen amphibie longuement inondé, appelé Preslion à cause de la présence d'associations végétales avec la *Menthacervina* (*Presliacervina*). La plupart des espèces sont

soit thérophytes, caractérisées par leur durée de vie courte et leur développement rapide, soit géophytes, c'est-à-dire que lors de la mauvaise saison leurs organes sont enfouis dans le sol (INPN – Fiche habitat de mares temporaires, 2015).



Figure 3 : Exemple d'orthophotographies de trois mares temporaires sélectionnées par le CBN.

1.2. Marais du Pontet

Le CBN alpin a choisi le marais du Pontet situé dans le site Natura 2000 du Réseau de zones humides et alluviales des Hurtières, à une cinquantaine de kilomètres à l'est de Chambéry (Figure 4). Ce réseau a une grande importance pour la conservation d'espèces des milieux humides. Le marais du Pontet est composé de quelques habitats prioritaires puisqu'en effet c'est un marais calcaire à *Cladiummariscus*, un habitat encore très méconnu. Cependant, il est en forte régression principalement à cause des activités agricoles intensives (INPN – Fiche habitat de marais calcaires, 2015). Ce marais abrite également quelques espèces rares comme le Liparis de Loesel (*Liparis loeselii*). Les objectifs majeurs du gestionnaire du marais, le Conservatoire d'Espaces naturels, sont donc de maintenir l'écosystème du marais à l'équilibre tout en pratiquant une activité agricole adaptée (fauche traditionnelle) au milieu et ses besoins (INPN, 2015). Ce site présente également des études pour le reméandrage du ruisseau qui le traverse afin de restaurer l'hydrologie du marais (CEN Savoie, 2015). Ce site est difficile d'accès pour les relevés botaniques et il est également important d'éviter tout piétinement sur le site afin de le préserver.



Figure 4 : Situation du marais du Pontet (délimitation en vert) sur l'orthophotographie à 50 cm.

2. Matériels et méthodes

2.1. Données de base

La BD ORTHO® 50 cm est utilisée pour repérer la végétation et géoréférencer le marais du Pontet. C'est une base de données Raster de 50 cm de résolution recouvrant tout le territoire français et proposée par l'IGN, elle est utilisée dans de nombreux domaines liés à la géomatique comme l'aménagement ou l'environnement (IGN, 2015). Les orthophotographies qui la composent sont rectifiées géographiquement et projetées en Lambert 93 et ont été acquises en 2013.

Des orthophotographies d'une résolution de 20 cm sont également utilisées, elles sont plus précises et serviront au géoréférencement des images de drones prises aux Causses d'Aumelas. Ces orthophotographies sont fournies par une association régionale nommée SIG L-R (Système d'Information Géographique en Languedoc-Roussillon) et sont également géoréférencées en Lambert 93.

Les délimitations des sites Natura 2000 sous format *shape* et les coordonnées GPS en Lambert 93 des différentes mares et du marais ont été récupérées via le CBN afin de repérer les zones d'études sur les orthophotographies.

2.2. Acquisition des données

2.2.1. Vecteurs et capteurs associés

Deux drones ont été utilisés pour les campagnes de terrain, un octocoptère à Aumelas et un hexacoptère sur Le Pontet, avec respectivement huit et six rotors, provenant de l'entreprise allemande MikroKopter. Le choix de ces modèles a été fait en fonction de la charge utile embarquée sur le drone. Ce genre de drone est équipé d'une carte électronique, d'un récepteur GPS et d'une batterie LiPo (Lithium Polymère) interchangeable sur la partie supérieure du drone (Figure 5.a). Les vols sont cependant limités par l'autonomie de la batterie puisque, compte tenu du poids du drone et des différents APN dessus, une batterie dure en moyenne une dizaine de minutes, restreignant ainsi le temps de vol et donc la surface à couvrir par vol.

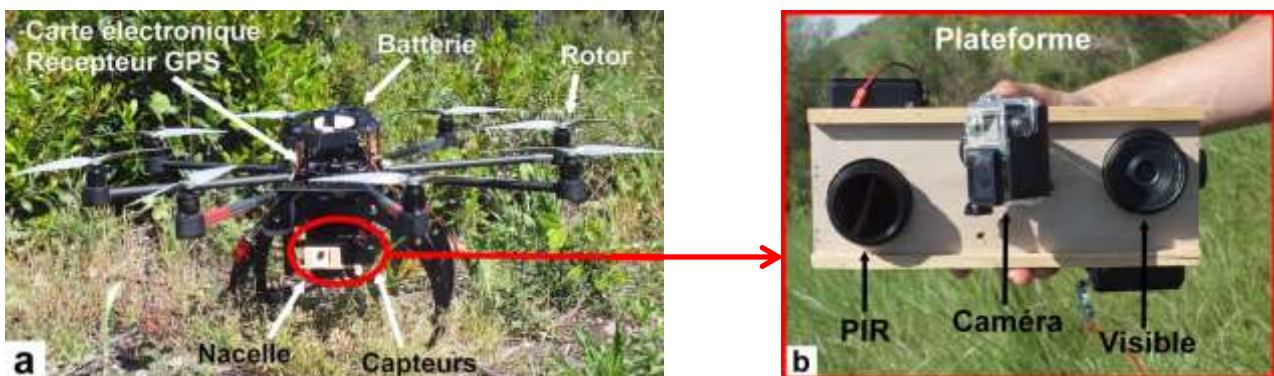


Figure 5 :a) Descriptif des composants d'un drone. b) Descriptif des différents capteurs présent sur la plateforme.

Sous le drone se trouve la nacelle, sous laquelle est vissée une plateforme en bois permettant de fixer les capteurs, des APN. Ces derniers sont des compacts SIGMA DP2 Merrill qui prennent des images aux formats RAW (format brut de l'image) et JPEG (format compressé) (Annexe I). L'un

prend des photographies dans le visible, avec une pile de couches RVB (rouge, vert, bleu) tandis que l'autre est muni d'un filtre, afin de prendre des images en PIR (Figure 5.b) (Lebourgeois et al., 2008). Ils sont ainsi placés sur la plateforme à l'opposé, séparés d'une dizaine de centimètres, une caméra GoPro est également fixée au milieu de la plateforme pour réaliser et proposer des films au CBN. Les plans de vol sont établis, grâce aux orthophotographies de Google Earth, pour chaque zone d'études dans le logiciel de pilotage du drone MK Tools Maps. Ils sont basés sur les coordonnées GPS des différentes zones d'études et sur l'altitude de vol du drone. Ils sont par la suite directement chargés dans la carte électronique du drone. Le pilote utilise alors une télécommande pour piloter le drone. Il fait décoller et atterrir le drone manuellement tandis qu'il le passe en mode automatique pour faire son vol programmé entre les deux. Lors du mode automatique, le pilote utilise également le logiciel de pilotage afin de voir l'état d'avancement du vol.

La météorologie est l'élément le plus important à prendre en compte pour s'assurer du succès l'acquisition d'images par drone. Les nuages ont une influence sur l'intensité lumineuse et sur la radiométrie des clichés tandis que le vent augmente la consommation des batteries et réduit la stabilité de l'appareil (risque de photographies floues).

2.2.2. Protocole drone

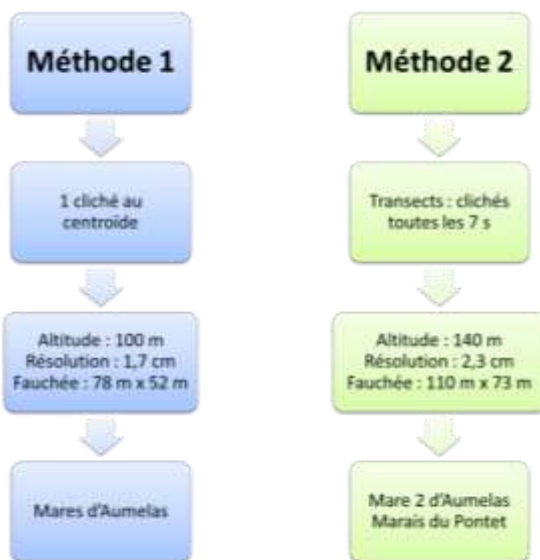


Figure 6 : Schéma récapitulatif des deux méthodes du protocole drone.

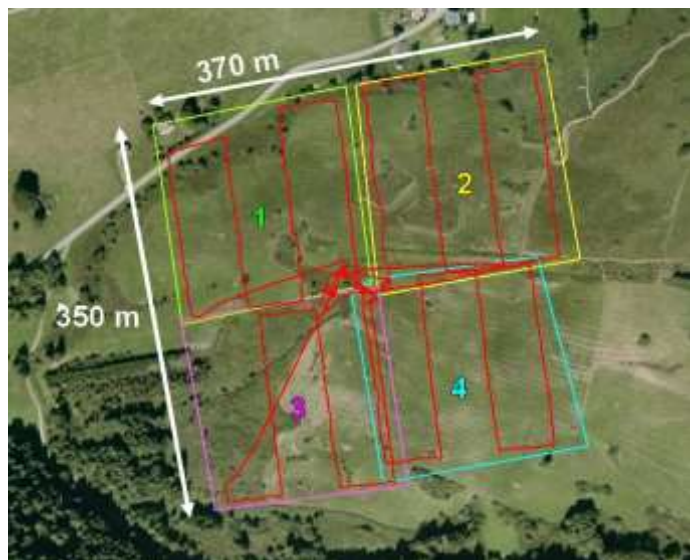


Figure 7 : Exemple du plan de vol sur le marais du Pontet effectué par le drone. Les transects sont représentés par les lignes rouges. Les carrés représentent la couverture des différents vols.

Deux méthodes de vol ont été mises en place après une étude des sites sur le terrain et sur les orthophotographies (Figure 6). i) La première consiste à prendre une unique photographie au-dessus de la zone d'étude à une altitude de 100 m, une résolution d'image de 1,7 cm et une fauchée de 78 m x 52 m. ii) La deuxième méthode est constituée d'une série de clichés photographiés toutes les sept secondes selon des transects d'une centaine de mètres chacun (Figure 7) et selon un recouvrement de 80% à l'avant et 60% en latéral. Le drone est programmé à une altitude de 140 m, la résolution des images acquises est alors de 2,3 cm et la fauchée de 110 m x 73 m.

La durée entre deux clichés est déterminée en fonction du temps d'enregistrement d'une photographie par l'APN. La distance entre deux clichés successifs est calculée en fonction du taux de recouvrement et de l'altitude souhaité. Tous ces paramètres permettent de définir la vitesse de

déplacement du drone. Puisque les sites sont des zones protégées, aucune cible, servant normalement à l'orthorectification des images, ne sera placée sur le terrain pour éviter tout piétinement.

Ainsi, ces deux méthodes ont été choisies et appliquées sur les différentes zones d'études en fonction de leur végétation d'intérêt. Les mares des Causses d'Aumelas sont concernées par la première méthode, leur végétation aux alentours est plutôt quelconque. Les photographies sont donc prises au centre de chaque mare. La deuxième méthode est mise en place pour le marais du Pontet et l'environnement autour de la mare 2 d'Aumelas, dont la végétation est stratifiée et donc pertinente. Les transects sont déterminés à partir des zones d'intérêts définies sur les orthophotographies. Avec la limitation de l'autonomie des batteries, plusieurs vols sont prévus pour recouvrir la totalité des deux sites. Deux vols couvrent la mare 2 d'Aumelas tandis que le marais du Pontet est couvert par quatre vols (Figure 7).

2.2.3. Mesures de hauteurs d'arbres

Un protocole de terrain est mis en place sur le site de la mare 2 d'Aumelas, afin d'estimer la hauteur de végétation. Plus de 160 arbres et arbustes ont été mesurés grâce à un vertex forestier. C'est un appareil estimant la hauteur des arbres. Une cible (ou un transpondeur) est placée sur le tronc de l'arbre à 1,30 mètre du sol, le vertex est alors dirigé à distance, via des ondes, vers la cible et est ensuite orienté vers la cime de l'arbre (Figure 8), il indique alors automatiquement la hauteur de l'arbre mesuré. Les noms d'espèces des arbres et arbustes sont déterminés et leur emplacement est identifié sur l'orthophotographie d'une résolution à 20 cm du site.

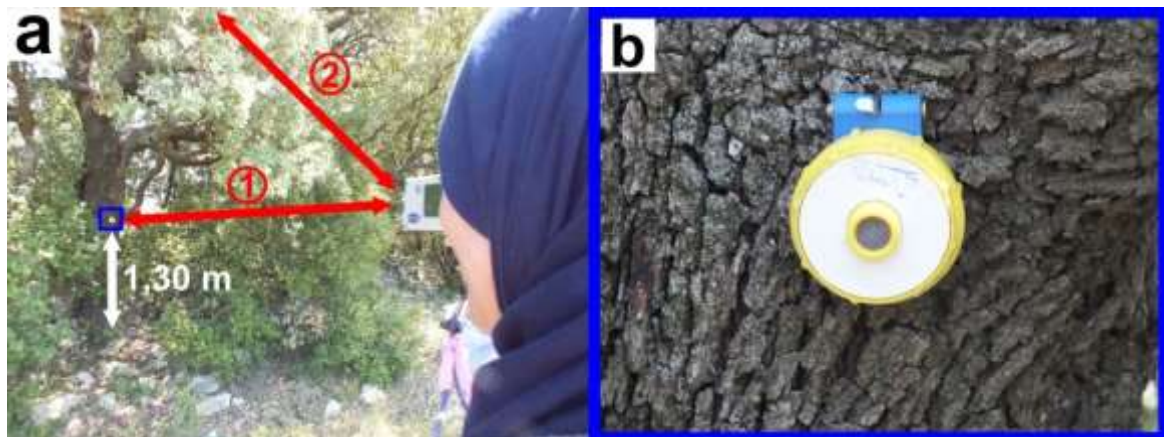


Figure 8 : a) Utilisation du vertex forestier, il est d'abord pointé sur la cible, qui est placée à 1,30 m du sol (1) avant d'être orienté vers la cime de l'arbre (2). b) La cible, placée directement sur le tronc de l'arbre.

2.3. Prétraitements d'images

Des prétraitements sont nécessaires sur les images prises sur le terrain comme le calage entre les images PIR et les images visibles ou le mosaïquage (Figure 9).

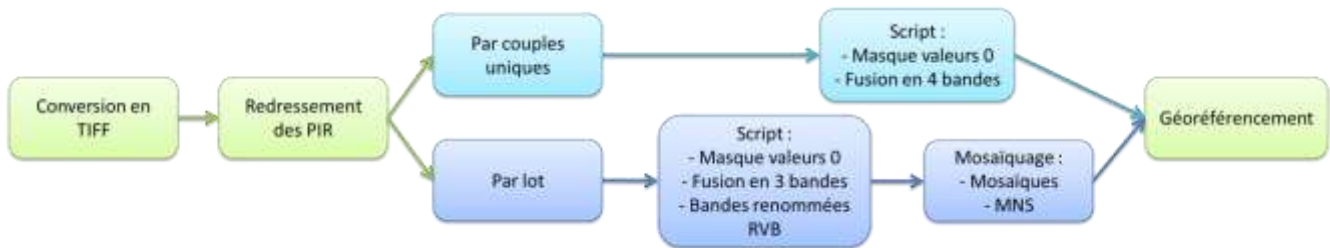


Figure 9 : Chaîne des prétraitements. En vert : les prétraitements sont effectués sur toutes les images. En bleu clair : concerne les images uniques pour une zone d'étude (méthode 1). En bleu foncé : concerne les séries d'images pour une zone d'étude (méthode 2).

Tout d'abord, les images prises sur le terrain sont triées grâce à la visualisation des JPEG puis converties du format brut RAW au format TIFF 16 bits. Cette conversion est faite par le logiciel de photographie SIGMA Photo Pro 5.

Dans un deuxième temps, les images PIR sont redressées par rapport aux images visibles. Ce décalage entre ces deux types d'image est dû à la position des APN sur la nacelle en bois. Le redressement des images est réalisé à l'aide du logiciel TRAITIM, développé par Gilles Rabatel (Irstea, UMR ITAP). Ce logiciel utilise l'algorithme SIFT (Scale Invariant Feature Transform) basé sur la transformée de Mellin-Fourier, qui cherche des liens d'appariement entre deux images pixel par pixel, afin d'identifier une translation et une rotation entre les deux images. Une transformation homographique et une correction de distorsion sont ensuite effectuées (Rabatel et Labbé, 2014). Le logiciel applique trois passages de traitements avec une tolérance plus forte au fil des passages, tel un tamis (Annexe II). Deux types d'appariement sont utilisés : soit par couple unique pour les zones d'études à une image, soit par lot pour les zones photographiées par transects (Figure 9). Le logiciel génère en sortie des images PIR redressées par rapport aux images visibles de références (Figure 10.a et 10.b). Il est également possible de visualiser une représentation des images en fausses couleurs, c'est-à-dire PIR, rouge et vert (Figure 10.c).



Figure 10 : Exemple d'appariement entre deux images. a) L'image visible. b) L'image PIR redressée par rapport à l'image visible. c) Image en fausses couleurs : superposition du PIR sur le visible.

L'étape suivante consiste à préparer les images pour le logiciel de mosaïquage Smart3DCapture. Elle nécessite en effet quelques traitements supplémentaires sur les images. Ces traitements sont regroupés dans un script en langage Python (Annexe III), lancé en lignes de commandes dans OSGeo4W Shell, et appliqués à l'ensemble des images. Ce script effectue les traitements en série sur les images. Il crée un masque sur la bande noire des images PIR, c'est-à-dire qu'il convertit les valeurs 0 en valeurs nulles « no data ». Le logiciel de mosaïquage ne pouvant traiter que des images à trois bandes, et obligatoirement nommées RVB (Rouge, Vert, Bleu), il a été décidé

que deux mosaïques seront générées, une dans le visible pour une meilleure visualisation et une autre composée du rouge, vert et PIR pour les traitements. Le script permet donc de choisir, d'empiler et de renommer les bandes d'intérêt. Pour les images issues de la première méthode (Figure 9), le script applique uniquement le masque et la fusion en quatre bandes (R, V, B et PIR).

Une fois ces images prêtes, elles sont traitées par le logiciel Smart3DCapture, développé par la société Acute 3D. L'accès à ce logiciel est rendu possible grâce à l'aimable contribution de la société AD3D (Acute3D, 2015). Il génère ainsi une mosaïque et un modèle numérique de surface (MNS) associé. Le mosaïquage consiste à assembler les images entre elles afin de produire une seule grande image. Le MNS, quant à lui, est une représentation topographique en trois dimensions décrivant la végétation de la zone d'études. Il est obtenu grâce au fort recouvrement des images et aux nombreux angles de visée disponibles pour chaque pixel de l'image finale (Figure 11.a). Le logiciel fait alors une aérotriangulation (Figure 11), c'est-à-dire une recherche des différents pixels homologues entre les images (appelée aussi orientation relative), avant d'apparier les images entre elles (Acute 3D, 2015).

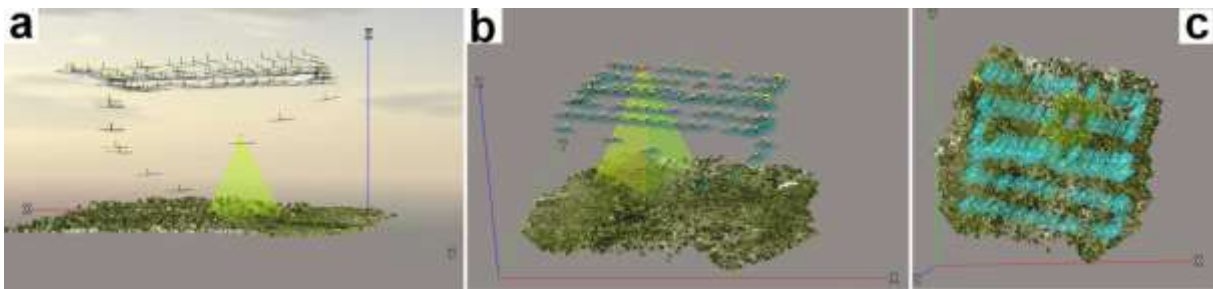


Figure 11 : Aérotriangulation du logiciel Smart3DCapture. a) Placements du drone selon les clichés. b) La fauchée du capteur est représentée en vert. c) Représentation verticale des placements du capteur selon les clichés.

Les mosaïques et les MNS sont générés en tuiles par le logiciel qui sont assemblées dans le logiciel QGIS (fonction Fusionner). Ainsi, deux mosaïques sont créées, avec leur MNS associé, pour chacune des zones d'études : une visible (rouge, vert bleu) et une fausse couleur (rouge, vert et PIR). Les MNS sont empilés avec leur mosaïque, toujours dans QGIS (fonction Fusionner et option « Pile de couches ») pour la dernière étape.

Pour finir, chaque mosaïque est ensuite empilée avec son MNS associé dans QGIS, afin de faire le géoréférencement. Appelé aussi orthorectification, c'est un processus effectuant une transformation spatiale sur une image grâce à des coordonnées géographiques, afin d'affecter l'image à un emplacement spatial défini. Cette opération consiste à mettre en lien des points similaires sur les deux images afin de superposer l'image non référencée sur l'orthophotographie. L'algorithme de transformation utilisé est le polynomiale d'ordre 1 (ou transformation affine), il permet à l'image de faire une translation et une rotation, et de changer d'échelle sans subir de distorsion. Par la suite, chaque pixel à référencer est déterminé par un calcul qui se base sur l'orthophotographie, c'est le rééchantillonnage linéaire. Le nouveau pixel est alors déterminé à partir de quatre pixels adjacents de l'orthophotographie (Tutoriel QGIS, 2015). Les mosaïques, couplées avec leur MNS, et les images uniques sont donc géoréférencées dans QGIS à partir des orthophotographies à 20 cm ou à 50 cm en Lambert 93. Les prétraitements se terminent par la séparation de chaque MNS avec sa mosaïque. Le même script Python, légèrement modifié, est utilisé pour cette séparation. Ainsi, il va extraire, soit le MNS, soit la mosaïque.

2.4. Traitements d'images

Tous les traitements d'images décrits dans cette partie sont effectués via les applications de la librairie OrfeoToolBox (OTB). C'est un programme libre utilisable en lignes de commande et également accessible via une interface graphique nommée Monteverdi2 ou via QGIS. Certains traitements sont également effectués avec d'autres librairies du même type. Elles sont toutes accessibles en lignes de commandes et sur QGIS : GDAL (Geospatial Data Abstraction Library), GRASS GIS (Geographic Resources Analysis Support System) et SAGA (System for Automated Geoscientific Analyses).

2.4.1. Primitives

Une primitive est un indice calculé à partir des bandes d'une image et vient compléter l'information contenue dans les bandes de base de l'image. Les primitives sont issues des signatures spectrales, définies par le rayonnement réfléchi d'une surface en fonction d'une longueur d'onde spécifique (ESA, 2015). Elles sont extraites selon différents algorithmes tels que les indices radiométriques, les indices de texture ou les indices de contour. Ces primitives sont alors combinées entre elles pour produire une classification. Elles sont préalablement testées avant leur combinaison par un indicateur de performance, l'indice Kappa. Il exprime la différence entre les valeurs observées $P(o)$ et les valeurs témoins $P(t)$ et est calculé par :

$$K = \frac{P(o) - P(t)}{1 - P(t)}$$

Cet indice peut varier entre 0 et 1 et apporte une vérification statistique sur la répartition des pixels dans leur classe. En effet, il sera élevé lorsque les pixels seront bien classés et la primitive sera alors compétente (Congalton, 1991). La bande PIR a été choisie pour calculer chaque indice, sauf pour les indices radiométriques qui utilisent les trois bandes de l'image. La bande PIR donne en effet le plus d'informations visuelles sur les indices.

Trois des indices radiométriques ont été choisis visuellement pour les classifications, un pour chaque type de milieu, c'est-à-dire la végétation, l'eau et le sol. Le NDVI, un indice de végétation calculé par $(PIR - R) / (PIR + R)$, le NWDI₂, un indice d'eau dont la formule est : $(V - PIR) / (V + PIR)$ et le BI₂, un indice de sol nommé aussi indice de brillance calculé par : $((PIR^2 + R^2 + V^2) / 3)^2$ (CookBook & Wiki OTB, 2015). Ces trois indices sont combinés entre eux pour plus de facilité.

Concernant les indices de texture, deux jeux de primitives sont utilisés. Ils se basent sur la texture de la surface des pixels adjacents et sont définies par de nombreux algorithmes différents. Le premier ensemble de primitives est établi grâce à la matrice de cooccurrence, obtenue par une analyse statistique des pixels de l'image. Il est appelé indice de texture de Haralick, composé de diverses modalités d'extraction de ces primitives. Pour des raisons de lourdeur des calculs statistiques d'indices qui constituent les différents modes, seul un mode sera choisi entre *simple* et *advanced*. Le mode *simple* comporte huit indices calculés de premier ordre statistique tandis que le mode *advanced* est composé de dix indices de deuxième ordre statistique (Annexe IV). Ces indices apportent des informations sur les caractéristiques de bordure des pixels. Le deuxième jeu d'indices de texture nommé SFS (Structural Feature Set) est, quant à lui, basé sur l'analyse directionnelle des lignes traversant chaque pixel. Ces lignes sont alors caractérisées par des paramètres de texture tels que les seuils spatiaux (longueur maximale d'une ligne) et spectraux (décision de la connexion ou non de deux pixels voisins) ou encore le nombre de directions des lignes prises en compte. Ces paramètres

mettent en valeur la texture interne des éléments de l'image (CookBook ; Software Guide & Wiki OTB, 2015).

2.4.2. Segmentations

Une segmentation se traduit par le rassemblement de pixels suivant les mêmes propriétés prédéfinies, les pixels sont alors regroupés en région (ou objet). Il existe différents algorithmes qui permettent de générer une segmentation, qui peuvent être appliqués sur des images de base ou sur des primitives, seules ou combinées. Deux de ces segmentations ont été testées sur les images de bases concaténées avec le NDVI, les images de sortie sont donc composées de quatre bandes (R, V, PIR et NDVI).

La segmentation Connected Component effectue une segmentation à partir de critères prédéfinis permettant un masque ou un filtrage sur l'image. Ces critères sont des expressions mathématiques telles que des calculs radiométriques ou des calculs de distances entre les pixels. Ces paramètres restent très complexes et très nombreux. La segmentation donne alors un fichier vecteur de l'image segmentée selon les critères sélectionnés (Wiki OTB, 2015).

La segmentation LSMSS (Large-Scale Mean-Shift Segmentation), quant à elle, consiste à produire une segmentation à partir de tuiles de l'image. Elle est basée sur la moyenne et la variance de la radiométrie de l'image. Plusieurs étapes composent cette segmentation (Figure 12).



Figure 12 : Représentation des différentes étapes de la segmentation LSMSS.

La première étape consiste à lisser l'image avant de la segmenter. L'algorithme va alors traiter l'image en tuiles et va se baser sur des paramètres d'intervalles de distance entre pixels adjacents. Certains objets créés de trop petite taille peuvent être fusionnés si nécessaire avec de plus grands segments. La dernière étape est la vectorisation de l'image segmentée, chaque objet sera représenté par un polygone (CookBook, 2015).

2.4.3. Classifications

Les images traitées par les primitives peuvent être utilisées seules ou combinées entre elles pour effectuer une classification. Ainsi, l'utilisation de plusieurs primitives nécessite une concaténation de ces images, afin que le classifieur ne les hiérarchise pas et utilise directement l'ensemble de l'information de chaque image. L'image analysée est donc une image concaténée multi-bandes, avec les différentes primitives extraites de l'image de base. Deux types de classification ont été testés la classification non supervisée et la classification supervisée, dont une approche pixel à pixel et une approche orientée objet (Figure 13). La classification non supervisée permet le regroupement des pixels dont les signatures spectrales sont similaires, tandis que la classification supervisée rassemble les pixels ayant une signature spectrale proche d'une signature spectrale témoin prédéfinie. Cette signature témoin représente une classe prédéterminée d'occupation du sol ou un type de végétation.

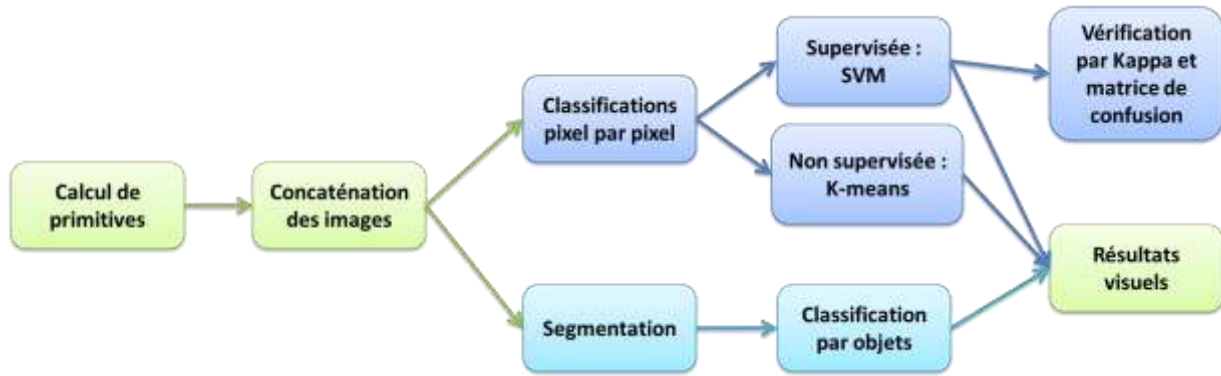


Figure 13 : Schéma récapitulatif des différentes classifications utilisées. En bleu foncé, les classifications basées sur les pixels. En bleu clair, la classification basée sur les objets.

Une première approche par classification non supervisée, basée sur l’algorithme K-means a été testée. Cet algorithme repose sur le critère des plus proches voisins, c’est-à-dire que chaque pixel est affecté à une classe, s’il est proche du centre de gravité de la signature spectrale qu’elle représente. Les pixels ayant des valeurs de signatures spectrales similaires dans les différentes bandes de l’image seront alors attribués à la même classe. Les classes sont donc déterminées aléatoirement puisqu’elles sont fonction du premier pixel choisi par l’algorithme. Le nombre de classes doit être spécifié à priori mais si deux classes ont un centre de gravité proche il se peut qu’elles soient fusionnées, il est alors malheureusement impossible de savoir lesquelles ont été fusionnées (Université Mathématique de Toulouse, 2015).

La classification supervisée s’appuie, quant à elle, sur un jeu de données d’apprentissage, composé de l’image (pixels ou polygones) correspondant à chacune des classes présentes dans l’image que l’on souhaite identifier. Ces classes représentent les types d’occupation du sol, dont les groupes de végétation (Tableau 1). Les signatures spectrales ainsi que les propriétés des primitives de chaque pixel de l’image, sont alors comparées à celles des pixels témoins du jeu de données d’apprentissage. Les pixels sont ensuite classés selon leur signature spectrale la plus proche de celles des pixels témoins (Université Mathématique de Toulouse, 2015). La typologie adoptée pour définir les différentes classes dépend des objectifs de la classification, et conditionne fortement les performances finales du modèle de classification. Ainsi, il peut s’avérer délicat d’identifier avec précision deux types de végétation dont les caractéristiques au sein de l’image sont trop proches. De la même façon, une classe regroupant des types de végétation trop différents peut aboutir à une trop forte variabilité du signal, et donc une confusion possible avec d’autres classes.

Tableau 1 : Classes des occupations du sol et de groupements de végétations sur les deux sites.

Mare 2 d'Aumelas			Marais du Pontet		
N°	Nom	Couleur	N°	Nom	Couleur
1	Arbre		1	Bois	
2	Eau		2	Route	
3	Macrophyte		3	Arbre	
4	Herbacée		4	Ombre	
5	Arbuste		5	Végétation rivière	
6	Ombre		6	Pelouse sèche	
7	Sol		7	Carex	
8	Roche		8	Association Carex/Cladium	
9	Grande herbacée				

L'approche de classification supervisée pixel par pixel utilisée est le SVM (Séparateur à Vaste Marge). Cet algorithme permet la classification des pixels grâce à un séparateur caractérisé par une marge maximale. Cette marge correspond à la distance entre deux hyperplans séparant les deux classes, c'est-à-dire à une zone de sécurité entre ces deux classes (OpenCV & Cookbook, 2015). Afin de vérifier l'efficacité de la classification, on utilise un second jeu de données, dit de vérification. Des indicateurs de performance de classification, le Kappa et la matrice de confusion, vérifient que l'ensemble des pixels de ce jeu de données a été correctement classé. La matrice est construite à partir du jeu de données de vérification, et permet d'analyser la qualité des classes (sensibilité) et d'identifier les classes problématiques (spécificité). Ces pourcentages sont calculés par le nombre de pixels bien classés par rapport au nombre total de pixels, plus ils sont proches de 100%, plus les pixels sont correctement classés.

Pour finir, l'approche de classification supervisée orientée objet (OBIA) se base sur des groupements de pixels de signature spectrale proche, appelé objets. Ces objets sont déterminés grâce à la segmentation et sont ensuite étiquetés et classés selon leurs signatures spectrales, leur forme et leurs attributs statistiques (Software Guide, 2015). Cette approche est un traitement assez lourd, tout comme la segmentation. Elle se fera uniquement sur les images de bases concaténées avec le NDVI. Le Kappa ne sera pas testé pour cette classification puisqu'elle n'est appliquée que sur une petite zone.

2.4.4. Estimation de la hauteur de végétation

Les données récoltées sur le terrain, c'est-à-dire le nom d'espèces et la hauteur mesurée de la végétation, sont rentrées dans un tableur afin d'obtenir un histogramme représentant la corrélation entre les espèces et leur hauteur.

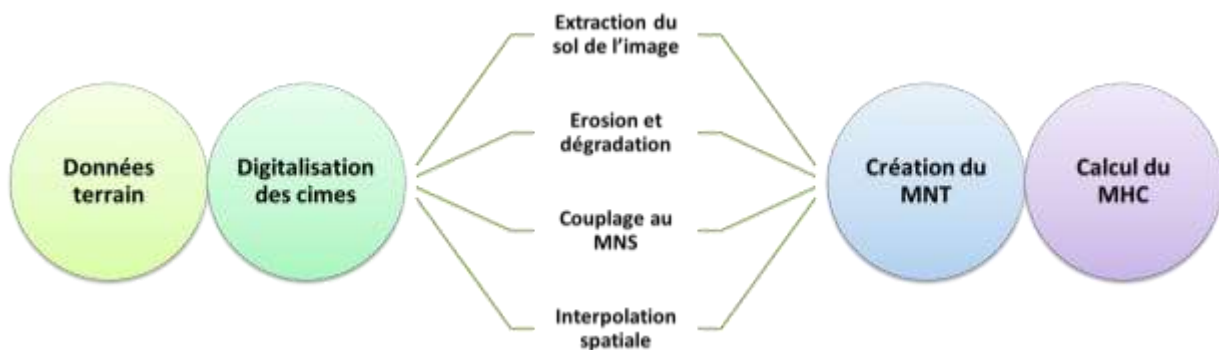


Figure 14 : Schéma récapitulatif de la création d'un MNT à partir d'un MNS. Il sert à calculer un MHC.

Par ailleurs, une digitalisation de la cime des arbres et arbustes est réalisée grâce aux emplacements des différentes espèces relevées sur le terrain. Le but est de créer un modèle numérique de terrain (MNT) à partir du MNS produit (Figure 14). Un MNT est une représentation topographique en trois dimensions, il ne prend pas en compte la végétation contrairement au MNS (Figure 15).

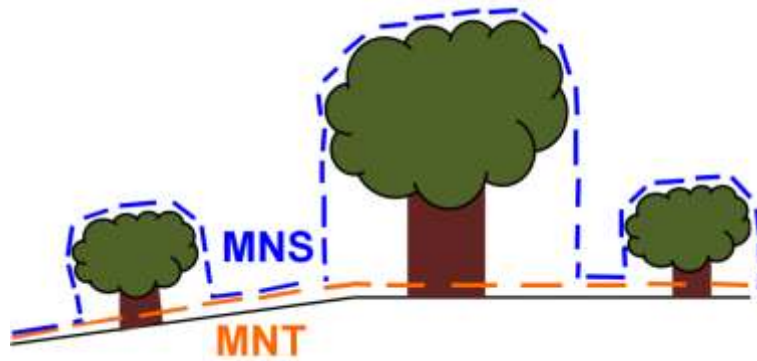


Figure 15 : Schéma comparatif entre un MNT (orange) et un MNS (bleu).

Pour cela, un script, basé sur les bibliothèques OTB, GDAL et SAGA, GRASS, permet la production d'un MNT. Dans un premier temps, il crée une image composée des classes sol, eau et herbacées de la classification SVM, afin d'enlever la végétation haute. L'image binaire avec des lacunes obtenue, appelée également masque, est érodée et dégradée. Ce masque est ensuite appliqué sur le MNS, afin de réaliser une interpolation spatiale (Figure 14). La méthode d'interpolation utilisée est la spline cubique qui consiste à combler les valeurs manquantes à l'aide de la fonction polynômiale (GRASS GIS Manual, 2015). Le MNS à lacunes est donc interpolé, produisant ainsi un MNT. Il permet de concevoir un modèle de hauteur de canopée (MHC), une représentation numérique de la hauteur de végétation calculée par : $MHC = MNS - MNT$. Le MHC permet d'obtenir une estimation relative de la hauteur de végétation.

Une relation statistique est alors recherchée entre les valeurs de hauteurs estimées et celles de hauteurs mesurées. Elle permettrait ainsi de déterminer la hauteur de végétation sans mesures de terrain. Elle est donc testée par un modèle de régression linéaire simple à l'aide du logiciel R. Sa performance est vérifiée par un coefficient de détermination R^2 et une analyse de variances (ANOVA). Les conditions de la régression linéaire ont également été testées afin de vérifier la distribution des résidus (Loi Normale) et la variance égale des résidus (Homoscédasticité).

3. Résultats

3.1. Prétraitements

Le redressement des images PIR par rapport aux images visibles donne des erreurs entre appariement de deux pixels sont relativement faibles. Le nombre de liens trouvés entre deux images dans l'appariement final compte en moyenne 300 points (ou pixels) communs aux deux images couplés. Pour le site d'Aumelas, les images uniques des mares se sont correctement appariées et 132 couples d'images de la mare 2 sur 133 couples se sont bien associés. Par ailleurs, 195 couples d'images sur 232 couples se sont appariés sur les images correspondant au marais du Pontet.

Les prétraitements ont conduit à la production d'images modifiées. Les images uniques sont maintenant géoréférencées et composées de quatre bandes, dont la bande PIR non visible sur la Figure 16.



Figure 16 : Images uniques des mares d'Aumelas, issues des prétraitements et superposées sur l'orthophotographie.

Les images par lot de la mare 2 et du marais de Pontet sont, quant à elles, assemblées pour former des mosaïques (Figure 17) (Annexe VI). Elles recouvrent respectivement une superficie de 8 hectares et de 13 hectares. La Figure 17 montre alors des agrandissements des mosaïques prouvant ainsi que la qualité de l'image ne s'est pas détériorée avec les prétraitements.

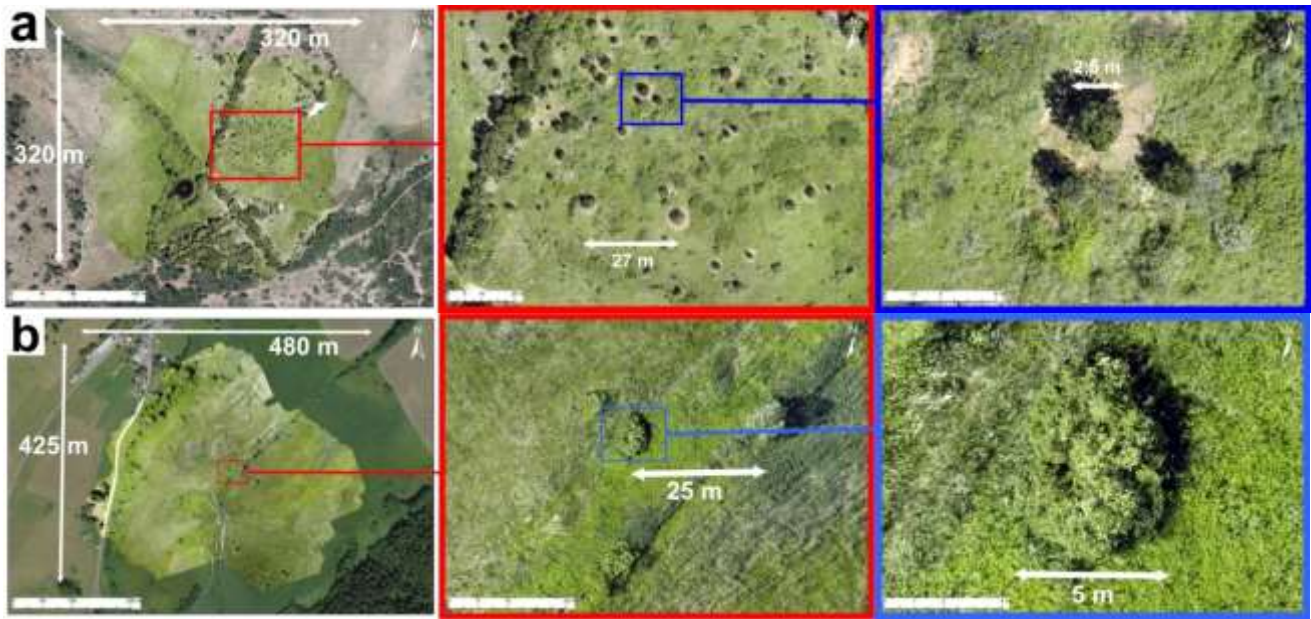


Figure 17 : Mosaiques de la mare 2 d'Aumelas (a) et du marais de Pontet (b), issues des prétraitements. A gauche : la mosaïque entière géoréférencée (superposée sur l'orthophotographie). Au centre et à droite : différents zooms de la mosaïque.

Les mosaïques en rouge, vert et PIR sont également générées et sont pratiquement de la même taille que les mosaïques visibles (Figure 18). Les MNS obtenus permettent une visualisation en trois dimensions des sites (Annexe VII).

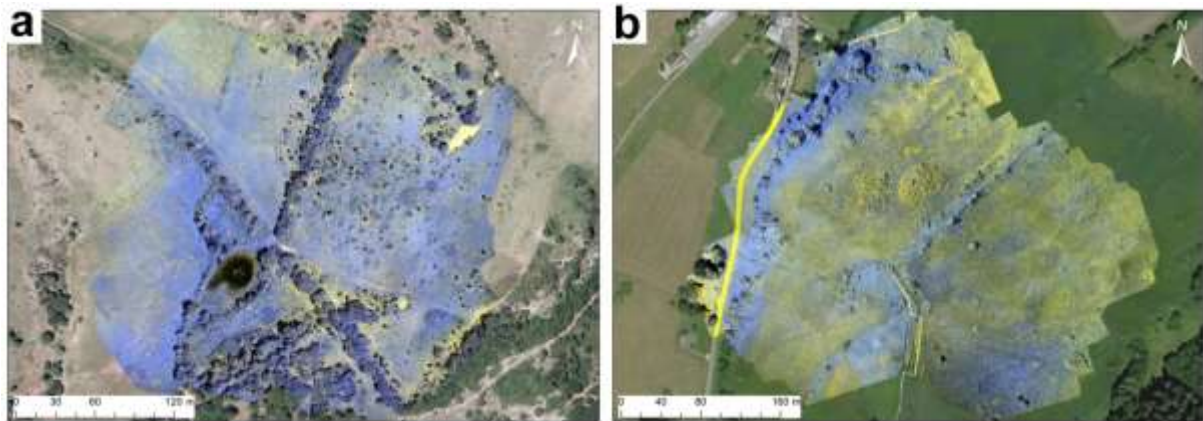


Figure 18 : Mosaiques en rouge, vert et PIR de la mare 2 d'Aumelas (a) et du marais du Pontet (b).

3.2. Traitements

Les traitements ont été effectués sur la mosaïque du site de la mare 2 d'Aumelas et sur celle du marais du Pontet.

3.2.1. Choix des primitives

Les différents Kappa calculés sont regroupés dans le tableau 2 pour les deux sites.

Tableau 2 : Indice Kappa calculé pour chaque primitive et chaque site.

Primitives	Kappas Mare 2 Aumelas	Kappas Marais du Pontet
Radiométries	0,677	0,352
Haralick simple	0,51	0,262
Haralick advanced	0,51	0,279
SFS	0,375	0,219

Les résultats obtenus montrent une différence entre les deux sites. Les performances de classification des primitives calculées sur l'image de la mare 2 sont plus fortes que celles du marais. Le Kappa de la radiométrie reste cependant le plus élevé pour les deux cas, indiquant ainsi une bonne performance de classification. Les deux modes de l'indice Haralick, légèrement différents sur les tests préliminaires et selon les zones, semblent avoir la même performance sur la mosaïque complète de la mare 2. Sur le marais, le mode *advanced* est légèrement plus élevé.

3.2.2. Segmentations

La méthode Connected component obtient une segmentation avec des lacunes, c'est-à-dire que seuls quelques objets, de très petites tailles, sont représentés dans la segmentation, laissant une très grande partie de l'image non segmentée. Quant à la méthode LSMSS (Mean-Shift), plusieurs tests ont déterminé un seuil de la taille des objets, fixé à 10000 pixels. Ce seuil permet d'obtenir des segments d'assez grande taille, représentant bien les différents objets de l'image (Figure 19). Cependant, quelques zones ne sont pas correctement segmentées, comme des petits arbustes.

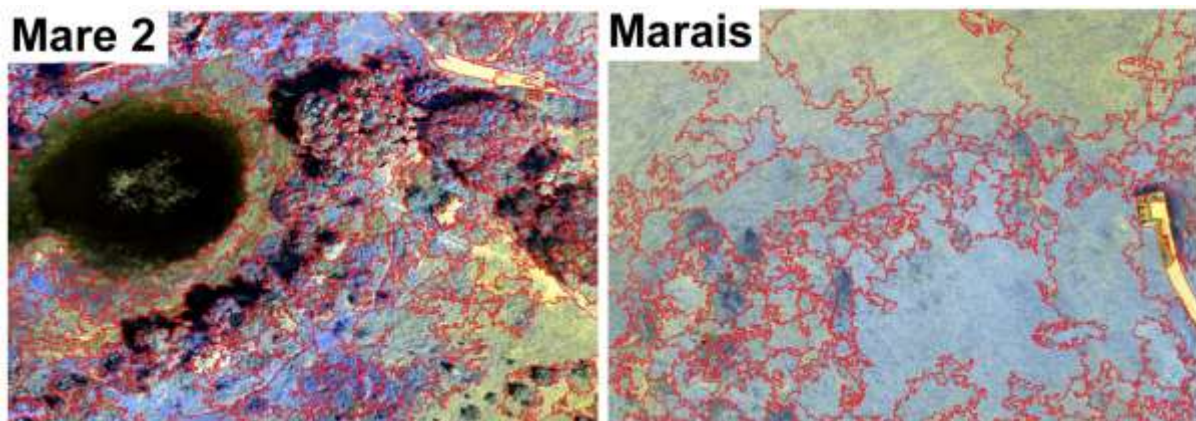


Figure 19 : Résultats de la segmentation Mean-Shift (LSMSS).

3.2.3. Classifications

La classification non supervisée K-means a été utilisée sur les primitives combinées de chaque site. Dix classes aléatoires permettent de classifier les mosaïques. Il s'avère que cette méthode de classification est plus efficace en utilisant l'image de base, c'est-à-dire l'image visible combinée aux primitives radiométriques (Figure 19). Cependant, seules cinq classes ont été créées pour l'image

classifiée du marais du Pontet. Les résultats visuels montrent que les strates de végétation sont bien représentées malgré quelques similitudes entre les arbres et les herbacées.

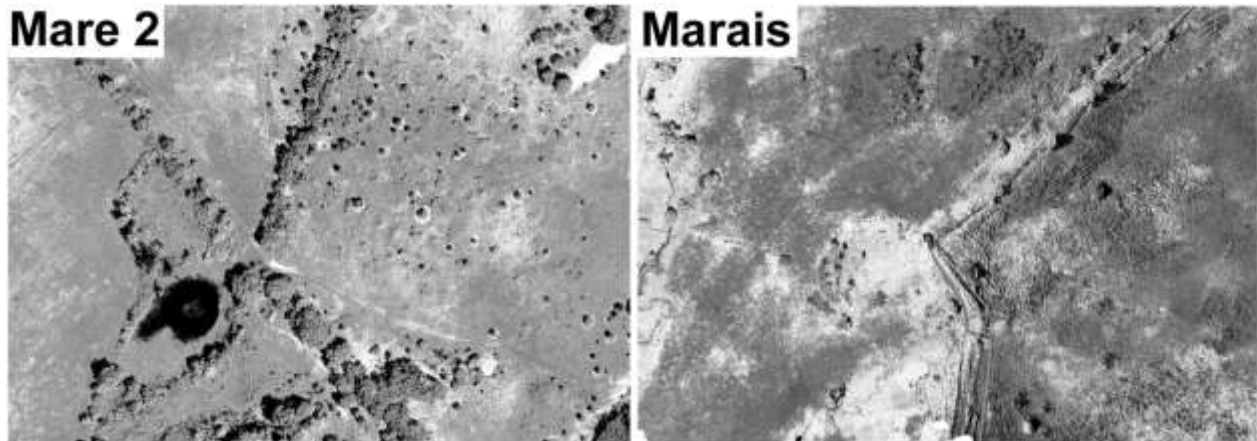
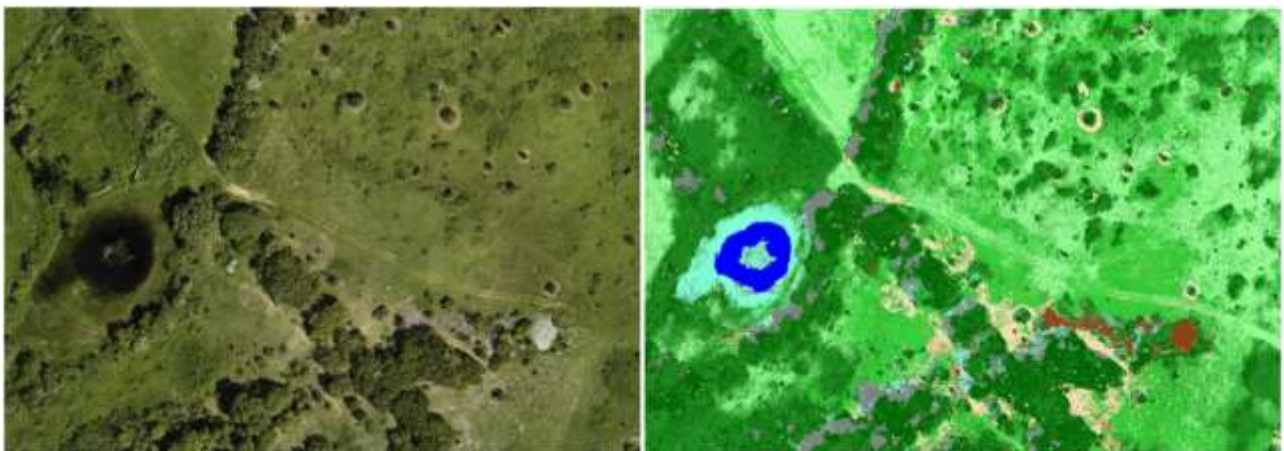


Figure 20 : Images classifiées issues de la classification non supervisée K-means.

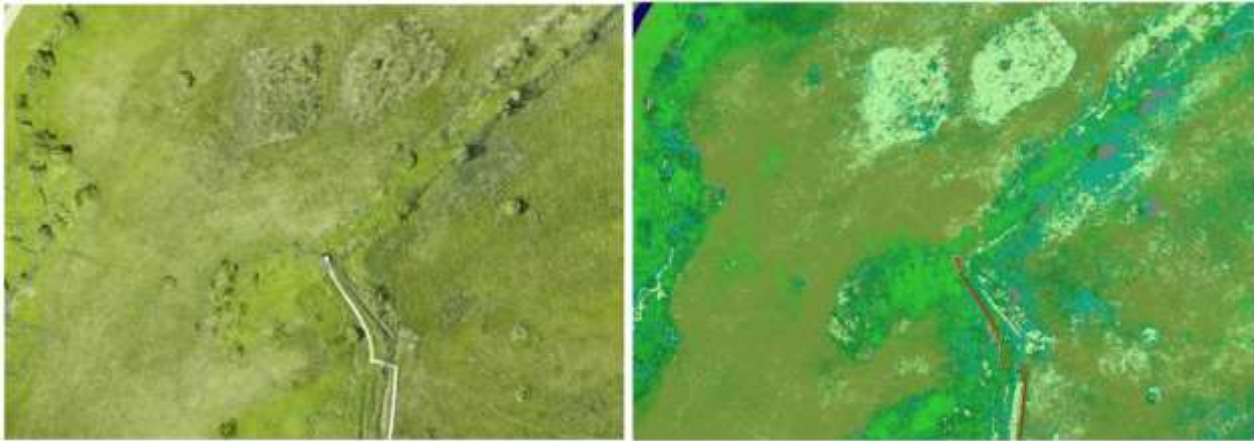
Concernant la classification supervisée SVM, elle varie selon le site. Pour la mare 2, l'image classifiée montre visuellement un résultat satisfaisant (Figure 21). Les vérifications statistiques le confirment puisque l'indice Kappa est de 0,84 et la matrice de confusion montre une bonne répartition des pixels (Tableau 3). En effet, seules les classes Arbre/Arbuste et Herbacée/Grande herbacée ont de nombreux pixels mal classés. Les valeurs de sensibilité et de spécificité sont fortes avec des valeurs proches de 100 %, justifiant également l'efficacité de la classification.



Arbre	Eau	Macrophyte	Herbacée	Arbuste	Ombre	Sol	Roche	Grande herbacée

Figure 21 : Comparaison entre l'image de base et la classification supervisée SVM, extrait de la mare 2 d'Aumelas.

La classification du marais, quant à elle, est moins efficace. Même si visuellement l'image classifiée est plutôt satisfaisante (Figure 22), les vérifications statistiques le sont moins. L'indice Kappa est de 0,46 et la matrice de confusion révèle de nombreuses classes à problème (Tableau 3). La répartition des pixels est en effet de mauvaise qualité dans les classes de végétation. Les valeurs de sensibilité et de spécificité le prouvent également puisqu'elles sont assez faibles. Les classes les plus problématiques sont les classes Arbre, Végétation de rivière et Association Carex/Cladium avec des valeurs de sensibilité et de spécificité inférieures à 50 %. Ces classes sont confondues entre elles et avec la pelouse sèche.



Bois	Route	Arbre	Ombre	Végétation rivière	Pelouse sèche	Carex	Association Carex/Cladium

Figure 22 : Comparaison entre l'image de base et la classification supervisée SVM, extrait du marais du Pontet.

Tableau 3 : Matrices de confusion de la classification SVM de la mare 2 d'Aumelas et du marais du Pontet. En bleu : les pixels bien répartis. En rouge et orange : ensembles de pixels mal répartis. En beige : les valeurs de la sensibilité et de la spécificité.

Mare 2 d'Aumelas										
	Arbre	Eau	Macrophyte	Herbacée	Arbuste	Ombre	Sol	Roche	Grande herbacée	Sensibilité
Arbre	24057	0	76	367	4395	83	1298	65	769	77%
Eau	0	25672	24	0	0	2	0	0	0	100%
Macrophyte	295	0	13073	0	2	1385	3	204	0	87%
Herbacée	363	0	0	42716	729	0	0	1	8200	82%
Arbuste	6382	0	949	396	28261	2	22	142	1434	75%
Ombre	403	0	1753	8	18	23979	6	3	7	92%
Sol	82	0	3	9	0	0	15838	365	1303	90%
Roche	651	0	225	0	2	0	719	26977	182	94%
Gde herbe	1712	0	110	1305	96	1	534	154	32918	89%
Spécificité	71%	100%	81%	95%	84%	94%	86%	97%	73%	

Marais du Pontet										
	Bois	Route	Arbre	Ombre	Végétation rivière	Pelouse sèche	Carex	Association Carex/Cladium	Sensibilité	
Bois	21017	441	53	1872	0	23	1468	4	84%	
Route	15100	134169	1	0	0	1	312	0	90%	
Arbre	0	0	64013	5939	72203	23603	2546	29232	32%	
Ombre	0	14	1076	44311	2072	2159	367	241	88%	
Végétation rivière	1	0	11695	1250	25941	2213	4274	8165	48%	
Pelouse sèche	62	5	91750	27982	75240	553012	49167	96096	62%	
Carex	8526	16	9958	1359	8375	36332	129043	19477	61%	
Association Carex/Cladium	15	15	48399	999	32711	50605	29073	126549	44%	
Spécificité	47%	100%	28%	53%	12%	83%	60%	45%		

L'approche de la classification par objet (OBIA) est moins précise que la classification supervisée puisque les petits objets ont été éliminés. Le sol et surtout la roche sont moins représentés, cependant ces classes ne sont pas d'intérêt. Néanmoins, les classes de végétation sont moins bien distinguées que la classification SVM. De plus, des effets de bordures sont présents sur l'image, faussant les différentes classes.

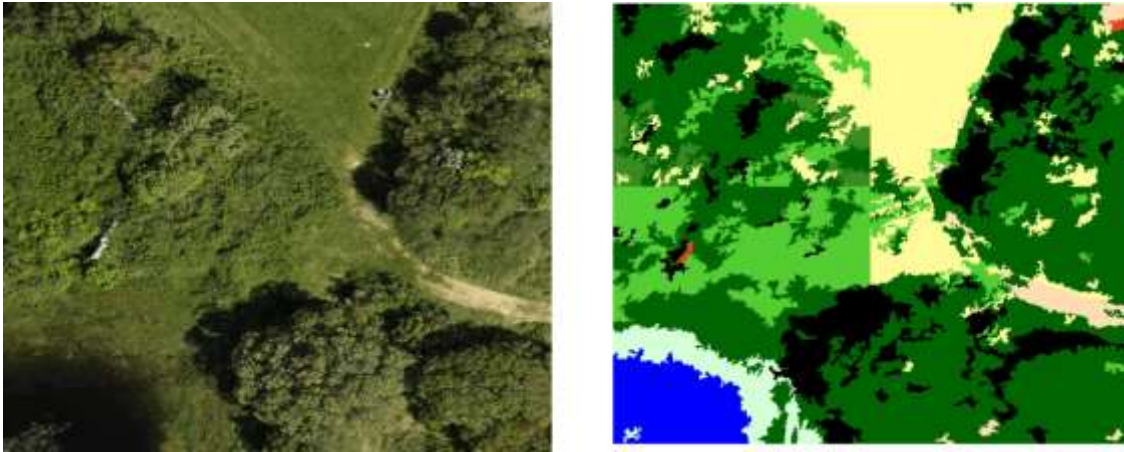


Figure 23 : Comparaison entre l'image de base et la classification par objets OBIA, extrait de la mare 2 d'Aumelas.

3.2.4. Estimation de hauteur de végétation

Neuf espèces d'arbres et d'arbustes ont été répertoriées sur le terrain. L'espèce dominante est le chêne vert (*Quercus ilex*), qui représente 112 des 160 arbres mesurés. Les relevés de terrain ont permis de produire un histogramme représentant la moyenne de la hauteur en fonction de l'espèce (Figure 25). L'écart-type a également été calculé et indique la dispersion de l'ensemble des hauteurs de chaque espèce.

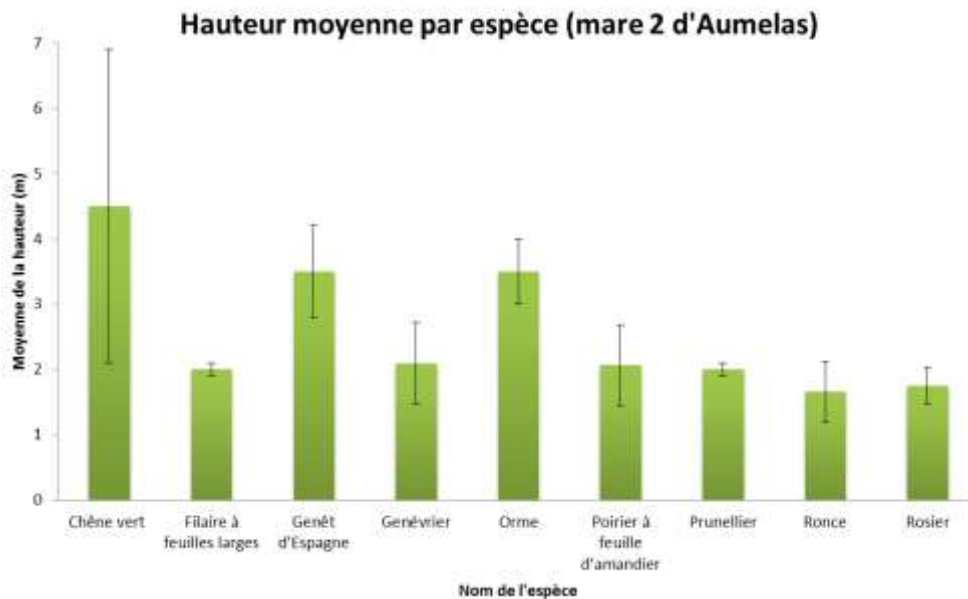


Figure 24 : Histogramme représentant la hauteur moyenne des arbres et arbustes selon leur espèce. L'écart-type a été calculé et représenté comme barre d'erreur.

Les hauteurs de végétation relatives sont calculées à partir du MHC produit et sont comparées dans le tableau 4 avec les hauteurs mesurées. La relation linéaire liant ces deux valeurs de hauteur est définie par

$$h_{MHC} = 2,50 \times h_{mesurée} + 1,02$$

Avec h_{MHC} la hauteur estimée à partir du MHC obtenu et $h_{mesurée}$ la hauteur mesurée sur le terrain. Le coefficient de détermination R^2 liant ces deux grandeurs est de 0,76 (Figure 25). Cette régression est

confirmée par l'ANOVA significative, tout comme la distribution des résidus par la Loi Normale et l'homoscédasticité des résidus qui valident la relation.

Tableau 4 : Comparatif entre des 20 premières hauteurs estimées (calculées) et hauteurs mesurées (sur le terrain).

ID	Hauteur estimée	Hauteur mesurée
0	2,401	6,5
1	1,529	6
2	1,467	3,5
3	2,874	8,5
4	0,348	1
5	0,645	2
6	1,214	4
7	1,384	4
8	0,837	3
9	2,128	6
10	0,708	2
11	0,787	4
12	1,276	4
13	2,011	6
14	1,844	6
15	1,818	5,5
16	1,008	2,5
17	1,725	5
18	0,646	2,5
19	1,410	5
20	2,365	7,5

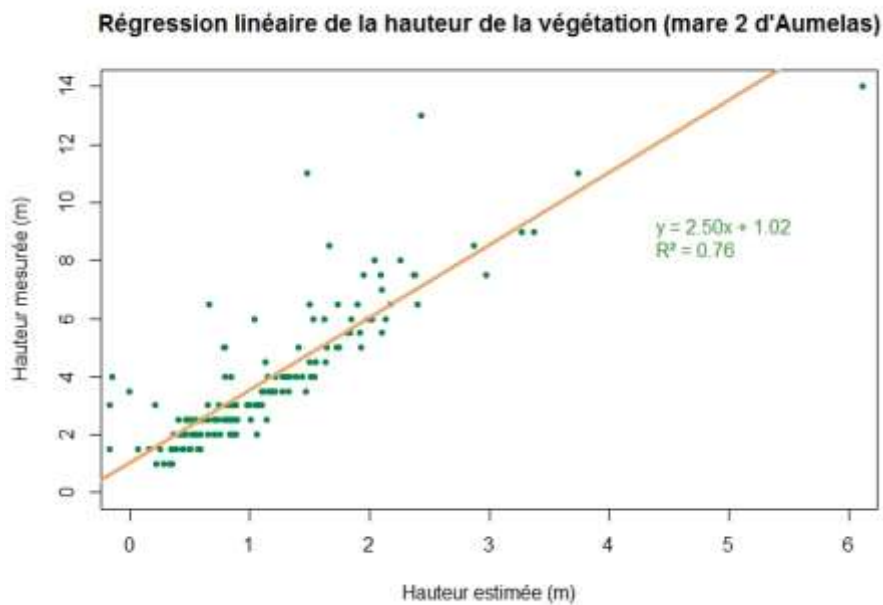


Figure 25 : Représentation graphique de la régression linéaire.

4. Discussion

4.1. Interprétation

Le drone est un outil qui reste limité par la météorologie et la durée de charge des batteries mais qui a un énorme potentiel. Les images acquises sont de très bonne qualité et d'une résolution très fine. De plus, après de nombreux tests, la chaîne finale des prétraitements est une réussite puisque les mosaïques produites sont elles aussi de bonne qualité. Ce projet a donc permis de tester le logiciel expérimental d'appariement des images visibles et PIR. Ce logiciel TRAITIM a en effet été essayé sur les images issues de milieux sur lesquels le logiciel n'avait jamais été testé. Il a donc démontré les bonnes performances du calage sur ces milieux naturels ouverts. Seules quelques régions ne sont pas calées au pixel près, dues très certainement au vent faisant bouger la végétation. Au final, une trentaine de couples d'images visibles et PIR prises au marais du Pontet ne se sont pas appariés, à cause de problèmes techniques sur le terrain. Cependant, le logiciel TRAITIM nécessite une bonne connaissance des capteurs utilisés afin de bien paramétrer les conditions d'appariements, uniques pour chaque capteur. Cet appariement a permis de produire des mosaïques de très bonne qualité, recouvrant une surface de plusieurs hectares des deux sites. Le mosaïquage a ainsi pu être réalisé sans cibles (ou repères) sur les sites, évitant ainsi le piétinement des sites sensibles et permettant de gagner du temps de préparation. Deux mosaïques ont été générées, une avec les bandes visibles, pour la visualisation, et une avec les bandes R, V et PIR, pour les traitements. Par contre, un géoréférencement a été nécessaires pour chaque mosaïque et donc deux par site. Il y a par conséquent un très léger décalage entre les deux mosaïques géoréférencées du même site. Ces géoréférencements sont effectués à partir de roches ou de chemins, c'est-à-dire des objets qui n'ont pas évolué dans le temps.

Le choix des primitives, pour produire des classifications, s'est tout d'abord décidé visuellement pour les nombreux indices radiométriques. Un indice représentant chaque grand type d'occupation du sol a été sélectionné, c'est-à-dire la végétation, l'eau et le sol. C'est ainsi que le NDVI, le NDWI₂ et le BI₂ ont été choisis. Par la suite, la sélection des primitives, que ce soit radiométriques ou texturales s'est décidé avec l'indicateur de performance, l'indice Kappa. Etant donné que les images sont de très grande taille et de résolution fine, le seuil de sélection des primitives était de 0,2. Concernant la primitive Haralick, le choix s'est porté sur le mode *simple*, utilisé par défaut, à utiliser sur la mosaïque de la mare 2 d'Aumelas. Les deux modes apportaient les mêmes informations, car leurs indices Kappa sont identiques. Cependant, le mode *advanced* a été choisi sur le marais du Pontet puisque celui-ci est légèrement plus élevé que le mode par défaut. Enfin, les primitives SFS et radiométriques sont sélectionnées pour les deux sites, avec un Kappa supérieur à 0,2.

Par rapport aux traitements de segmentation, la méthode Connected component produit une segmentation inégale avec des lacunes sur l'image, dues au nombre de paramètres trop important à prendre en compte. En effet, la végétation est plus inégale que des bâtiments, il est alors plus compliqués de mettre en place que des paramètres d'architecture comme par exemple le critère de l'élongation. De plus, les objets obtenus sont de trop petites tailles pour une classification objet. La méthode Mean-Shift a besoin d'énormément de mémoire, rendant la segmentation trop lourde à traiter sur les images concaténées. C'est pourquoi seule l'image de base (R, V, PIR), couplée avec l'indice de végétation NDVI, peut être supportée dans les traitements de segmentation. C'est néanmoins cette méthode qui est sélectionnée puisque les objets produits sont de qualité et représentent bien les

différentes régions de pixels dans l'image. Malgré tout, quelques régions ne sont pas bien représentées et la taille des segments reste limitée, créant ainsi des délimitations en plein milieu d'un objet.

Les performances des classifications sont différentes selon le site d'étude. En effet, les deux sites ne se ressemblent pas, rendant difficile d'obtenir les mêmes résultats de classifications. La classification non supervisée K-means n'est pas très efficace pour les deux zones d'études. Les classes recherchées sont en effet trop proches pour être différenciées par l'approche de classification non supervisée. Malgré le fait qu'elle permet la distinction entre les différentes strates de végétation, il y a énormément de confusion dans les classes, même en augmentant le nombre de classes au départ. C'est le cas du marais dont les pixels ne sont répartis que dans cinq classes. Les arbres ne sont, par exemple, pas différenciés du reste de la végétation, ils sont seulement distingués grâce à leur ombre. De plus, seules les primitives radiométriques ont été utilisées pour cette classification, les informations texturales des pixels sont inefficaces, rendant l'image classifiée illisible.

La classification supervisée SVM est plus efficace, mais sa performance varie selon le site d'étude. En effet, sur la mare 2 d'Aumelas, la classification est réussie, que ce soit visuellement ou statistiquement par les deux indicateurs de performances, c'est-à-dire le Kappa et la matrice de confusion. Néanmoins, quelques petites confusions subsistent entre des classes déjà similaires à la base, les classes Herbacée/Grande herbacée et Arbre/Arbuste. Il est d'ailleurs très surprenant de voir une si bonne distinction entre ces classes, vu leur ressemblance. Cette distinction est due à la résolution fine, puisqu'elle permet d'obtenir de meilleures informations texturales. Il est ainsi tout à fait possible d'obtenir une classification plus poussée en créant de nouvelles classes de végétation plus précises. Par contre, sur le marais du Pontet, la classification est moins satisfaisante et la confusion entre les classes de végétation est beaucoup plus importante d'après les indicateurs de performance. Cela se remarque avec la classe Arbre, dont la radiométrie et les textures sont similaires aux autres végétations, les arbres sont en effet aussi clairs que les herbacées, comparé au site d'Aumelas. De plus, cette confusion peut également s'expliquer par la présence de nombreuses associations végétales dans le marais, se traduisant par une variabilité spectrale très forte, observable avec la résolution fine. Les signatures spectrales de ces associations végétales ne permettent alors pas de les discriminer entre elles. La pelouse sèche est un bon exemple puisqu'elle est composée de nombreuses végétations susceptibles d'être confondues avec la végétation de rivière ou l'association Carex/Cladium. Ainsi, puisque cette classification se base sur des polygones, elle n'est pas performante sur ce genre de végétation, il faut alors retravailler les classes.

La dernière approche de classification testée, celle par objets, est très prometteuse. Elle est néanmoins moins précise que la classification SVM puisqu'elle ne prend pas en compte les petits objets du type chemin ou petit rocher. Mais ces types d'occupation du sol ne sont pas importants, seules la végétation est d'intérêt. Cependant, les bandes utilisées sont les mêmes que pour la segmentation, ainsi il n'y a pas d'informations de textures pour chaque classe de végétation. Les différents groupes de végétation sont donc plus difficiles à distinguer, créant ainsi une confusion importante entre les classes. De plus, le Kappa n'a été testé sur cette approche. L'apport de l'information de texture pourrait alors permettre de mieux différencier les groupements de végétation.

Le graphe de la hauteur moyenne des arbres identifiés sur le terrain révèle une hauteur de végétation plutôt similaire. Il montre cependant la distinction entre les arbres et les arbustes puisque ces derniers mesurent en moyenne 2 m de hauteur, tandis que les arbres ont une hauteur environnant les 4 m. Cette différence de hauteur est un élément qui peut être intégré dans la classification. L'écart-type prouve également qu'il y a très peu de variation de hauteur au sein de la même espèce, excepté le

chêne vert. En effet, cette espèce a un écart-type supérieur à 2 m, indiquant la forte variation de hauteur des chênes. Elle peut s'expliquer par la présence de nombreux jeunes chênes sur le site faisant ainsi creuser l'écart avec les arbres adultes. De plus, l'estimation de hauteur de végétation par le MNS produit s'est révélée très prometteuse. En effet, l'interpolation des classes au sol ont permis d'obtenir des hauteurs relatives de la végétation de la mare 2. Plusieurs méthodes d'interpolation existent et ont été testées avant de choisir la méthode spline cubique, cette dernière a été choisie de façon visuelle. De nombreux algorithmes de différentes bibliothèques ont été utilisés pour la création et l'interpolation du MNT. Les valeurs du MNT sont alors assez proches entre elles, démontrant que la topographie du site est plate. Les tests de vérification de la régression linéaire confirment qu'il existe une relation entre les hauteurs mesurées et les hauteurs estimées. L'ANOVA significative permet de valider le modèle de régression tandis que la loi Normale et l'homoscédasticité significatives valident la répartition des résidus. Cette relation montre alors qu'il est possible d'obtenir la hauteur des arbres en utilisant le MNS produit. Elle peut ainsi être estimée à partir de l'équation de la régression linéaire : Hauteur réelle = $2,50 \times$ Hauteur estimée + 1,02. C'est donc un avantage pour éviter tout piétinement dans un environnement sensible.

4.2. Problèmes rencontrés

Au cours de ces différents traitements, de nombreuses difficultés ont été rencontrées, notamment au niveau des prétraitements pour le mosaïquage des images. Il a en effet nécessité beaucoup de tests puisque le logiciel utilisé demandait plusieurs conditions, comme l'utilisation de seulement trois bandes. Ce sont également de longs traitements qui ont pu être automatisés via un script Python afin de faire une boucle de traitements, à cause du grand nombre d'images par site.

Deux mosaïques ont ainsi été générées, puisqu'il était impossible de produire une mosaïque à quatre bandes. De plus, deux géoréférences ont été nécessaires pour chaque site, par mosaïque. Il est en effet impossible de caler les deux mosaïques entre elles avec le logiciel d'appariement, par manque de liens entre les deux. Il est donc possible qu'il y ait un très léger décalage entre les deux mosaïques géoréférences. De plus, le géoréférencement n'est pas parfait et doit se faire à la main à cause de la différence de résolution et de date avec les orthophotographies. Cette différence se remarque au niveau de la végétation qui a énormément changé, c'est pourquoi le géoréférencement se base à partir d'objets fixes sur les images plutôt que la végétation. Il pose également problème pour les traitements suivants, les applications OTB ne supportent pas le système de projection en Lambert 93. Les mosaïques sont alors reprojctées dans le système par défaut WGS 64, afin de poursuivre les traitements. A la fin des traitements de classifications, elles sont encore reprojctées en Lambert 93. Ce problème n'a malheureusement pas été résolu pour le moment.

Les traitements de segmentation ont été assez compliqués à mettre en place à cause de la grande taille des mosaïques, attachée à leur résolution spatiale très fine. Ils nécessitent beaucoup de mémoire et il n'a pas été possible d'appliquer une méthode de segmentation sur les mosaïques entières. Ainsi, les segmentations n'ont été faites que sur des zones réduites des mosaïques, elles ont été sélectionnées de façon à représenter au maximum des différentes informations des mosaïques. C'est-à-dire des zones regroupant tous les types de végétation présents dans les sites. De plus, le manque de mémoire pour le traitement de la segmentation Mean-Shift a contraint à n'utiliser qu'une primitive. En effet, les tests sur de très petites zones avec des images contenant toutes les primitives ont révélé une meilleure segmentation. Cependant en augmentant la taille des zones de l'image, elle est devenue impossible à réaliser. La solution adaptée est alors de produire une segmentation sur des

tuiles de la mosaïque, mais les effets de bordures sont trop importants. Néanmoins, les bandes R, V, PIR et NDVI apportent une bonne segmentation malgré les quelques régions non représentées comme un arbuste isolé (Figure 26). Ce phénomène est dû au seuil de la taille des objets prédéfinie au départ, il était important de fixer un seuil assez élevé à cause de la résolution fine des mosaïques. Le nombre d'objets serait alors énorme si le seuil avait été plus faible, la segmentation n'aurait alors pas grand intérêt. Le dernier problème de la segmentation est la limite de la taille des objets (Figure 26). Mais pour la plupart, cela n'a pas d'incidence sur les objets, deux objets délimités par ce genre de contour net appartiennent à la même classe de végétation.



Figure 26 : *Problèmes de la segmentation : les régions non segmentées (1) et la taille des objets limitée (2).*

Cette segmentation a donc un impact sur la classification par objet puisqu'elle n'est donc pas réalisée sur les mosaïques entières. De plus, la classification s'est faite que sur des toutes petites zones de l'image, créant ainsi de nombreux effets de bordure que la figure 26 montre. Cette classification est d'ailleurs peu développée sur la librairie OTB puisqu'il n'existe que très peu d'algorithmes et ils sont très limités comme l'OBIA. De plus, elle n'est basée que sur les bandes de base de l'image ainsi que le NDVI. Il manque les informations texturales de l'image, permettant de mieux distinguer les différents types de végétation. Cependant, pour l'instant l'image concaténée regroupant toutes les primitives est trop lourde pour être traitées en classification par objets. Ainsi, cette classification reste la meilleure possibilité s'il est possible d'intégrer les primitives texturales dans la classification OBIA. Il reste donc de nombreux paramètres pour les classifications par objets à explorer pour ces mosaïques.

Le problème de la grande taille des mosaïques revient pour l'interpolation du MNT, il faut obligatoirement traiter l'image en tuiles pour l'ultime étape qu'est l'interpolation. L'algorithme est impossible à réaliser sur la mosaïque entière malgré la dégradation et l'érosion. Cependant, l'assemblage des tuiles après l'interpolation, pour obtenir une mosaïque du MNT, ne crée aucun effet de bordure. Cette méthode d'estimation de hauteur reste tout de même très limitée puisqu'il faut préalablement effectuer une classification SVM. Cette dernière montre qu'elle n'est pas forcément fiable et efficace comme sur la mosaïque du marais de Pontet et ne doit pas apporter de très bonnes informations sur le sol. L'extraction du sol par NDVI a été testée, c'est-à-dire qu'un masque est créé à partir des valeurs faibles du NDVI, représentant le sol et les herbacées. Cependant cette méthode d'extraction ne s'est pas révélée efficace puisque le masque englobait aussi certains arbres. C'est donc une autre approche à améliorer pour créer un meilleur MNT. De plus, il existe un biais statistique dans la relation entre la hauteur mesurée et la hauteur estimée. Le coefficient de la droite est de 2,50 indiquant que la hauteur réelle est deux fois plus importante que la hauteur estimée. Cette différence importante entre les deux variables est due aux valeurs relatives du MNS produit de base. Cette valeur doit alors être spécifique au site de la mare 2 d'Aumelas et permet donc pas de l'utiliser sur d'autres sites.

Conclusion et perspectives

Ce stage a contribué à illustrer le potentiel de l'outil drone pour étudier et suivre la végétation naturelle. De nombreuses approches ont été testées, que ce soit sur le terrain ou par traitements des images. Les deux protocoles de terrain choisis sont spécifiquement adaptés pour les campagnes d'acquisition d'images issues de drone. Ils permettent également l'obtention d'images de qualité. Le positionnement juxtaposé des deux capteurs (APN) est une méthode qui fonctionne. En effet, le logiciel d'appariement des images a pu démontrer la performance du calage sur les milieux naturels. Ce logiciel est encore au stade expérimental, mais a un véritable potentiel. Le choix de ne pas utiliser des cibles n'affecte en rien l'orthorectification et le mosaïquage, vu les excellentes mosaïques produites. Cependant, le géoréférencement est assez complexe à mettre en place à cause des différences visuelles avec l'orthophotographie, mais il reste tout de même acceptable. Ce dernier pose également quelques soucis avec les traitements d'images qui ne supportent pas le système de projection. Malgré tout, les applications libres d'OTB sont productives et font avancer les traitements d'images issues de drone.

Les différentes primitives et segmentations sélectionnées permettent d'obtenir des classifications efficaces. Néanmoins, seules les classifications SVM et OBIA sont d'intérêts et classifient le mieux les différents groupes végétaux. Vu la qualité d'images et la résolution fine, la meilleure classification reste celle par objet. La nouveauté est l'utilisation de la 3D pour estimer la hauteur de végétation. Ce travail a démontré que les hauteurs d'arbre relatives du MNS sont proportionnelles aux mesures effectuées sur le terrain. Il est alors possible de calculer la hauteur des arbres et arbustes sans faire de mesures sur le terrain.

La segmentation et la classification par objets sont encore à améliorer, tous leurs potentiels n'ont pas encore été explorés. En effet, grâce au langage de programmation il est possible d'améliorer ces approches de segmentation et de classification. Cependant, le manque d'algorithmes dans les logiciels à libre accès, comme les applications OTB, limite l'approche de classification OBIA. L'objectif final de cette classification serait de réussir à intégrer des informations texturales pour améliorer cette classification, mais reste pour l'instant impossible avec OTB, mais cette approche est en cours de développement sur la librairie OTB. Sur eCognition, un logiciel payant, les segmentations et les classifications par objets sont très bien développées mais restent inaccessibles pour de nombreuses personnes. C'est exactement la même chose pour le logiciel de mosaïquage qui est payant. Il existe alors un logiciel libre, OpenMapDrone, spécialisé dans le traitement d'images issues de drone. Il est encore en développement et semble complexe dans l'utilisation, avec des algorithmes et des langages uniques au logiciel. Il serait alors intéressant de tester ce logiciel sur les images des sites d'études et faire une comparaison avec les traitements du logiciel Smart3DCapture.

Les paramètres de la tristéréoscopie des images seraient également à intégrer dans la classification. Elle pourrait être en effet un atout pour distinguer les arbres des arbustes par exemple. L'exploitation de la tristéréoscopie est également à améliorer dans l'estimation de la hauteur de végétation afin de trouver de meilleurs algorithmes pour traiter le MNS et l'exploitation du NDVI afin de créer le masque du sol, au lieu des classes de la classification SVM.

En dernier lieu, l'automatisation de la chaîne de traitements par un script Python ou R serait nécessaire pour les nouvelles images à traiter puisque le but final de ce projet est de suivre l'évolution de la végétation de manière temporelle.

Références

Bibliographie

Alleaume, S., Laventure, S., and Deshayes, M. (2013). CARHAB – Q2 Appui méthodologique à la cartographie des végétations naturelles et semi-naturelles des milieux ouverts de basse altitude. Rapport d'avancement - Juillet 2013 (Irstea-MEDDE).

Anderson, K., and Gaston, K.J. (2013). Lightweight unmanned aerial vehicles will revolutionize spatial ecology. *Front. Ecol. Environ.* *11*, 138–146.

Bantegnie, M., and Conjard, S. (2014). Utilisation d'Images à très haute résolution spatiale (THRS) pour l'identification d'habitats spécifiques - Géomatique et Télédétection pour l'analyse spatiale des milieux montagnards. Master 2 – Science du Territoire – Systèmes Territoriaux, Aide à la Décision, Environnement. IGA – UJF.

Breckenridge, R.P., Dakins, M., Bunting, S., Harbour, J.L., and White, S. (2011). Comparison of Unmanned Aerial Vehicle Platforms for Assessing Vegetation Cover in Sagebrush Steppe Ecosystems. *Rangel. Ecol. Manag.* *64*, 521–532.

Chabot, D., and Bird, D.M. (2013). Small unmanned aircraft: precise and convenient new tools for surveying wetlands. *J. Unmanned Veh. Syst.* *01*, 15–24.

Congalton, R.G. (1991). A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sens. Environ.* *37*, 35–46.

Hardin, P.J., and Hardin, T.J. (2010). Small-Scale Remotely Piloted Vehicles in Environmental Research: Remotely piloted vehicles in environmental research. *Geogr. Compass* *4*, 1297–1311.

Knoth, C., Klein, B., Prinz, T., and Kleinebecker, T. (2013). Unmanned aerial vehicles as innovative remote sensing platforms for high-resolution infrared imagery to support restoration monitoring in cut-over bogs. *Appl. Veg. Sci.* *16*, 509–517.

Laliberte, A.S., Herrick, J.E., Rango, A., and Winters, C. (2010). Acquisition, Orthorectification, and Object-based Classification of Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Imagery for Rangeland Monitoring. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* *76*, 661–672.

Laliberte, A.S., Goforth, M.A., Steele, C.M., and Rango, A. (2011). Multispectral Remote Sensing from Unmanned Aircraft: Image Processing Workflows and Applications for Rangeland Environments. *Remote Sens.* *3*, 2529–2551.

Lebourgeois, V., Bégué, A., Labbé, S., Mallavan, B., Prévot, L., and Roux, B. (2008). Can Commercial Digital Cameras Be Used as Multispectral Sensors? A Crop Monitoring Test. *Sensors* *8*, 7300–7322.

Lowe, D.G. (1999). Object recognition from local scale-invariant features. (IEEE), pp. 1150–1157 vol.2.

Lucie, X. (2013). Optimisation du paramétrage et évaluation de la qualité de MNS photogrammétriques pour une utilisation dans le domaine forestier - Impact de la résolution et de la qualité des données. Mémoire de soutenance de Diplôme d'Ingénieur INSA spécialité topographie.

Rabatel, G., and Labbé, S. (2014). Registration of visible and near infrared aerial images based on Fourier-Mellin Transform. In: RHEA 2014, 2nd International Conference on Robotics and associated High-technologies and Equipment for Agriculture and forestry, Madrid, Spain, May 21-23, 2014, pp 329-338.

Rabatel, G., Labbé, S., and Gorretta, N. (2012). Getting simultaneous red and near infrared bands from a single digital camera for plant monitoring applications. CIGR-Ageng 2012. International Conference on Agricultural Engineering, Jul 2012, Valencia, Spain. 6 p.

Raclot, D., Puech, C., Mathys, N., Roux, B., Jacome, A., Asseline, J., and Bailly, J.-S. (2005). Photographies aériennes prises par drone et Modèle Numérique de Terrain : apports pour l'observatoire sur l'érosion de Draix. Géomorphologie Relief Process. Environ. 7–20.

Torres-Sánchez, J., López-Granados, F., De Castro, A.I., and Peña-Barragán, J.M. (2013). Configuration and Specifications of an Unmanned Aerial Vehicle (UAV) for Early Site Specific Weed Management. PLoS ONE 8, e58210.

Torres-Sánchez, J., Peña, J.M., de Castro, A.I., and López-Granados, F. (2014). Multi-temporal mapping of the vegetation fraction in early-season wheat fields using images from UAV. Comput. Electron. Agric. 103, 104–113.

Zarco-Tejada, P.J., Diaz-Varela, R., Angileri, V., and Loudjani, P. (2014). Tree height quantification using very high resolution imagery acquired from an unmanned aerial vehicle (UAV) and automatic 3D photo-reconstruction methods. Eur. J. Agron. 55, 89–99.

Webographie

Acute3D – Capturing Reality. Consulté le 30 juillet 2015. Disponible sur : <http://www.acute3d.com>

CEN – Conservatoire d'espaces naturels de Savoie. Consulté le 20 juillet 2015. Disponible sur : <http://www.cen-savoie.org>

CookBook – OrfeoToolbox. Consulté le 29 juillet 2015. Disponible sur : <http://www.orfeo-toolbox.org/CookBook>

ESA (European Space Agency). Spectral signatures. Consulté le 29 juillet 2015). Disponible sur : http://www.esa.int/SPECIALS/Eduspace_EN/SEMPNQ3Z2OF_0.html

GRASS GIS 7.1 – Reference Manual. Consulté le 31 juillet 2015. Disponible sur : <http://grass.osgeo.org/grass71/manuals/r.fillnulls.html>

IGN - Espace professionnel. BD ORTHO@ 50 cm par départements. Consulté le 27 juillet 2015). Disponible sur: <http://professionnels.ign.fr/bdortho-50cm-par-departements>

INPN – Inventaire National du Patrimoine Naturel. Consulté le 20 juillet 2015. Disponible sur : <http://inpn.mnhn.fr/accueil/index>

INPN – Inventaire National du Patrimoine Naturel. Fiche habitat des marais calcaires à *Cladiummariscus*. Consultée le 21 juillet 2015. Disponible sur : <http://inpn.mnhn.fr/docs/cahab/habitats-declines/7210.pdf>

INPN – Inventaire National du Patrimoine Naturel. Fiche habitat des mares temporaires méditerranéennes. Consultée le 21 juillet 2015. Disponible sur : <http://inpn.mnhn.fr/docs/cahab/habitats-declines/3170.pdf>

Irstea – Institut national de recherche en sciences et technologies pour l'environnement et l'agriculture. Consulté le 25 juillet 2015. Disponible sur : <http://www.irstea.fr>

Irstea Montpellier – Institut national de recherche en sciences et technologies pour l'environnement et l'agriculture de Montpellier. Consulté le 25 juillet 2015. Disponible sur : <http://www.irstea.fr/linstitut/nos-centres/montpellier>

ITAP – UMR Information, Technologies, Analyses environnementales et Procédés agricoles. Projet RHEA (Robot Fleets for Highly Effective Agriculture and Forestry Management). Consulté le 31 juillet. Disponible sur : <http://itap.irstea.fr/?p=1966>

OpenCV. Support Vector Machines. Consulté le 30 juillet 2015. Disponible sur : http://docs.opencv.org/modules/ml/doc/support_vector_machines.html

RHEA project. Résumé en français du projet RHEA. Consulté le 31 juillet 2015. Disponible sur : <http://www.rhea-project.eu/SummaryFrench.php>

Software Guide – OrfeoToolbox. Consulté le 31 juillet 2015. Disponible sur : <http://www.orfeo-toolbox.org/SoftwareGuide>

TETIS – UMR Territoires, Environnement, Télédétection et Information Spatiale. Consulté le 25 juillet 2015. Disponible sur : <https://tetis.teledetection.fr/index.php/fr>

Trame verte et bleue. Projet CarHab. Consulté le 25 juillet 2015. Disponible sur : <http://www.trameverteetbleue.fr/outils-methodes/donnees-mobilisables/projet-carhab>

Tutoriel QGIS – UMR ADESS – CNRS. Paramétrage du géoréférencement. Consulté le 5 août 2015. Disponible sur : http://www.adess.cnrs.fr/tutoqgis/04_04_parametrage.php

Université Mathématique de Toulouse. Classification supervisée et SVM. Consulté le 30 juillet 2015. Disponible sur : http://www.math.univ-toulouse.fr/~agarivie/Telecom/PESTO/TP_SVM_Pesto.pdf

Wiki – OrfeoToolbox. Consultée le 29 juillet 2015. Disponible sur : http://wiki.orfeo-toolbox.org/index.php/Main_Page

Annexes

Boîtiers

Compact Numérique DP2 Merrill

Résolution record pour un compact numérique expert



Alors que le DP1 Merrill est équipé d'une focale équivalente à 28mm qui en fait le compact numérique de choix pour les photographes paysagistes et les passionnés de reportage, le DP2 Merrill embarque quant à lui une focale équivalente au 45mm, plus proche de la vision humaine et plus à l'aise notamment pour la photographie de portrait. Sa résolution record de 46 Millions de pixels est atteinte grâce au capteur d'image direct Foveon X3 qui, à l'aide de ses trois couches successives RGB, capture l'intégralité des couleurs. Pour des images au piqué extraordinaire aussi bien au centre que dans les coins de l'image et des couleurs éclatantes.

- ▶ Capteur pleine couleur Foveon X3 Merrill de 46 millions de pixels
- ▶ Objectif de très haute performance 30mm F2.8 avec bague de mise au point de type "reflex"
- ▶ Grand écran ACL confortable de 3.0" TFT (920 000 pixels)

Caractéristiques techniques	
Capteur d'images	Capteur d'image directe FOVEON X3® (CMOS)
Taille du capteur	23,5×15,7mm
Nombre de pixels	46 Millions (4,800×3,200×3 couches)
Ratio d'image	3:2
Taille des fichiers	RAW High 4,704×3,136×3 (Approx. 45MB) Medium 3,264×2,176×3 (Approx. 24MB) Low 2,336×1,568×3 (Approx. 12MB) JPEG High Fine 4,704×3,136 (Approx. 10MB) Normal 4,704×3,136 (Approx. 5.6MB) Basic 4,704×3,136 (Approx. 4.2MB) Medium Fine 3,264×2,176 (Approx. 5MB) Normal 3,264×2,176 (Approx. 2.7MB) Basic 3,264×2,176 (Approx. 2MB) Low Fine 2,336×1,568 (Approx. 2.5MB) Normal 2,336×1,568 (Approx. 1.4MB) Basic 2,336×1,568 (Approx. 1MB)
Taille de fichiers vidéo	VGA:640×480 (30 images par seconde)
Formats d'enregistrement	Exif2.21, DCF2.0, DPOF
Stockage	Cartes SD / Compatible SDHC, Multi Media Card
Distance minimale de mise au point	28cm
Type d'autofocus	Par détection de contraste
Sélection zone AF	1 parmi 9 zones. Automatique ou manuelle
Verrouillage AF	Par appui à mi-course sur le déclencheur(AE Lock possible)
Mise au point manuelle	bague de mise au point sur l'objectif
Systèmes de mesure	Mesure évaluative, mesure moyenne pondérée central, spot
Contrôle de l'exposition	(A) Priorité à l'ouverture, (S) Priorité à la vitesse, (P) Programme auto décalable, (M) Mode manuel
Balance des blancs	8 types (Auto, Soleil, Ombre, Couvert, Incandescent, Fluorescent, Flash, Personnalisée)
Déclenchement	Vue par vue, Continu, Retardeur (2sec. / 10sec.), Intervallomètre
Flashes compatibles	Flash pour compact numérique DP : EF-140 DG SA-STTL
Synchronisation flash externe	1/2000
Écran	Moniteur couleur ACL TFT
Alimentation	Batterie dédié Li-ion BP-41, Chargeur BC-41
Dimensions	121.5mm/4.8"(L) x 66.7mm/2.6"(H) x 59.2mm/2.3"(P)
Auto Bracketing	3 vues par 1/3 IL jusque ±3IL
Interfaces	USB (USB2.0)
Langues	English / Japonais / Allemand / Français / Espagnol / Italien / Chinois (Simplifié) / Coréen / Russe / Chinois (Traditionnel) / Néerlandais / Polonais / Portugais / Danois / Suédois / Norvégien / Finlandais
Taille d'écran	3.0" Approx. 920,000 Pixels

Annexe I : Fiche descriptive de l'appareil photographique numérique SIGMA DP2 Merill (source : site internet de SIGMA).

Appariement FFT	
Recherche translation initiale sur image réduite	<input checked="" type="checkbox"/>
Facteur de réduction	10
Constante de filtrage avant réduction (pixels)	10
Nb de bandes des profils de fréquence	5
----- Passe 1-----	
Dimension fenêtres passe 1	600
Nb boucles passe 1	1
Ratio min détection angle passe 1	10
Ratio min détection translation passe 1	10
Echelle variable passe 1	<input checked="" type="checkbox"/>
Ratio min [liens trouvés/nb fenêtres] passe 1	0.5
Tolérance homographie Ransac passe1	20
Nb boucles Ransac passe 1	5000
----- Passe 2-----	
Dimension fenêtres passe 2	200
Nb boucles passe 2	1
Ratio min détection angle passe 2	10
Ratio min détection translation passe 2	10
Echelle variable passe 2	<input checked="" type="checkbox"/>
Ratio min [liens trouvés/nb fenêtres] passe 2	0.5
Tolérance homographie Ransac passe 2	5
Nb boucles Ransac passe 2	5000

Tolérance homographie finale	0.5
Ratio min [liens trouvés/nb fenêtres] final	0.20000000298
Distorsion fournie	<input type="checkbox"/>
<input type="button" value="OK"/> <input type="button" value="ESC"/>	

Annexe II : Paramètres d'appariement du logiciel TraitIm. La passe 1 (ou premier passage d'appariement) a une tolérance homographique de 20 alors que la passefinale a une tolérance homographique de 0,5.

```
#!/usr/bin/env python
# -*- coding: utf-8 -*-

import os, numpy, sys, glob
from osgeo import gdal

# session output raster
# dir of raster
visible = glob.glob("VIS*.tif")
pix = glob.glob("PIX*.TIF")
print visible
print pix

for z in range(len(visible)):
    # select raster for visible and pix
    raster_v = visible[z]
    raster_p = pix[z]
    # output raster
    output = str(z) + "_final_00.TIF"
    print("image " + output)

    # register all of the GDAL drivers
    gdal.AllRegister()

    # open the images
    invisible = gdal.Open(raster_v, gdal.OA_ReadOnly)
    inpix = gdal.Open(raster_p, gdal.OA_ReadOnly)
    if invisible is None or inpix is None:
        print("Could not open TIF")
        sys.exit(1)

    # get image size
    rows = invisible.RasterYSize
    cols = invisible.RasterXSize
    bands = invisible.RasterCount

    # get the bands and block size
    # bands
    inBands = []
    for i in range(bands):
        inBands.append(invisible.GetRasterBand(i+1))
    inBands.append(inpix.GetRasterBand(1))

    # block
    sBlockSize = 63
    yBlockSize = 63

    # create the output image
    driver = invisible.GetDriver()
    bands_out = 5 # Number of out band, greyed-green
    outDs = driver.CreateDataSource( cols, rows, bands_out, gdal.GDT_Byte, options = [ 'PHOTOMETRIC=RGB' ])
    if outDs is None:
        print("Could not create " + os.path.splitext(output)[0] +
              ".xyz.raster()")
        sys.exit(1)

    # loop through the rows
    for i in range(0, rows, yBlockSize):
        if i + yBlockSize < rows:
            numRows = yBlockSize
            numRows = rows - i

        # loop through the columns
        for j in range(0, cols, sBlockSize):
            if j + sBlockSize < cols:
                numCols = sBlockSize
                numCols = cols - j

            # read the data in
            data = []
            detapix = []

            range_bandsout = [0, 1, 0] # range band Red Green FIR
            for b in range(len(range_bandsout)):
                data = inBands[range_bandsout[b]].ReadAsArray(i, j, numCols, numRows).astype(numpy.float32) # extract data visible and pix
                detapix = inBands[1].ReadAsArray(i, j, numCols, numRows).astype(numpy.float32) # data pix
                # mask on data pix if detapix=0 -> false
                mask = numpy.greater(detapix, 0)
                # Then detapix = 0 if mask = False else use in data
                detapix = numpy.choose(mask, [0, data])
                # write the data on the band out
                outBand = outDs.GetRasterBand(b+1)
                outBand.WriteArray(detapix, j, i)

            # final data to disk, set the NoData value and calculate stats
            outBand.FlushCache()
            outBand.SetNoDataValue(0)
            format = outBand.GetRasterBand(0, 1)

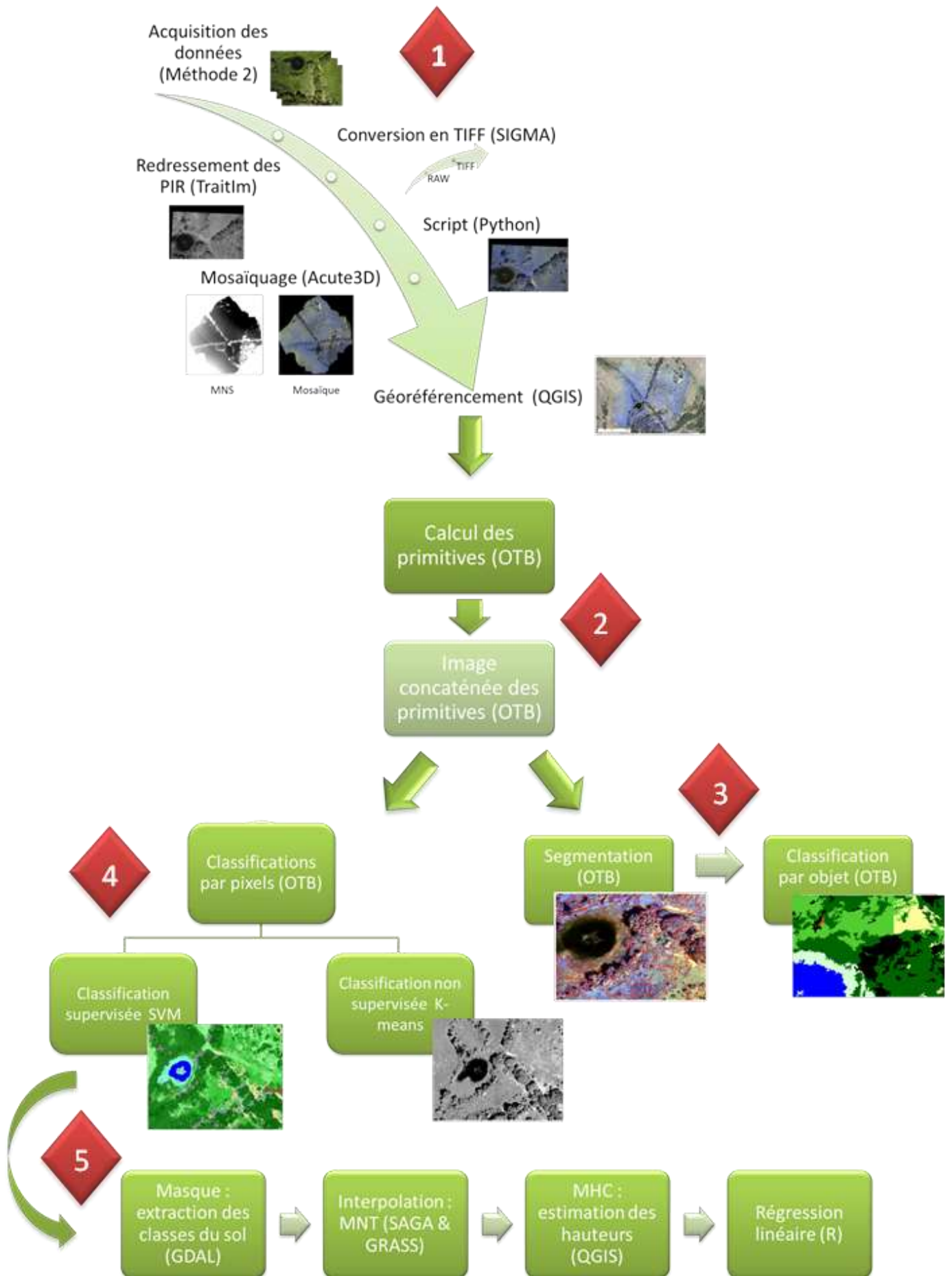
            # georeference the image and set the projection
            outDs.SetGeoTransform(invisible.GetGeoTransform())
            outDs.SetProjection(invisible.GetProjection())
```

Annexe III : Extrait du script en langage Python utilisé en prétraitements des images.

Indice	Formule	Mode
Energy (Angular Second Moment)	$\sum_i \sum_j \{p(i,j)\}^2$	Simple
Inertia (Contrast)	$\sum_{n=0}^{Ng-1} n^2 \left\{ \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} p(i,j) \right\}$	Simple
Correlation	$\frac{1}{\sigma_x \sigma_y} \left(\sum_{ij} ij p(i,j) - \mu_x \mu_y \right)$	Simple
Inverse Difference Moment (Homogeneity)	$\sum_{ij} \frac{1}{1 + (i-j)^2} p_{ij}$	Simple
Cluster shade	$\sum_{ij} ((i-\mu) + (j-\mu))^3 p(i,j)$	Simple
Cluster prominence	$\sum_{ij} ((i-\mu) + (j-\mu))^4 p(i,j)$	Simple
Entropy	$-\sum_{ij} p_{ij} \log(p_{ij})$	Simple
Haralick's correlation	$\sum_{ij} \frac{(i,j)p(i,j) - \mu_t^2}{\sigma_t^2}$	Simple
Variance	$\sum_{ij} (i-\mu)^2 p_{ij}$	Advanced
Sum Average	$\sum_{i=2}^{2Ng} i p_{x+y}(i)$	Advanced
Sum Variance	$\sum_{i=2}^{2Ng} (i-f_8)^2 p_{x+y}(i)$	Advanced
Sum Entropy	$-\sum_{i=2}^{2Ng} p_{x+y}(i) \log(p_{x+y}(i))$	Advanced
Difference Variance	$\sigma^2(p_{x-y})$	Advanced
Difference Entropy	$\sum_{i=0}^{Ng-1} p_{x-y}(i) \log(p_{x-y}(i))$	Advanced
Information Measures of Correlation (IC1)	$\frac{HXY - HXY1}{\max(HX, HY)}$	Advanced
Information Measures of Correlation (IC2)	$(1 - \exp[2(HXY2 - HX)])^{1/2}$	Advanced
Mean	$\sum_{ij} ip(i,j)$	Advanced
Dissimilarity	$\sum_{ij} (i-j)p(1,j)^2$	Advanced

- $p(i,j)$: l'entrée (i,j) de la matrice de cooccurrence normalisée
- Ng : nombre des différents niveaux de gris de l'image
- $p_x(i) = \sum_j p_{ij}$: l'entrée i de la matrice de probabilité marginale obtenue en sommant sur les lignes de p_{ij}
- $p_y(j) = \sum_i p_{ij}$
- μ_x, μ_y : les moyennes respectives de p_x et de p_y
- σ_x, σ_y : les moyennes respectives de p_x et de p_y

Annexe IV : Formules des différents indices de Haralick, selon les deux modes utilisés.



Annexe V : Schéma de la chaîne entière de traitements sur une série d'images. 1 : Prétraitements. 2 : Choix des primitives. 3 : Classification par objets à partir de la segmentation. 4 : Classifications par pixels. 5 : Estimation de la hauteur de végétation.

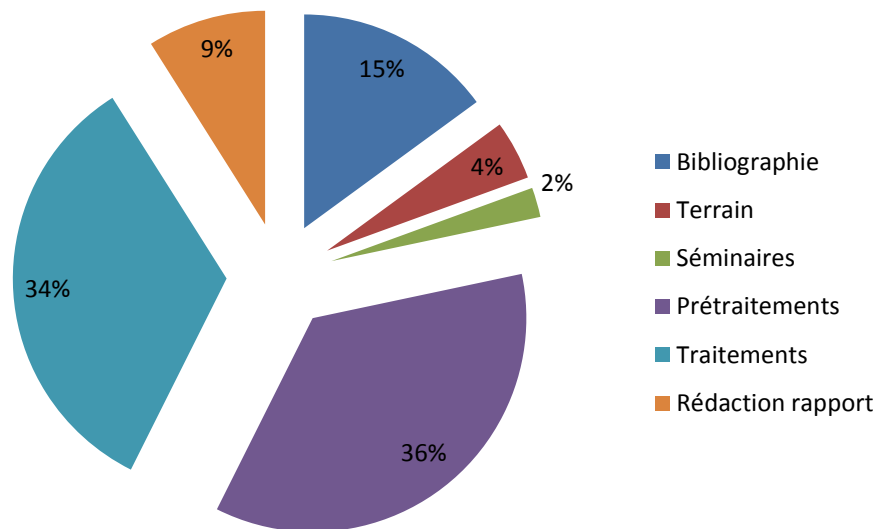


Annexe VI : Mosaique entière du marais du Pontet.



Annexe VII : Représentation en 3D du site de la mare 2 d'Aumelas, grâce à la superposition de la mosaïque et de son MNS.

Répartition des heures de travail



Annexe VIII : Répartition des heures de travail selon les différentes tâches effectuées pendant le stage.

Résumé

Ce stage s'inscrit dans le cadre du programme CarHab porté par le MEDDE visant à réaliser une cartographie de la végétation naturelle et semi-naturelle en France à l'échelle du 1:25000. CarHab consiste donc à la recherche de méthodes et d'outils, pour l'acquisition et le traitement d'images, afin de créer une carte finale optimale en 2025. Ainsi, Irstea et le CBN s'associent afin d'étudier et d'exploiter le potentiel des images issues de drone qui permettraient la réalisation d'une cartographie phytosociologique fine des milieux ouverts difficilement accessibles ou sensibles. Les milieux étudiés pour ce projet sont des sites Natura 2000, les mares temporaires des Causses d'Aumelas et le marais du Pontet, avec une végétation est unique et rare.

Ce stage a donc permis de tester des protocoles de terrain et différentes approches de traitements d'images issues de drone. Le principal enjeu est de caler des images acquises dans le domaine du proche-infrarouge avec des images du visible, afin de pouvoir calculer des indices radiométriques pour mieux distinguer les différents types de végétation. Les images obtenues sont par la suite d'appariées entre elles pour produire des mosaïques recouvrant toute la surface des sites d'études.

Ces mosaïques sont traitées par des primitives radiométriques (NDVI, NDWI₂ et BI₂) et texturales (Haralick et SFS) et par une segmentation (Mean-Shift). Des traitements de classification sont enfin effectués sur ces mosaïques permettant la distinction des différentes associations végétales. La classification non supervisée (K-means) et la classification supervisée, dont une approche pixel à pixel (SVM) et une approche orientée objet (OBIA), ont été testées. L'approche OBIA semble alors être la meilleure classification mais reste limitée par la grande taille des mosaïques et par le manque d'algorithmes dans les bibliothèques en libre accès. L'exploration de la tristéréoscopie est le dernier enjeu de ce stage. Elle a permis l'estimation de la hauteur de végétation grâce à la génération d'un modèle numérique de surface des sites d'études. Il existe en effet une relation linéaire entre la hauteur estimée et la hauteur mesurée sur le terrain et rend alors possible le calcul des hauteurs d'arbres sans mesures sur le terrain.

Il reste encore beaucoup de possibilités de traitements de ces images issues de drone. La tristéréoscopie est en effet un élément qui peut être intégré dans la classification de la végétation naturelle. De plus, l'automatisation de la chaîne de traitements serait nécessaire puisque le but final de ce projet est de suivre l'évolution de la végétation de manière temporelle.

Mots clés

Télétection, drone, végétation naturelle, classification, tristéréoscopie.