

# **Programme d'innovation forestière**

## **Rapport méthodologique**

### **Cartographie d'essences forestières à partir d'images multispectrales satellitaires à haute résolution spatiale et du lidar aéroporté – Phase 1**

**Présenté à :**

Centre canadien sur la fibre de bois (CCFB)  
Ressources naturelles Canada

**Par :**



Mathieu Varin, géomaticien, M.Sc.  
Gilles Joanisse, biol., Ph.D  
Philippe Bournival ing.f., M.Sc.

**Mars 2017**

**Mots-clés :** cartographie, segmentation de couronnes, classification orientée-objet, WorldView-3, lidar, image à haute résolution spatiale

**Référence à citer :**

Varin, M., G. Joanisse et P. Bournival. 2017. Cartographie d'essences forestières à partir d'images multispectrales satellitaires à haute résolution spatiale et du lidar aéroporté – Phase 1. Centre d'enseignement et de recherche en foresterie de Sainte-Foy inc. (CERFO). **Rapport 2017-05. 36 pages.**

# TABLE DES MATIERES

TABLE DES MATIERES .....	I
LISTE DES FIGURES.....	II
LISTE DES TABLEAUX .....	II
RESUME.....	1
INTRODUCTION .....	2
OBJECTIFS .....	3
TERRITOIRES D'ETUDE.....	3
1. MÉTHODE.....	5
1.1. Acquisition des données géospatiales .....	5
1.2. Échantillonnage terrain .....	6
1.3. Prétraitement des images WorldView-3 .....	7
1.4. Création de la bibliothèque de signatures spectrales .....	8
1.5. Sélection des indices et classification des zones d'entraînement.....	12
1.6. Segmentation des couronnes individuelles.....	12
1.7. Classification orientée-objet semi-automatisée .....	13
1.8. Validation de la méthode .....	13
2. RÉSULTATS .....	14
2.1. Création de la bibliothèque de signatures spectrales .....	14
2.2. Conception de la clé dichotomique.....	17
2.3. Segmentation des couronnes individuelles.....	24
2.4. Classification orientée-objet des images multispectrales .....	27
3. DISCUSSION .....	29
3.1. Apports de la méthode.....	29
3.2. Limites de la méthode .....	30
3.3. Pistes d'amélioration possibles .....	30
CONCLUSION .....	31

## LISTE DES FIGURES

Figure 1: Carte du territoire d'étude .....	4
Figure 2. a) Point de contrôle (rouge) sur le modèle de hauteur de canopée, b) point de contrôle sur l'image corrigée par régression polynomiale, c) point de contrôle sur l'image corrigée avec les paramètres orbitaux seulement .....	7
Figure 3. Résultats de la classification supervisée de l'ombre profonde. A) Image WV-3 originale vraies couleurs. B) Image originale avec ombre profonde en rouge.....	8
Figure 4. Valeur de radiance moyenne pour 5 essences étalonnée sur les 16 bandes de WV-3 (non à l'échelle pour l'axe des valeurs de bande) .....	15
Figure 5. Schéma de classification dichotomique des essences.....	18
Figure 6. Valeurs moyennes de l'indice principal discriminant les résineux et les feuillus, soit l'indice PBI_MOY.....	19
Figure 7. Indice discriminant principal pour séparer le SAB des autres résineux. ....	20
Figure 8. Indice discriminant principal pour séparer l'ERS des autres feuillus. ....	20
Figure 9 : Profils des modèles numériques de canopée brute (au-dessus),.....	25
Figure 10 : Segmentation avec le MHC filtré (gauche) et segmentation avec le MHC combiné (droite), profils 3D du nuage de points lidar .....	26
Figure 11 : Carte de la classification des résineux et des feuillus sur le territoire d'étude.....	27
Figure 12 : Agrandissement de la carte des classifications des résineux et feuillus (gauche) et des essences (droite) .....	28

## LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1. Caractéristiques des images WorldView-3 (tiré de DigitalGlobe, 2014).....	5
Tableau 2 : Informations sur la collecte des données Lidar .....	6
Tableau 3 : Échantillons collectés lors de la campagne de terrain .....	6
Tableau 4. Séparabilité spectrale des classes .....	8
Tableau 5. Description des indices calculés à partir des valeurs moyenne, maximale et médiane des 16 bandes pour les segments.....	10
Tableau 6 : Indices de végétation analysés dans le projet, assemblés à partir du logiciel <i>eCognition</i> .....	11
Tableau 7. Statistiques par essence pour les valeurs moyennes par zones d'entraînement .....	16
Tableau 8. Indices retenus par boîte pour le modèle de classification dichotomique .....	19
Tableau 9. Résultats de classification des zones d'entraînement des résineux et des feuillus .....	20
Tableau 10. Résultat de classification des zones d'entraînement pour le modèle dichotomique ...	21
Tableau 11. Résultats de classification des zones de validation des résineux et des feuillus .....	22
Tableau 12. Résultat de classification des zones de validation pour le modèle dichotomique.....	23
Tableau 13 : Validation de la segmentation pour les MHC filtré et combiné.....	26

## RESUME

La cartographie du territoire forestier est obtenue traditionnellement à partir de l'interprétation de photographies aériennes. Bien que cette approche donne des résultats intéressants depuis l'arrivée de nouvelles procédures de photo-interprétation, elle reste fastidieuse, longue, coûteuse et présente certaines limites pour caractériser les peuplements. En effet, le photo-interprète doit délimiter manuellement les différents contours selon les caractéristiques observées, identifiées et interprétées. La liste de ces caractéristiques s'avère longue pour le classement des peuplements forestiers, en particulier pour l'interprétation des essences forestières.

L'objectif du projet était d'explorer ces deux problématiques, c'est-à-dire la délimitation des peuplements et la cartographie des essences forestières. Le but étant d'obtenir des attributs forestiers sur de grands territoires, un effort a été mis sur l'automatisation de ces processus. D'abord, une campagne de terrain a été réalisée et a permis de créer une bibliothèque de signatures spectrales pour 15 essences forestières présentes sur le territoire privé de Kenauk, en Outaouais. Ensuite, des images du satellite Worldview-3 ont été acquises à l'été 2016 et des données d'un lidar aéroporté à l'été 2015 sur le territoire d'étude. Une fois ces données prétraitées et combinées, une segmentation a été réalisée par une approche orientée-objet pour générer une délimitation individuelle de couronnes d'arbre. Une validation a été effectuée et chacun de ces objets correspond à une essence à 87 %. À partir de cette segmentation, il a été possible d'attribuer des classes d'essence à l'ensemble de l'image. Une approche dichotomique a été privilégiée et a mené à une première classification des résineux et des feuillus, évaluée à 94 %. Par la suite, les essences les plus discriminatives ont été classifiées en ordre de priorité. Les essences ayant un meilleur score sont le sapin, le pin blanc, le pin rouge, la pruche, l'érable à sucre, le hêtre et le peuplier à grandes dents. Ces résultats confirment que l'approche orientée-objet est efficace, mais présente ses limites dans la forêt feuillue.

# INTRODUCTION

La cartographie du territoire forestier est obtenue traditionnellement à partir de l'interprétation de photographies aériennes. Les produits de cette technique servent de base pour la planification et la compilation des inventaires forestiers. Bien que cette approche donne des résultats intéressants depuis l'arrivée de nouvelles procédures de photo-interprétation (Berger, 2008), elle reste fastidieuse, longue, coûteuse et présente certaines limites pour caractériser les peuplements (Joanisse *et al.*, 2011). En effet, le photo-interprète doit délimiter manuellement les différents contours selon les caractéristiques observées, identifiées et interprétées. La liste de ces caractéristiques s'avère longue pour le classement des peuplements forestiers, en particulier pour l'interprétation des essences forestières (Berger, 2008). On sait, en effet, qu'il y a souvent des confusions dans l'identification d'essences particulières, car la caractérisation par photo-interprétation est complexe et varie grandement selon l'expérience des photo-interprètes ainsi que leur connaissance écologique du territoire (Leboeuf et Vaillancourt, 2013).

L'industrie forestière traverse actuellement une période économique difficile, principalement due à une crise conjoncturelle et structurelle. Il est donc primordial de développer des outils de planification et d'opération à la fine pointe de la technologie pour améliorer la compétitivité de l'industrie. C'est donc pour améliorer la méthode de planification et toute la chaîne d'approvisionnement que le CERFO s'est penché sur la problématique afin de répondre aux besoins urgents de l'industrie. La qualité de ces informations a un impact direct sur la qualité de la planification et les prévisions de coûts, et de récolte des bois. Ainsi, de nouvelles options sont recherchées afin d'améliorer la planification dans son efficacité et sa rapidité. L'arrivée de nouvelles technologies, telle la télédétection forestière, pourrait permettre d'améliorer non seulement la précision de la caractérisation du territoire forestier, mais aussi la vitesse d'exécution (Gougeon et Leckie, 2003). Effectivement, l'objectif visé étant de réaliser une classification d'essences par ordinateur, assistée par photo-interprète, ces nouvelles technologies permettraient d'améliorer grandement la qualité du produit. Cette approche est divisée en deux catégories, d'abord, 1) la segmentation automatique des zones d'intérêt (peuplement, groupe d'arbres ou couronnes individuelles) et ensuite, 2) l'assignation d'une classe pour chaque essence identifiée.

Parmi les outils disponibles en télédétection, le lidar aéroporté représente la solution la plus innovante pour pallier à la première problématique (1- segmentation des couronnes). Cette technique est de plus en plus utilisée en foresterie : elle permet d'obtenir une information différente des images, car la donnée provient d'un capteur actif utilisant un laser mesurant, entre autres, la hauteur des arbres. La segmentation (délimitation) des couronnes individuelles, défi majeur dans le domaine, peut s'effectuer selon deux méthodes différentes : A) une segmentation à partir du nuage de points 3D et B) une segmentation orientée-objet à partir du modèle de hauteur de canopée (MHC) (Koch *et al.*, 2006).

Un projet en collaboration avec l'industrie TEMBEC, sur l'identification d'essences forestières à partir d'images hyperspectrales aéroportées, a permis de discriminer efficacement plusieurs essences (Varin *et al.*, 2016). Ces nouvelles connaissances ont amené à l'amélioration de la méthode de classification orientée-objet et semi-automatisée. Dans ce projet, cette méthode a été adaptée aux images multispectrales satellitaires à haute résolution spatiale et spectrale (ex. : WorldView-3) et aux données issues du lidar aéroporté. Ce composant était essentiel pour résoudre la deuxième problématique (2- classification des essences).

## **OBJECTIFS**

L'objectif principal du projet était de cartographier plusieurs essences forestières à partir d'une méthode de classification orientée-objet semi-automatisée. Plus spécifiquement, il était prévu de :

- 1) créer une banque de signatures spectrales d'essences;
- 2) réaliser une délimitation automatisée des couronnes d'arbre;
- 3) produire une classification semi-automatisée des principales essences;
- 4) valider la méthode.

## **TERRITOIRES D'ETUDE**

La propriété Kenauk se situe dans la MRC de Papineau, à proximité des municipalités de Fasset et de Notre-Dame-de-Bonsecours (figure 1). Il s'agit d'une grande propriété privée (259 km<sup>2</sup>) couverte par une diversité importante d'essences forestières, de milieux humides et de lacs. Elle est l'une des plus importantes et des plus anciennes réserves privées de faune au Canada et se

distingue par sa richesse biologique en renfermant des forêts parmi les plus anciennes de l'Outaouais. Cette propriété a été scindée en 3 territoires d'étude de 26,1 km<sup>2</sup>, représentant des zones couvrant les placettes inventoriées lors de la campagne de terrain.

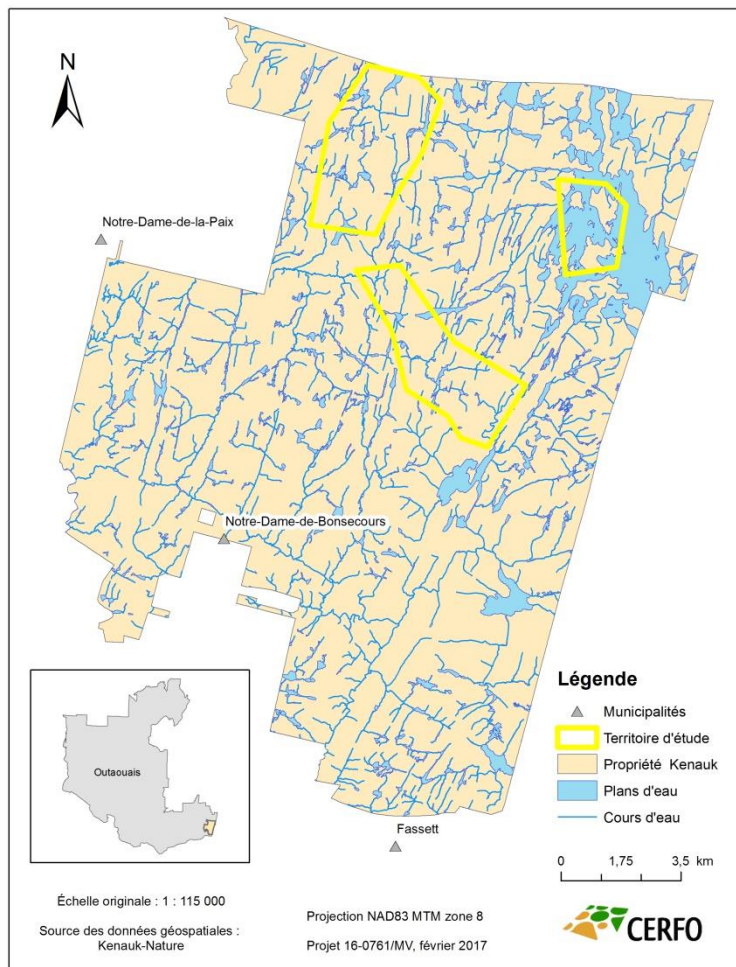


Figure 1: Carte du territoire d'étude



# 1. MÉTHODE

La méthode utilisée a été adaptée de Varin *et al.* (2016) et représente une approche orientée-objet de manière à réaliser une classification semi-automatisée des essences. Elle consiste principalement à l'acquisition des données, un échantillonnage terrain, au prétraitement des images satellitaires, à la création d'une bibliothèque de signatures spectrales, à une segmentation des couronnes individuelles, à une classification des essences et à une validation de la méthode.

## 1.1. ACQUISITION DES DONNEES GEOSPATIALES

Les images satellitaires à haute résolution spatiale ont été acquises sur les territoires d'étude le 26 août 2016, à 15h52. Les deux images proviennent du satellite WorldView-3 (WV-3) et sont distribuées par *Digital Globe*, via l'intermédiaire du Groupe Système Forêt. Le tableau 1 résume les caractéristiques des images.

**Tableau 1. Caractéristiques des images WorldView-3 (tiré de DigitalGlobe, 2014)**

No Bande	Spectre	Longueur d'onde (étendue nm)	Longueur d'onde (moyenne nm)	Résolution spatiale (m)
0	Panchromatique	450-800	625	0,21 x 0,30
1	Côtier	400-450	425	
2	Bleu	450-510	480	
3	Vert	510-580	545	
4	Jaune	585-625	605	0,84 x 1,20
5	Rouge	630-690	660	
6	Red-edge	705-745	725	
7	Proche infrarouge #1	770-895	832,5	
8	Proche infrarouge #2	860-1040	950	
9	Infrarouge onde courte #1	1195-1225	1210	
10	Infrarouge onde courte #2	1550-1590	1570	
11	Infrarouge onde courte #3	1640-1680	1660	
12	Infrarouge onde courte #4	1710-1750	1730	5,25 x 7,5
13	Infrarouge onde courte #5	2145-2185	2165	
14	Infrarouge onde courte #6	2185-2225	2205	
15	Infrarouge onde courte #7	2235-2285	2260	
16	Infrarouge onde courte #8	2295-2365	2330	

Les données lidar aéroportées ont été recueillies en juin 2015 par l'entreprise Géolocation inc. Le nombre de retours captés du signal était de sept et la densité d'acquisition prescrite de huit points par mètre carré (tableau 2). Les données, en projection NAD83 MTM zone 8, ont été classifiées par l'entreprise Géolocalisation selon les classes suivantes : 01 – Non classifiées, 02 – Sol, 05 – Végétation haute, 6 – Bâtiments, 9 – Eau et 30 – Extérieur du périmètre. Ces données ont permis de générer des modèles numériques de terrain et de hauteur de canopée (MHC) à 50 cm. De plus, une donnée sur la densité de la végétation a été calculée à partir du nuage de points 3D.

**Tableau 2 : Informations sur la collecte des données Lidar**

Items	Données
Date de prise de données	17 juin 2015
Type d'aéronef	Cessna 172
Hauteur moyenne de vol (m)	1200 <sup>1</sup>
Type de système laser	Riegl Q-780
Nombre de retours	7
Densité (points/m <sup>2</sup> )	8
Nombre de classes	6
Longueur d'onde	1064 nm

## 1.2. ÉCHANTILLONNAGE TERRAIN

Les échantillons ont été collectés au début du mois d'août 2016 et répartis dans les trois territoires d'étude (tableau 3). Les consignes étaient de cibler les arbres qui formaient, individuellement ou par groupe de même essence, des couronnes ayant un rayon d'au moins 5 m. La couronne inventoriée devait être visible du ciel et être pure (> 90 %), c'est-à-dire composée de la même essence. Toutes les essences rencontrées ont été considérées. Un point GPS obtenu par le GeoExplorer de Trimble, le rayon de la couronne et l'essence ont été notés. Une précision moyenne de 84 cm a été obtenue pour les 515 échantillons.

**Tableau 3 : Échantillons collectés lors de la campagne de terrain**

Essence	Nombre d'échantillons	Essence	Nombre d'échantillons
BOG	1	FRN	6
BOJ	49	HEG	49
BOP	19	NOC	2
CET	23	ORA	1
CHR	34	PEG	23
EPB	12	PIB	52
EPN	6	PIR	22
EPO	2	PRU	50
EPR	2	SAB	23
ERR	22	THO	22
ERS	52	TIL	23
FRA	20		
Total général	515		

<sup>1</sup> Mesurée par rapport au niveau du sol.

### 1.3. PRETRAITEMENT DES IMAGES WORLDVIEW-3

Les images multispectrales de WV-3 ont été fusionnées, corrigées géométriquement et mosaïquées avec le logiciel de PCI Geomatica. Les fusions d'images multispectrales et infrarouges ont été effectuées à partir des images panchromatiques de 30 cm de résolution spatiale. L'orthorectification a été effectuée en utilisant les paramètres orbitaux et un modèle numérique de terrain de 5 m de résolution spatiale généré à partir des données du lidar aéroporté. La mosaïque d'images a été créée automatiquement en utilisant l'algorithme de balancement de couleur « Bundle ». Une fois ces prétraitements effectués, une correction géométrique supplémentaire a été effectuée pour obtenir une meilleure correspondance avec le modèle de hauteur de canopée (MHC) issu du lidar, comme cela s'est fait dans plusieurs études (Dalponte *et al.*, 2012 ; Verlič *et al.*, 2014). Une régression polynomiale de 2<sup>e</sup> degré effectuée à partir de 40 points de contrôles répartis uniformément dans l'image a été appliquée sur la mosaïque, telle que proposée par Koukoulas et Blackburn (2007). L'erreur en X et en Y était de 0,49 m et 0,84 m, respectivement. L'erreur globale (RMS) de cette correction était de 0,97 m. Cette correction a permis de réduire les différences entre le MHC (50 cm) et la mosaïque (30 cm). La figure 2 illustre le gain de la correction géométrique supplémentaire, qui se situe entre 2 et 3 m et est légèrement plus que l'étude de Dalponte *et al.* (2012).

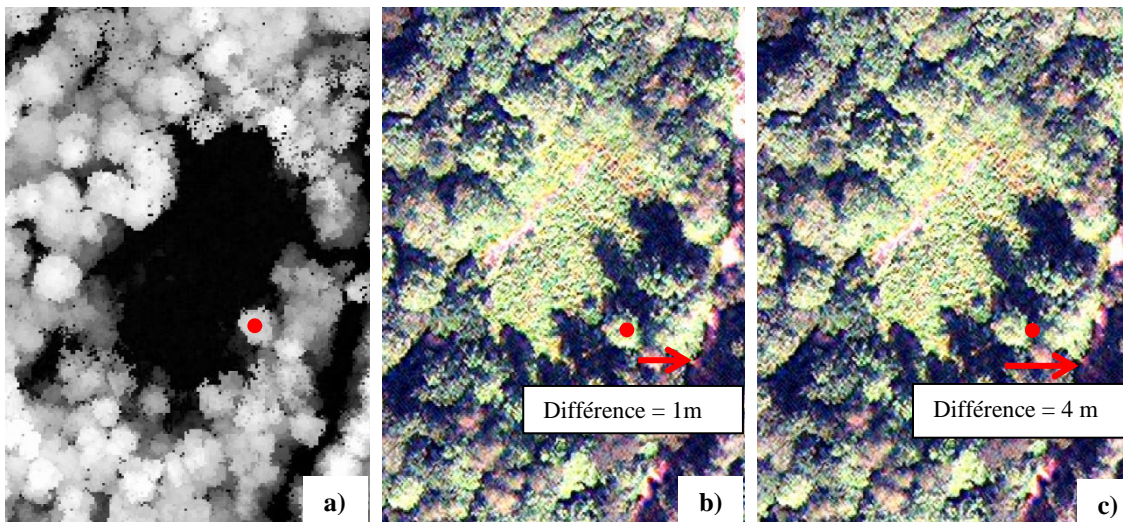


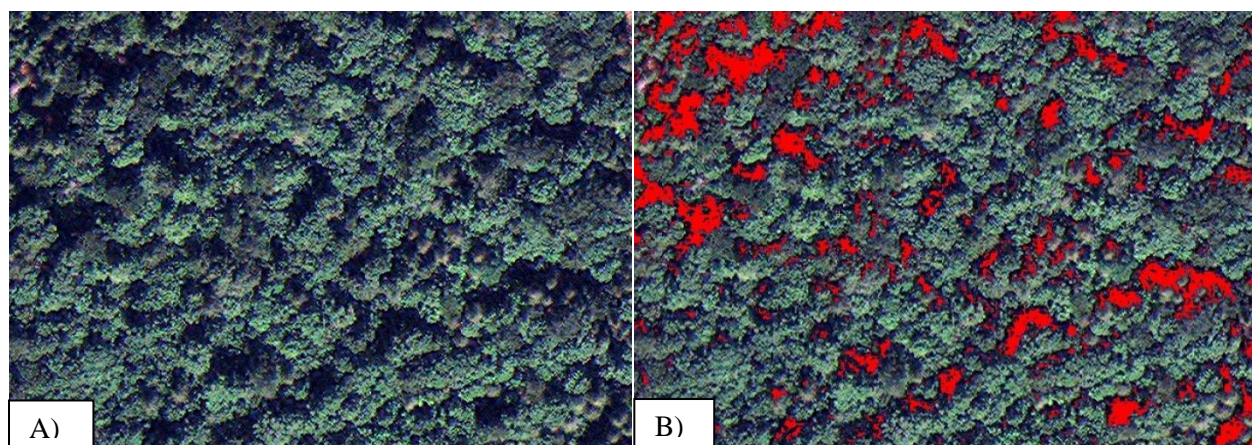
Figure 2. a) Point de contrôle (rouge) sur le modèle de hauteur de canopée, b) point de contrôle sur l'image corrigée par régression polynomiale, c) point de contrôle sur l'image corrigée avec les paramètres orbitaux seulement

La mosaïque d'images a ensuite fait l'objet d'une extraction de l'ombre profonde, telle que proposée par Zhou et Qiu (2015). Pour ce faire, une classification supervisée par pixel utilisant le

maximum de vraisemblance avec une classe nulle a été effectuée avec le logiciel de PCI Geomatica en utilisant un seuil de 3 écarts types pour chacune des classes. Des zones d'entraînement uniformes ont été créées pour chacune des cinq classes suivantes : l'ombre profonde, l'eau, les milieux humides, la forêt et les chemins forestiers. La distance de Batthacharyya a d'abord été utilisée pour vérifier la séparabilité spectrale des classes, indiquant une très bonne séparabilité, particulièrement de l'ombre envers les autres classes (Batthacharryya > 1,94) (tableau 4). Une fois la classification effectuée, l'ombre profonde a été extraite et utilisée comme masque dans l'image World-View3 afin de retirer ces pixels des analyses suivantes. La figure 3 illustre le résultat de la classification supervisée de l'ombre profonde en rouge sur la sur figure 3 B.

**Tableau 4. Séparabilité spectrale des classes**

Classes	Ombre profonde	Eau	Milieux humides	Forêts
<b>Ombre profonde</b>				
<b>Eau</b>	1,94			
<b>Milieux humides</b>	1,95	1,79		
<b>Forêts</b>	1,97	1,99	1,76	
<b>Chemins</b>	1,99	1,99	1,86	1,99



**Figure 3. Résultats de la classification supervisée de l'ombre profonde. A) Image WV-3 originale vraies couleurs. B) Image originale avec ombre profonde en rouge.**

#### **1.4. CREATION DE LA BIBLIOTHEQUE DE SIGNATURES SPECTRALES**

La mosaïque d'images avec l'ombre extraite a été utilisée pour extraire les signatures spectrales des échantillons collectés à l'étape 1.2. Ces échantillons ont été convertis en couche vectorielle polygonale à partir du rayon observé pour former les zones de référence. La position et la forme de ces zones ont été adaptées à la mosaïque d'images corrigée à partir d'une photo-interprétation

3D (Dalponte *et al.*, 2012 ; Verlič *et al.*, 2014). Pour certains échantillons, la délimitation des cimes et l'identification de l'essence n'était pas possible : ils ont été exclus des analyses.

Contrairement à l'étude de Holmgren *et al.* (2008), qui utilise uniquement la valeur moyenne, de nombreux indices ont été calculés et testés. Une analyse basée sur la littérature a été réalisée pour calculer différents indices. Il s'agissait de se concentrer sur les bandes spectrales déjà utilisées dans des indices spectraux conçus dans plusieurs études de classification d'essences à partir d'images hyperspectrales et multip spectrales. Il était proposé de représenter au moins un indice par élément discriminant (pigment, chlorophylle, anthocyanines, caroténoïdes, ligneux/cellulaires, contenu en eau) ; ces indices ont été calculés à partir des valeurs moyennes et maximales des zones de référence (tableau 4). Différentes options sont présentées en fonction des bandes spectrales disponibles. En effet, les indices ont été choisis à partir de la littérature et parfois adaptés en fonction de la valeur des bandes de WV-3. De plus, plusieurs autres indices ont été calculés à partir du logiciel *eCognition Developer*, tels que les indices de texture (tableau 6).

**Tableau 5. Description des indices calculés à partir des valeurs moyenne, maximale et médiane des 16 bandes pour les segments**

Indices de végétation	Description sommaire	Bandes de la source	Source	Nom indice testé	Formule adaptée
NDVI (Normalized difference vegetation index)	Verdure de canopée, LAI, fraction de radiation active photo synthétiquement	(R864-R671)/(R864 + R671) (R830-R670)/(R830 + R670) ou	Rouse <i>et al.</i> 1973 dans Ferreira <i>et al.</i> 2014. Rouse <i>et al.</i> , 1974 et Tucker 1979 dans Cho <i>et al.</i> 2008	NDVI2 NDVI1	( B8 - B5 ) / ( B8 + B5 ) ( B7 - B5 ) / ( B7 + B5 )
PSDN (Pigment Sensitive Normalized Difference )	Pigments	(R800-R675)/(R800+R675) (PSDN)	Blackburn 1998 dans Ferreira <i>et al.</i> 2014.		
Carter index (CI)	Contenu en chlorophylle	R760/R695	Carter 1994 dans Cho <i>et al.</i> 2008	CI	B7 / B5
GMI (Gitelson and Merzlyak index)	Contenu en chlorophylle	R750/R700	Gitelson et Merzlyak, 1997 dans Cho <i>et al.</i> 2008	GMI1 GMI2	B6/B5 B7/B6
PRI - Photochemical reflectance index	Conversion des pigments du cycle xanthophylls, utilisation photosynthétique de la lumière	(R531 - R570)/(R531 + R570) (R550 - R531)/(R550 + R531)	Penuelas <i>et al.</i> 1995 dans Cho <i>et al.</i> 2008 Jensen 2005	PRI1 PRI2	( B2 - B3 ) / ( B2 + B3 ) ( B3 - B4 ) / ( B3 + B4 )
CRI - Carotenoid reflectance index	Caroténoïdes (alpha et betaxanthophylls)	R800(1/R520-1/R550) 1/R508 - 1/R701	Gitelson et Merzlyak., 2002 dans Cho <i>et al.</i> 2008 Gitelson <i>et al.</i> 2002	CRI CRI2	B7 *( 1 / B2 - 1 / B3 ) 1/B2 - 1/B5
RENDVI (Red-edge Normalized Difference Vegetation Index )		(R752-R701)/(R752+R701)	Gitelson et a.1996 dans Ferreira <i>et al.</i> 2014.	RENDVI	( B7 - B6 ) / ( B7 + B6 )
SIPI (Structure insensitive pigment index)	utilisation photosynthétique de la lumière	(R803-R467)/(R803+R681)	Penuelas <i>et al.</i> 1995 dans Ferreira <i>et al.</i> 2014.	SIPI	( B7 - B2 ) / ( B7 + B5 )
PSRI (Plant Senescence Reflectance Index)	Pigments	(R680-R500)/R750	Merzlyak <i>et al.</i> dans Roberts <i>et al.</i> 2012	PSRI1 PSRI2	( B5 - B2 ) / B7 ( B5 - B2 ) / B6
Sredgreen		RGRI R683/R510	Giamon and Surfus Sims et Gamon 2002	Sredgreen RGR1	(B5 / B3) B5/B2
VARI (Visible atmospherically resistant index)	structure	(Rgreen - Rred)/(Rgreen + Rred - Rblue)	Gitelson <i>et al.</i> 2002 dans Roberts <i>et al.</i> 2012	VARI	(B3 - B5)/(B5 + B3 - B2)
Vigreen		(Rgreen - Rred)/(Rgreen + Rred)	Gitelson <i>et al.</i> 2002 dans Roberts <i>et al.</i> 2012	Vigreen	(B3 - B5)/(B5 + B3)
PBI (plant biochemical index)	chlorophylle totale et azote de feuilles à partir de données hyperspectrale satellitaires.	R810/R560	Rama Rao <i>et al.</i> 2008 dans	PBI	B7/B3
NDLI (Normalized difference lignin index)	quantifie la variation de lignine	{Log(1/R1754)-log(1/R1680)}/{Log(1/R1754) + log(1/R1680)}	Serrano <i>et al.</i> 2002	NDLI	{Log(1/B12)-log(1/B11)}/{Log(1/B12) + log(1/B11)}
NDWI ( ND water index)	Améliore la précision pour analyser l'eau de la végétation au niveau des feuilles et de la canopée.	(R860 - R1240)/(R860 + R1240)	Dat <i>et al.</i> 2003; Gao 1996	NDWI	(B7-B9)/(B7 + B9)
NDII	contenu en eau de la canopée	(R823 - R1649)/(R1094 + R1205)	Hunt and Rock 1989	NDII	(B7-B11)/(B7 + B11)
DWSI (Disease water stress index)	contenu en eau de la canopée	R803/R1598	Apan <i>et al.</i> 2004	DWSI	B7/B10
ARI (Anthocyanin Reflectance Index)	contenu en pigment	1/R549 - 1/R701	Gitelson et al. 2001	ARI ARI2	1/B3 - 1/B6 1/B3 - 1/B5
MSI (moisture stress index)	contenu en eau de la canopée	R1598/R823	Hunt and Rock 1989	MSI	B10/B7
NDNI	Azote	{Log(1/R1510)-log(1/R1680)}/{Log(1/R1510) + log(1/R1680)}	Serrano <i>et al.</i> 2002	NDNI	{Log(1/B10)-log(1/B11)}/{Log(1/B10) + log(1/B11)}
WBI (water band index)	contenu en eau	R900/R970	Penulas <i>et al.</i>	WBI	B7/B8
MSI/SR (Ratio MSI/simple ratio)	contenu en eau	(R1600/R820)/(R895/R675)	Colombo <i>et al.</i> 2008	MSISR	(B10/B7)/(B8/B5)
NMDI (Normalized multi-band drought index)	contenu en eau	{R858-(R1640-R2130)}/{R858+(R1640-R2130)}	Wang et Qu. 2007	NMDI	{RB7-(B11-B13)}/{B7+(B11-B13)}
NDWI2130 (Normalized difference water index at 2130)	contenu en eau	(R858-R2130)/(R858 + R2130)	Chen <i>et al.</i> 2005.	NDWI2130	(B7-B13)/(B7 + B13)
SRWI ( Simple ratio water index)	contenu en eau	R858/R1240	Zarco-Tejada et Ustin 2001	SRWI	B7/B9
R5/R7	Ratio of TM band 5 to band 7.	R1650/R2218	Elvidge et Lyon 1985	R5R7	B11/B14
DRI (Datt reflectance index)		(R816-R2218)/(R816+R2218)	Datt 1999.	DRI	(B7 - B14) / ( B7 + B14)

**Tableau 6 : Indices de végétation analysés dans le projet, assemblés à partir du logiciel *eCognition***

Indices d' <i>eCognition</i> (Trimble, 2014)	Description sommaire	Bandes utilisées
<b>Indices de texture</b>	Distribution de la valeur des pixels dans les objets, dans toutes les orientations. Les indices sont calculés sur chaque bande individuellement.	
<p>GLCM_Homogeneity</p> <p>GLCM_Contrast</p> <p>GLCM_Dissimilarity</p> <p>GLCM_Entropy</p>	<p>La texture d'homogénéité mesure l'uniformité locale en fonction de la distance et de la différence de contraste des pixels voisins à l'intérieur de chaque objet.</p> <p>La texture de contraste est l'inverse de l'homogénéité. C'est une mesure de la variation locale de l'image dans l'objet.</p> <p>La texture de dissemblance mesure aussi la variation locale du contraste de l'image par objet, mais tient compte davantage de la texture linéaire.</p> <p>La texture d'entropie mesure la variation des valeurs spectrales des pixels dans un objet. Plus précisément, il s'agit de calculer le patron de distribution des pixels, afin de quantifier la texture.</p>	B1 à B16
<b>HIS transformation</b>	Cette transformation convertit les valeurs RVB (rouge, verte et bleue) en teinte ( <i>hue</i> ), intensité ( <i>intensity</i> ) et saturation ( <i>saturation</i> ). Trois bandes sont nécessaires pour calculer cet indice.	<p>1 : B7, B3, B2</p> <p>2 : B5,B3,B2</p>
<b>Écart-type</b>	Écart-type des valeurs des pixels dans les objets. L'indice se calcule sur chaque bande individuellement.	B1 à B16
<b>Max</b>	Valeur maximale observée dans l'objet. L'indice se calcule sur chaque bande individuellement.	B1 à B16
<b>Moyenne</b>	Valeur moyenne des valeurs de pixels dans les objets. L'indice se calcule sur chaque bande individuellement.	B1 à B16
<b>Médiane</b>	Médiane des valeurs des pixels dans les objets. L'indice se calcule sur chaque bande individuellement.	B1 à B16
<b>Skewness</b>	Le skewness décrit la dissymétrie des pixels dans les objets, selon une distribution gaussienne. Une valeur négative indique qu'il y a plus de pixels sous la moyenne. L'indice se calcule sur chaque bande individuellement.	B1 à B16

## 1.5. SELECTION DES INDICES ET CLASSIFICATION DES ZONES D'ENTRAINEMENT

Pour cibler les indices spectraux et les bandes significatives à conserver, des analyses statistiques ont été réalisées pour comparer les valeurs de chacun des indices entre les essences et les groupements d'essences (résineux et feuillus). Tout d'abord, 20 % des zones de références ont été exclues aléatoirement pour servir de zones de validation avec la procédure PROC SURVEYSELECT dans SAS 9.4. Les zones restantes sont les zones d'entraînement. Dans le cadre du projet, la procédure de classification utilisée est issue d'une clé dichotomique. C'est-à-dire qu'à chaque étape, une essence ou un groupe d'essence est comparé à un autre groupe. Pour déterminer les indices ou les bandes permettant de séparer entre feuillus et résineux et entre les essences, la procédure *Stepdisc* a été utilisée. À chaque niveau, les corrélations entre les variables ont été testées et les indices corrélés avec un  $r^2 > 0,85$  ont été retirés. Plusieurs options d'indices étaient possibles, une vérification visuelle et ponctuelle a permis de retenir la meilleure option. Les variables choisies ont ensuite été testées avec la procédure *Discrim* de SAS 9.4 pour valider l'efficacité d'une classification à partir de ces variables. Pour chaque niveau de la clé dichotomique, plusieurs modèles ont été testés.

## 1.6. SEGMENTATION DES COURONNES INDIVIDUELLES

La segmentation des couronnes individuelles à partir du MHC représente un défi de taille, mais cette approche orientée-objet est privilégiée en foresterie (Hill et Thomson, 2015). Il a donc été décidé de limiter les analyses aux couronnes ayant plus de 17 m. Une zone tampon de 2 m autour des pixels  $> 17$  m du MHC a servi de masque. À noter que les pixels ayant moins de 7 m compris dans cette zone ont été retirés (Jakubowski *et al.*, 2013 ; Verlič *et al.*, 2014). Ces contraintes ont donc servi de masque au MHC. De nombreuses études mentionnent qu'il est important de réaliser un traitement supplémentaire sur le MHC avant de faire la segmentation (Holmgren *et al.*, 2008 ; McCombs *et al.*, 2003 ; Koch *et al.*, 2014 ; Gulbe, 2015). Plusieurs filtres spatiaux ont été testés (forme et taille de la fenêtre) afin d'obtenir le meilleur produit possible. Une fois le filtre optimal choisi, la méthode de Jakubowski *et al.* (2013) a été utilisée. Cette méthode consiste à combiner les MHC original et filtré pour y conserver l'hétérogénéité des bordures du premier et la généralisation centrale du deuxième. Le nouveau MHC (MHC combiné) a été validé lors de l'étape 1.7. Les différents MHC ont été utilisés dans la segmentation. Similairement à Pham *et al.* (2016) et à Koch *et al.* (2014), un algorithme de segmentation par bassin versant inverse (*Watershed Segmentation*) a été utilisé dans le logiciel eCognition Developer pour les deux



MHC. Il est basé sur une approche orientée-objet utilisant uniquement le MHC. Les maximums locaux ont été utilisés dans l'algorithme de croissance de région et l'objet grossi avec les niveaux d'intensité (hauteur) voisins qui diminuent jusqu'à ce que l'objet touche un autre objet voisin (Trimble, 2014). De nombreux paramètres ont été testés afin de sélectionner la combinaison optimale, dont la différence de hauteur entre les maximums et les minimums locaux et la superficie minimale des objets.

Cette approche a permis d'obtenir des segmentations issues du lidar. La mosaïque d'images a ensuite été intégrée dans la segmentation pour raffiner la délimitation des couronnes afin que celles-ci ne contiennent qu'une seule essence. L'algorithme *Multiresolution Segmentation* a été utilisé en fonction des bandes spectrales les plus discriminantes identifiées par les analyses statistiques (Koch *et al.* (2014). Dû à des contraintes de temps, une seule itération a pu être possible.

## **1.7. CLASSIFICATION ORIENTEE-OBJET SEMI-AUTOMATISEE**

La classification orientée-objet consiste à assigner une classe à chaque objet (segment) généré lors de la segmentation (1.5.). Les zones de référence ont été utilisées et 80 % de celles-ci ont servi à l'entraînement des algorithmes (Dalponte *et al.*, 2013). Il était prévu de choisir les meilleurs indices identifiés préalablement et de générer une classification dans eCognition. Dû à des contraintes de temps, il n'y a pas eu d'assignation des classes par des algorithmes de classification tels que SVM et kNN dans eCognition (Dalponte *et al.*, 2013). La classification dichotomique développée dans SAS a été appliquée sur le territoire d'étude dans SAS à partir des valeurs calculées sur chacun des objets issus de la segmentation.

## **1.8. VALIDATION DE LA METHODE**

La validation de la méthode s'est faite en deux étapes. D'abord, la segmentation des couronnes a été évaluée. Une sélection aléatoire de 30 segments a été réalisée sur chacun des deux tests principaux de segmentation : 1) MHC avec filtre, 2) MHC combiné. Ces segments (60) ont été réutilisés afin d'affiner l'échelle de segmentation à partir de l'imagerie multispectrale. Une validation par photo-interprétation 3D a été effectuée afin de savoir si chaque objet représentait une seule couronne (si une couronne représente > 75 % de l'objet), si l'objet contient une seule essence ou si l'objet représente plusieurs essences différentes.

Ensuite, une validation standard de la classification a été effectuée à partir des zones de référence, auxquelles 20 % ont été prélevés, soit les zones de validation. La classe assignée par les différentes méthodes (dichotomique ou globale) a été confrontée à la classe réelle mesurée sur le terrain (essence/groupe d'essence). Une matrice d'erreur a été calculée, ce qui a permis d'obtenir une précision globale et les erreurs d'omission et de commission permettant d'analyser chaque classe<sup>2</sup>. En général, on vise une valeur de précision globale au moins supérieure à 75 % (Congalton, 1991 ; Monserud et Leamans, 1992).

## 2. RÉSULTATS

### 2.1. CREATION DE LA BIBLIOTHEQUE DE SIGNATURES SPECTRALES

Les signatures spectrales extraites à partir des zones d'entraînement ont été compilées dans une bibliothèque numérique. La figure 4 illustre les signatures spectrales pour quelques essences. On note que les courbes moyennes sont assez variées par essence et que les résineux sont différents des feuillus. Chacune des courbes correspond à la moyenne des zones d'entraînement pour une essence donnée, étalée selon les bandes spectrales du capteur. Le tableau 7 présente les statistiques pour les valeurs moyennes des zones d'entraînement.

Pour uniformiser les écarts possibles pour une même essence, des indices spectraux ont été analysés et comparés, permettant ainsi de normaliser les valeurs. Les compilations pour les indices (moyenne, min, max, écart type) ont également été réalisées, mais ne sont pas présentées dans le rapport, car il y a plus de 225 différents indices qui ont été testés. Quelques indices significatifs pour la différenciation entre les regroupements ou essences sont présentés à la prochaine section.

---

<sup>2</sup> Dans le premier cas (erreurs d'omission), il s'agit d'évaluer si des objets appartenant à une classe de référence ont été correctement classifiés par la classification semi-dirigée. Dans le second cas (erreurs de commission), on y détermine si les objets classifiés par la classification semi-dirigée appartiennent vraiment à ces classes. Par exemple, l'utilisateur d'une telle carte qui voudra visiter les objets d'une classe en particulier sur le terrain ne s'attendra pas à ce qu'une partie de ces objets n'appartienne pas réellement à cette classe (Jensen, 2005).

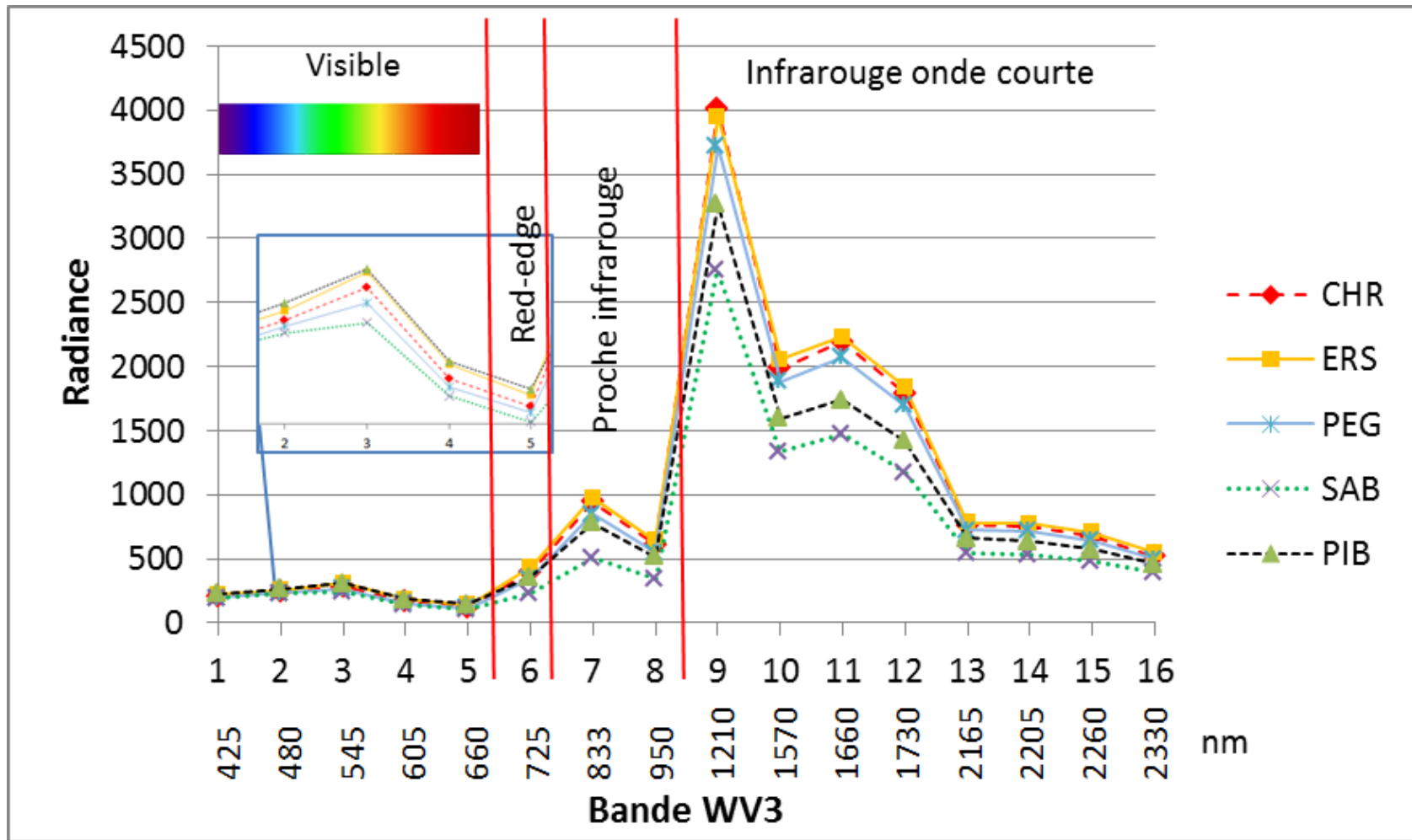


Figure 4. Valeur de radiance moyenne pour 5 essences étalonnée sur les 16 bandes de WV-3 (non à l'échelle pour l'axe des valeurs de bande)

**Tableau 7. Statistiques par essence pour les valeurs moyennes par zones d'entraînement**

		Calcul à partir des moyennes des zones d'entraînement																
		Bande 1	Bande 2	Bande 3	Bande 4	Bande 5	Bande 6	Bande 7	Bande 8	Bande 9	Bande 10	Bande 11	Bande 12	Bande 13	Bande 14	Bande 15	Bande 16	
Ess	Stat	425	480	545	605	660	725	833	950	1210	1570	1660	1730	2165	2205	2260	2330	
Femillus	<b>BOJ</b>	Min	171	198	206	109	79	252	624	410	2684	1155	1351	1131	457	446	412	327
	N=38	Max	187	221	280	143	101	441	1139	744	4143	1978	2198	1796	767	748	679	538
		Moy	178	209	240	125	90	333	845	551	3521	1714	1888	1542	652	635	572	439
		ET	3	5	17	9	6	42	106	70	325	167	182	146	58	59	53	39
	<b>BOP</b>	Min	177	206	227	115	84	280	683	481	3411	1711	1866	1569	661	635	556	427
	N=7	Max	183	219	280	152	110	387	1035	670	4314	2303	2509	1986	851	832	758	578
		Moy	179	212	245	129	95	332	834	559	3768	1953	2142	1765	760	746	670	513
		ET	3	6	19	12	9	43	121	70	303	186	196	125	71	71	69	53
	<b>CHR</b>	Min	175	206	232	123	91	286	674	433	3283	1599	1781	1460	583	576	520	387
	N=24	Max	192	231	290	150	114	430	1094	694	4713	2366	2598	2113	884	871	776	596
		Moy	183	218	263	138	100	373	922	587	3983	1963	2168	1765	735	725	647	495
		ET	4	6	13	7	5	33	88	56	324	175	183	143	65	65	57	43
	<b>ERR</b>	Min	176	205	220	116	82	300	724	477	3464	1618	1752	1491	569	579	516	400
	N=16	Max	188	226	295	163	112	437	1070	696	4440	2060	2258	1865	742	733	660	509
		Moy	182	215	258	138	96	377	916	588	3811	1830	2008	1648	683	670	600	464
		ET	3	6	22	13	8	45	105	66	288	135	145	122	53	53	44	37
	<b>ERS</b>	Min	176	211	243	128	93	317	746	479	2813	1743	1824	1554	626	600	555	419
	N=37	Max	192	236	315	171	119	458	1113	721	4536	2614	2755	2308	1000	971	875	665
		Moy	183	218	272	145	102	395	939	606	3915	2019	2190	1804	745	735	666	514
		ET	3	5	14	8	5	35	93	61	350	194	214	179	85	84	71	55
<b>FRA</b>	Min	180	210	239	124	91	214	413	267	3078	1764	1863	1562	610	616	571	448	
N=7	Max	187	220	274	148	106	440	1044	667	4149	2180	2371	1926	908	898	815	648	
	Moy	183	217	254	136	100	322	753	480	3705	2015	2218	1821	785	774	695	535	
	ET	2	4	15	8	5	75	222	138	411	136	175	126	100	93	81	64	
<b>HEG</b>	Min	170	199	222	115	81	256	508	336	3189	1587	1723	1394	537	572	523	424	
N=31	Max	189	226	344	208	137	498	1123	771	4777	2607	2812	2342	984	962	855	663	
	Moy	181	213	261	140	102	381	955	624	3951	1993	2186	1798	760	749	667	518	
	ET	4	6	27	19	13	62	134	87	412	238	248	211	90	84	75	57	
<b>PEG</b>	Min	176	207	219	117	86	272	696	420	3073	1408	1580	1322	518	518	485	379	
N=16	Max	187	229	272	153	114	426	1023	668	4083	2198	2354	1988	866	844	779	610	
	Moy	182	217	250	135	99	329	832	532	3700	1869	2055	1678	707	700	625	483	
	ET	3	6	15	10	7	39	94	63	291	223	227	205	94	91	80	67	
<b>TIL</b>	Min	173	202	225	122	89	278	684	448	3697	1754	1989	1625	640	642	569	414	
N=6	Max	180	213	276	146	106	414	986	634	4288	2055	2383	1936	794	785	700	518	
	Moy	177	209	246	133	97	326	788	509	3877	1896	2146	1750	728	718	639	482	
	ET	3	4	17	8	6	48	113	71	216	104	140	115	55	51	45	39	
Résineux	<b>EPB</b>	Min	175	205	225	121	88	203	423	277	1982	939	1029	790	342	335	331	267
	N=11	Max	187	228	279	159	120	283	588	381	2989	1482	1671	1400	639	611	549	444
		Moy	180	217	249	133	100	231	502	322	2641	1298	1440	1186	536	518	467	372
		ET	4	8	18	12	10	23	49	29	297	171	184	172	91	84	69	54
	<b>PIB</b>	Min	178	213	244	128	94	263	584	367	2656	1312	1409	1101	497	482	426	337
	N=42	Max	193	238	302	163	121	390	891	588	4009	1908	2148	1738	811	831	742	586
		Moy	185	224	270	144	105	316	736	477	3225	1552	1697	1378	619	597	534	419
		ET	3	6	15	9	6	31	70	45	294	155	177	160	67	72	67	52
	<b>PIR</b>	Min	171	196	203	105	77	201	477	310	2207	1074	1187	957	457	444	398	328
	N=16	Max	186	226	261	146	114	303	709	449	3689	1809	1932	1567	766	775	682	571
		Moy	179	214	239	131	100	243	561	357	2686	1387	1506	1213	585	571	510	414
		ET	4	7	15	11	9	28	66	42	348	206	202	162	92	95	82	69
	<b>PRU</b>	Min	178	209	232	123	87	221	477	312	2424	1154	1248	1045	453	417	395	332
	N=38	Max	196	241	306	172	127	401	876	591	4258	2404	2641	2083	1019	992	871	681
		Moy	185	222	273	148	107	330	706	462	3180	1571	1703	1395	621	607	545	431
		ET	4	8	21	13	10	45	99	65	495	293	324	261	123	132	119	91
	<b>SAB</b>	Min	172	193	191	103	75	148	312	217	2253	1014	1125	870	415	387	342	265
	N=16	Max	189	223	261	137	97	323	835	523	3577	1876	2073	1746	828	757	701	577
		Moy	181	209	223	122	87	221	494	331	2740	1317	1455	1158	526	520	465	374
		ET	5	8	19	10	7	45	137	75	380	250	269	237	107	110	99	77
<b>THO</b>	Min	172	207	238	130	96	216	417	278	2001	1026	1080	893	429	418	365	301	
N=17	Max	193	237	295	175	144	338	771	516	4036	2036	2265	1780	896	866	776	615	
	Moy	183	221	260	144	110	266	571	383	2855	1483	1596	1316	611	590	536	427	
	ET	7	10	19	12	12	37	102	69	543	306	344	276	137	129	122	97	

## 2.2. CONCEPTION DE LA CLE DICHOTOMIQUE

### 2.2.1. Méthode de classification dichotomique

Le schéma de classification dichotomique retenu est présenté à la figure 5. La première étape consiste à séparer les résineux des feuillus. Une combinaison de 3 indices a été retenue pour réaliser le modèle de classification (tableau 8). Le principal indice est représenté à la figure 6. Tous les résineux ont des valeurs plus faibles que les feuillus, mais la PRU et le PIB ont les valeurs les plus élevées des résineux et le SAB a particulièrement un grand écart type.

Ensuite, les résineux sont séparés de façon dichotomique. D'abord en classifiant le SAB, ensuite les PINs, la PRU, l'EPB et THO qui sont dans la dernière boîte (figure 5). La figure 7 (boîte r1) représente l'indice principal pour séparer le SAB des autres résineux.

Pour les feuillus, la classification dichotomique a été plus ardue puisque les différences étaient plus subtiles entre les essences et la variabilité intra-spécifique pouvait être grande. Une approche d'essai et d'erreur a été faite pour choisir l'ordre de séparation des essences. L'ordre visant les essences principales a été privilégié, soit l'ERS, le CHR, le BOJ et le HEG. L'ERS est d'abord séparé des autres feuillus (boîte f1, figure 8), mais il en résulte un mélange d'ERS avec d'autres feuillus qui sont ensuite séparés (Boîte f1a à f1c). D'autres analyses seront nécessaires pour explorer ces confusions. Par exemple, du côté des feuillus, le CHR est séparé aux boîtes F1c (une sous-boîte de l'ERS) et dans la boîte F2-F2C. Pour les boîtes finales nommées AUF, elles correspondent à un mélange de feuillus difficilement séparables (ERR, TIL, FRA), soit par leur petit nombre de zones d'entraînement ou de la variabilité intra-spécifique.

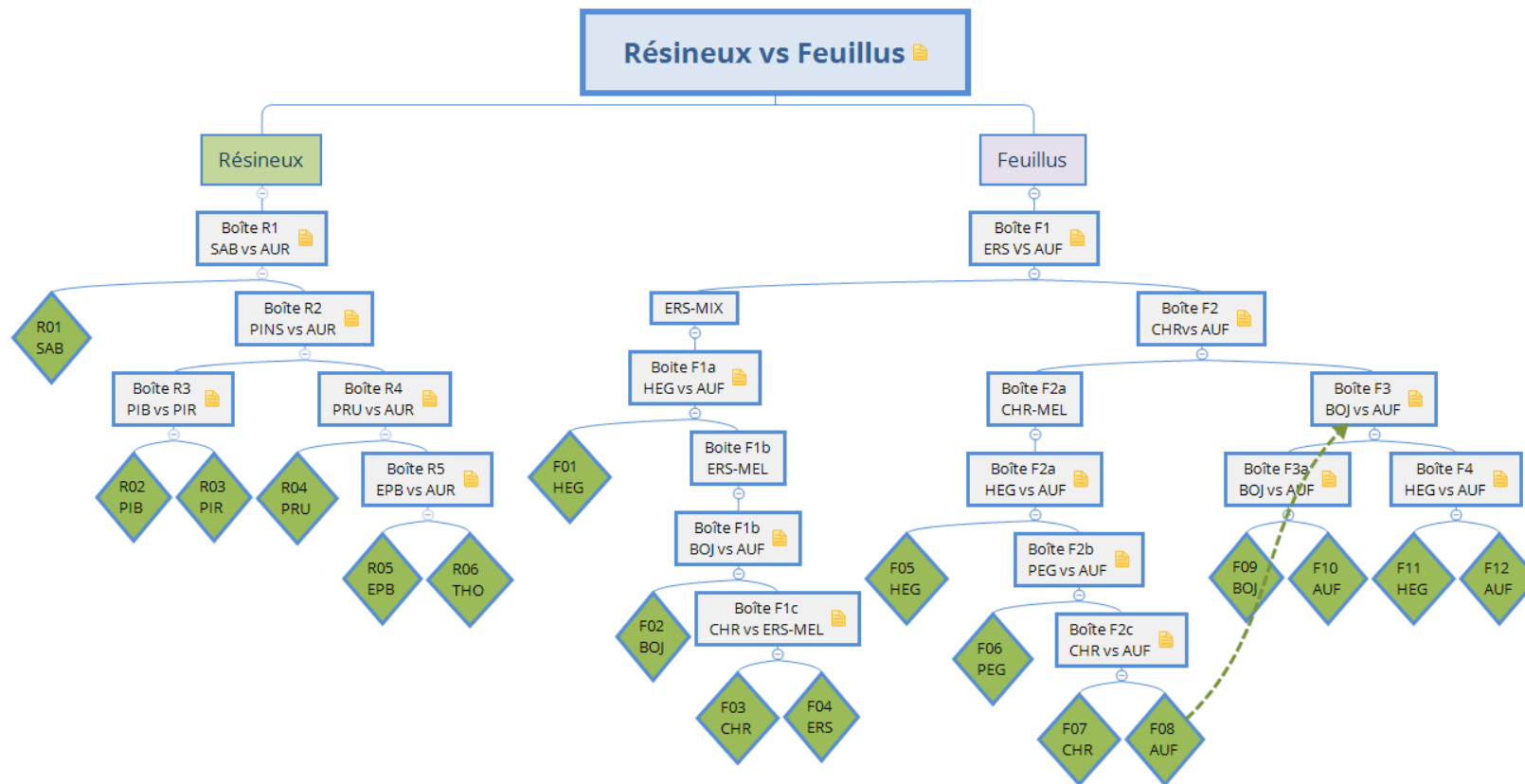
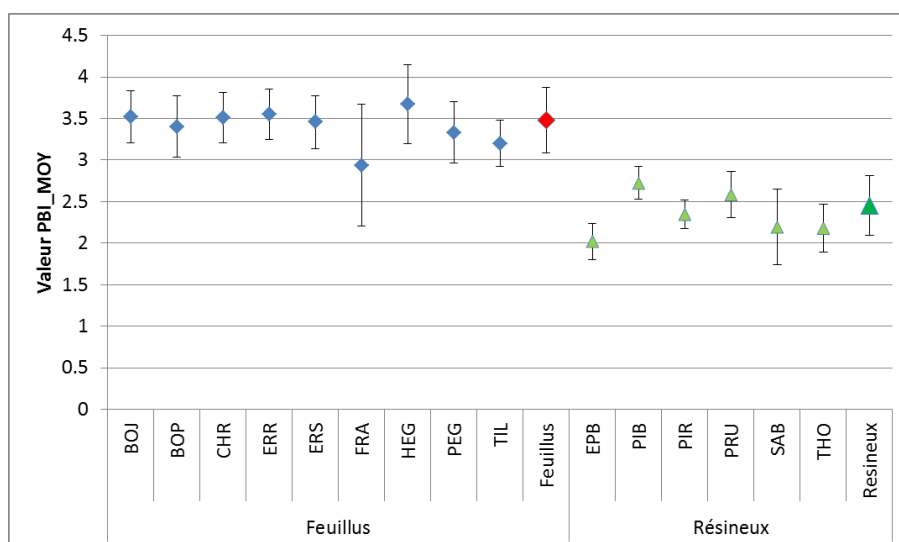


Figure 5. Schéma de classification dichotomique des essences

**Tableau 8. Indices retenus par boîte pour le modèle de classification dichotomique**

Résineux vs Feuillus			
MSI_MEAN PBI_MEAN Skewness_B9			
Résineux		Feuillus	
Boîte	Indices	Boîte	Indices
<b>R1</b>	GLCM_Entropy_B7 HSI_Trans_Hue_R_B5_G_B3_B_B2_ Standard_deviation_B2	<b>F1</b>	GLCM_Entropy_B4 Skewness_B4 Standard_deviation_B3
<b>R2</b>	GLCM_Dissimilarity_B2 GMI2_MEAN Skewness_B3 Standard_deviation_B9	<b>F1a</b>	NDNI_MEAN PRI2_MEAN
		<b>F1b</b>	ARI2_MEAN Standard_deviation_B1 WBI_MEAN
<b>R3</b>	GMI1_MEAN Standard_deviation_B4 WBI_MEAN	<b>F1c</b>	GLCM_Homogeneity_B4 Mean_B14 PRI2_MEAN
<b>R4</b>	GLCM_Contrast_B10 GLCM_Homogeneity_B7 GMI1_MEAN	<b>F2</b>	GLCM_Contrast_B6 Mean_B3 PRI2_MAX WBI_MEAN
		<b>F2a</b>	Mean_B9 RGR1_MEAN Standard_deviation_B10 VARI_MEAN
<b>R5</b>	GLCM_Contrast_B4 PSRI2_MEAN WBI_MEAN	<b>F2B</b>	CRI2_MEAN NDWI2130_MEAN PRI2_MAX PSRI2_MEAN
		<b>F2C</b>	GLCM_Contrast_B9 GLCM_Homogeneity_B8 Mean_B1
		<b>F3</b>	GLCM_Entropy_B9 Mean_B14 VARI_MAX
		<b>F3a</b>	Mean_B1 Skewness_B9 WBI_MAX
		<b>F4</b>	Max_B1 Max_B7 Mean_B14 Mean_B2



**Figure 6. Valeurs moyennes de l'indice principal discriminant les résineux et les feuillus, soit l'indice PBI\_MOY**

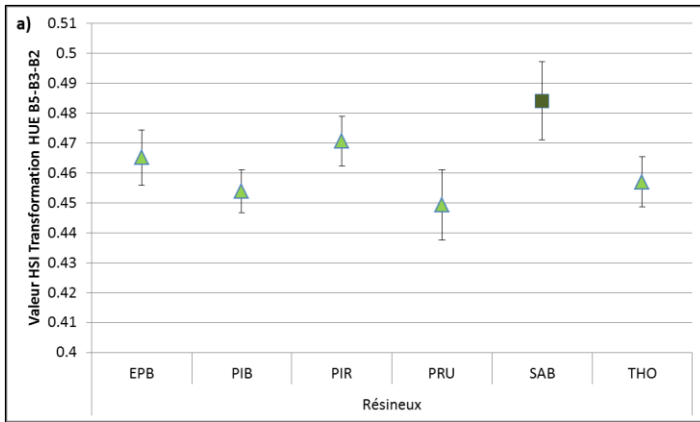


Figure 7. Indice discriminant principal pour séparer le SAB des autres résineux.

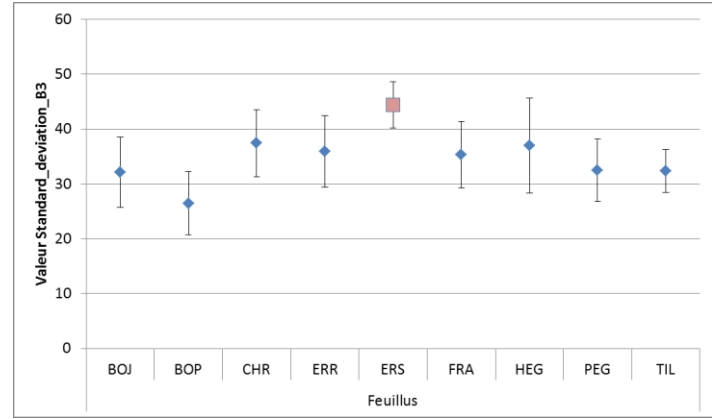


Figure 8. Indice discriminant principal pour séparer l'ERS des autres feuillus.

### 2.2.2. Validation de la méthode de classification – zones d’entraînement

La validation de la méthode a été effectuée à partir des zones d’entraînement et de validation. Pour ce qui est du modèle global, avec ses trois indices, il permet de bien classer à 97 % (tableau 9) les zones d’entraînement. Quelques zones d’entraînement pour le PIB, la PRU et le SAB sont classées en feuillus et quelques BOJ, CHR et HEG sont classés en résineux (tableau 10). Pour ce qui est des résineux, le modèle permet de classer en moyenne 85 % des zones d’entraînement dans la bonne essence. Les zones d’entraînement les moins bien classées sont la PRU, le SAB, l’EPB (< 85 %). En ce qui concerne les feuillus, l’assignation d’une classe à la bonne essence est précise à 68 %. Les essences les mieux classées dans le modèle sont l’ERS et le CHR avec plus de 75 % de bien classés, suivi du HEG et du BOJ (70-75%). Fait intéressant, les résineux classés en feuillus ont été classés en HEG ou Autres feuillus.

Tableau 9. Résultats de classification des zones d’entraînement des résineux et des feuillus

		Classification			% bien classé
		Feuillus	Résineux	Total	
Zones d’entraînement	Feuillus	177	5	182	97%
	Résineux	6	134	140	96%
	Total	183	139	322	97%



Tableau 10. Résultat de classification des zones d'entraînement pour le modèle dichotomique

Type		Essence	Feuillus							Résineux							Total	Précision pour le réalisateur (%)	Erreur de déficit (%)	Précision totale	
			BOJ	CHR	ERS	HEG	PEG	AUF	Total	SAB	PIB	PIR	PRU	EPB	THO	Total					
Zones d'entraînement	Feuillus	BOJ	28	1				7	36		1		1			2	38	74%	26%		
		CHR	3	18			2		23				1			1	24	75%	25%		
		ERS	3	3	28	2		1	37								37	76%	24%		
		HEG	1			22		6	29				2			2	31	71%	29%		
		PEG			2	2	5	7	16								16	31%	69%		
		AUF	BOP						7	7								7	61%		39%
			ERR	2	3	1	3		7	16								16			
			FRA		2	1			4	7								7			
			TIL				2		4	6								6			
		Total AUF		2	5	2	5		22	36								36			
	<b>Total</b>		<b>37</b>	<b>27</b>	<b>32</b>	<b>31</b>	<b>7</b>	<b>43</b>	<b>177</b>		<b>1</b>		<b>4</b>			<b>5</b>	<b>182</b>	<b>Feuillus par esp.</b>		68%	
	Résineux	SAB						2	2	13				1		14	16	81%	19%		
		PIB						1	1		35	1	5			41	42	85%	15%		
		PIR										15			1	16	16	94%	6%		
PRU					2		1	3	2			32	1		35	38	84%	16%			
EPB											1		9	1	11	11	82%	18%			
THO														2	17	17	88%	12%			
<b>Total</b>					<b>2</b>		<b>4</b>	<b>6</b>	<b>15</b>	<b>35</b>	<b>17</b>	<b>37</b>	<b>13</b>	<b>17</b>	<b>134</b>	<b>140</b>	<b>Résineux par. esp.</b>		85%		
<b>Total</b>		<b>37</b>	<b>27</b>	<b>32</b>	<b>33</b>	<b>7</b>	<b>47</b>	<b>183</b>	<b>15</b>	<b>36</b>	<b>17</b>	<b>41</b>	<b>13</b>	<b>17</b>	<b>139</b>	<b>322</b>	<b>Total bien classé</b>		75%		
<b>Précision pour l'utilisateur (%)</b>		76%	67%	88%	67%	71%	47%		87%	97%	88%	78%	69%	88%							
<b>Erreur d'excédents (%)</b>		24%	33%	13%	33%	29%	53%		13%	3%	12%	22%	31%	12%							

### 2.2.3. Validation de la méthode de classification – zones de validation

Les zones de validation (20 % des échantillons) ont été classifiées selon le modèle dichotomique. Pour la séparation des résineux et des feuillus, des résultats similaires ont été observés avec les zones de validation, indiquant la robustesse du modèle. Le modèle permet de bien classer 94 % des zones de validation, dont 100 % des résineux (tableau 11).

**Tableau 11. Résultats de classification des zones de validation des résineux et des feuillus**

		Classification		Total	% bien classé
		Feuillus	Résineux		
Zones de validation	Feuillus	52	5	57	91%
	Résineux	0	32	32	100%
	Total	52	37	89	94%

Pour les essences résineuses, le modèle élaboré permet de classer en moyenne 84 % des zones de validation dans la bonne essence (tableau 12). Les zones de validation les moins bien classées sont le PIR (80 %) et le THO (40 %). Pour le PIR, la seule zone mal classée est assignée au PIB alors que pour le THO, les zones mal classées sont assignées au EPB et au PRU.

Pour les feuillus, la classification des zones de validation est moins bonne et beaucoup de confusion est observée. La précision globale est de 49 %. Les essences les mieux classées dans le modèle sont l'ERS (67 %), le PEG (60 %), et le CHR et HEG (50 %). Il faut noter que le nombre d'échantillons n'est pas toujours très élevé et peut mener à une baisse de la précision. Au niveau des erreurs d'excédents, c'est l'ERS qui a la plus faible valeur (14 %) indiquant que les autres essences ne sont pas classées en ERS en général. Par contre, pour les autres essences feuillues, il y a plus de 40 % d'erreurs d'excédents.

### 2.2.4. Autre modèle testé – procédure globale

Une autre procédure a été testée pour évaluer si une classification à un embranchement (contrairement à la clé dichotomique) serait plus efficace. La procédure Stepdiscs suivie de Discrim a été utilisée pour le groupe résineux et le groupe feuillus séparément. Ensuite, pour les essences résineuses, la précision globale varie de 79 % à 89 % et de 75 % à 78 % selon le nombre d'indices utilisés (6 à 14), pour les zones d'entraînement et de validation, respectivement. Enfin, pour les essences feuillues principales, la précision globale varie de 65 % à 77 % et de 47 % à 56 % selon le nombre d'indices utilisés (6 à 15), pour les zones d'entraînement et de validation, respectivement. Le modèle avec autres feuillus a une bonne classification pour ERS (89 %), PEG (100 %) et le HEG (70 %), moyenne pour le CHR (60 %), mais faible pour le BOJ (40 %) et très faible pour les autres feuillus (15 %).

Tableau 12. Résultat de classification des zones de validation pour le modèle dichotomique

Type		Classification															Total	Précision pour le réalisateur (%)	Erreur de déficit (%)	Précision totale
		Feuillus							Résineux											
		Essence	BOJ	CHR	ERS	HEG	PEG	AUF	Total	SAB	PIB	PIR	PRU	EPB	THO	Total				
Zones de validation	Feuillus	BOJ	4	1	1	2		1	9		1					1	10	40%	60%	
		CHR		5		3	1	1	10								10	50%	50%	
		ERS		2	6	1			9								9	67%	33%	
		HEG	1	1		5		2	9				1			1	10	50%	50%	
		PEG		1			3	1	5								5	60%	40%	
		AUF	BOP	1					3	4								4	38%	62%
			ERR		1				1	2		1		1			2	4		
			FRA	1	1					2				1			1	3		
			TIL					1	1	2							2	2		
		Total AUF		2	2			1	5	10		1		2			3	13		
	Total		7	12	7	11	5	10	52		2		3			5	57	Feuillus par esp. 49%		
Résineux	SAB								3						3	3	100%			
	PIB									9		1			10	10	90%			
	PIR									1	4				5	5	80%			
	PRU											9			9	9	100%			
	EPB																NA			
	THO											1	2	2	5	5	40%			
	Total									3	10	4	11	2	2	32	32	Résineux par. esp. 84%		
Total		7	12	7	11	5	10	52	3	12	4	14	2	2	37	89	Total bien classé 62%			
Précision pour l'utilisateur (%)		57%	42%	86%	45%	60%	50%		100%	75%	100%	64%	0%	100%						
Erreur d'excédents (%)		43%	58%	14%	55%	40%	50%		0%	25%	0%	36%	100%	0%						

## 2.3. SEGMENTATION DES COURONNES INDIVIDUELLES

La segmentation a été réalisée d'abord avec deux MHC différents. Comme expliqué dans la méthode à la section 1.6, il est essentiel de traiter le MHC avant d'y appliquer une segmentation. D'abord, la figure 9 illustre des profils des MHC avant traitement, avec filtre spatial et combiné selon Jakubowski *et al.* (2013). On y voit que le MHC brut contient plusieurs anomalies (grandes variations de hauteur). Le MHC filtré lisse les contours des couronnes alors que le MHC combiné tient compte à la fois des faibles variations de la hauteur (voir les paliers de 1 à 4 m) du MHC brut et du lissage issu du filtre spatial (voir au 14<sup>e</sup> m). La figure 9 montre le résultat des segmentations. Le MHC combiné a l'avantage de dissocier les subtilités du MHC, mais en contrepartie sur-segmente souvent aux bordures des couronnes. Dans le cas exposé, la couronne à gauche a été sur-segmentée sur le MHC combiné alors que les couronnes à droite ont été sous-segmentées sur le MHC filtré. Il apparaît qu'il est plus difficile de dissocier les couronnes lorsqu'elles s'entrecroisent. Lorsqu'on ajoute l'information des images dans la segmentation, une échelle plus fine apparaît.

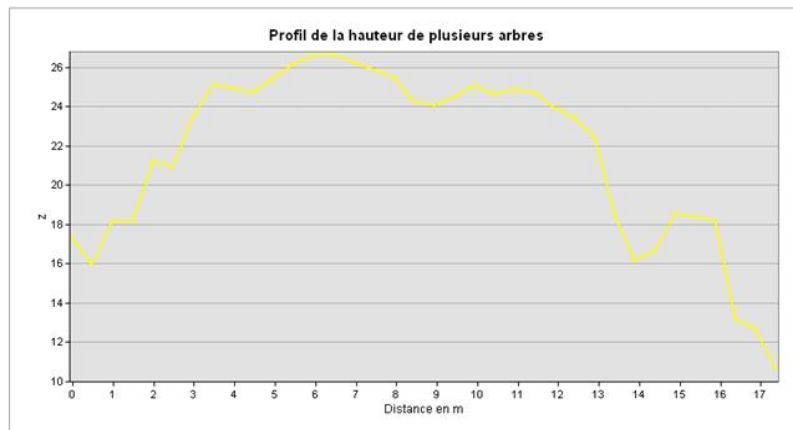
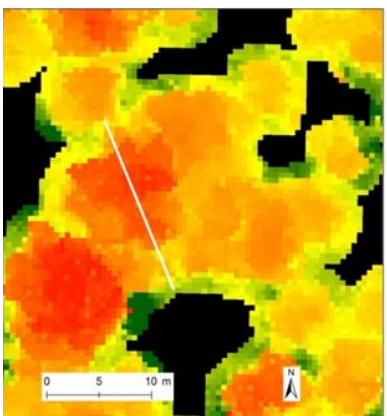
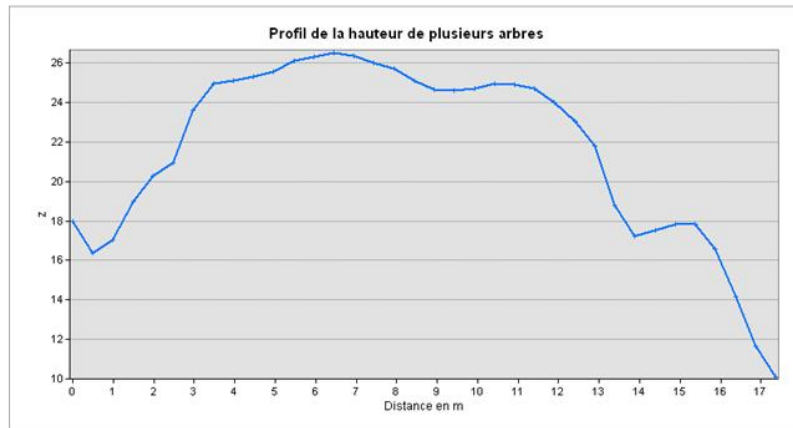
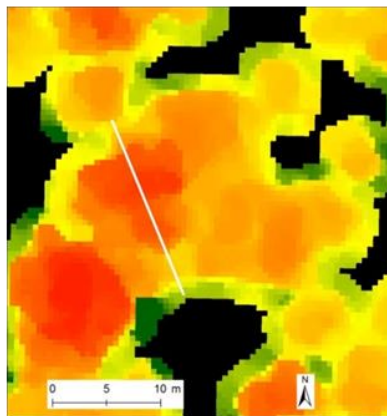
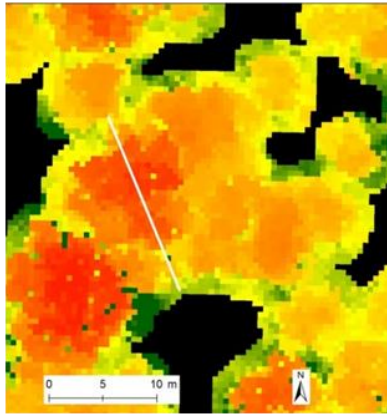


Figure 9 : Profils des modèles numériques de canopée brute (au-dessus), filtré (centre) et combiné (au-dessous)

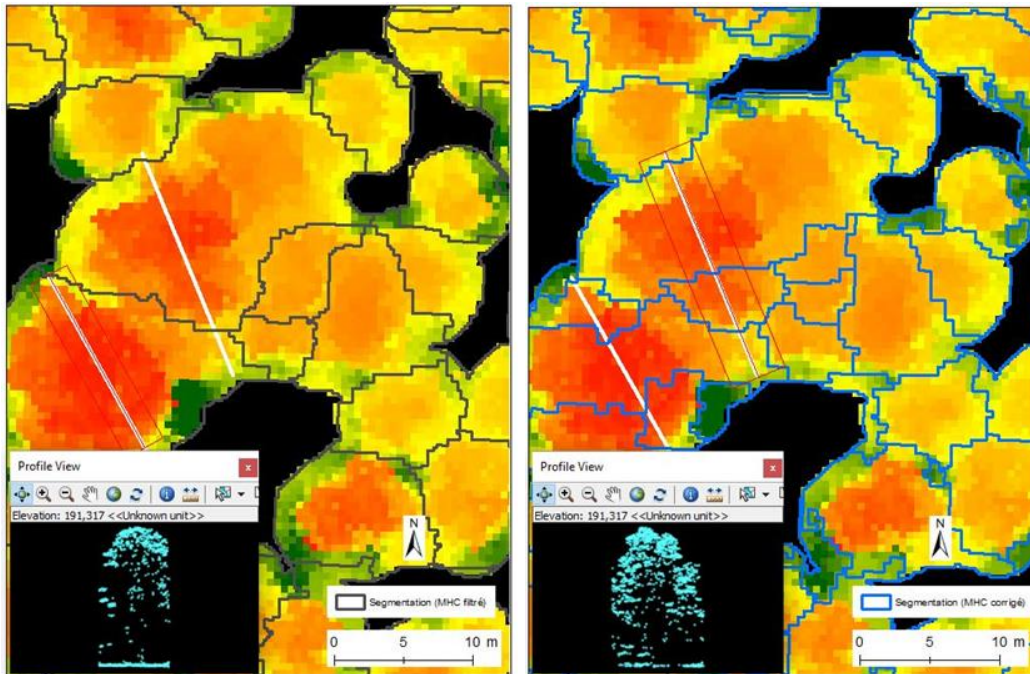


Figure 10 : Segmentation avec le MHC filtré (gauche) et segmentation avec le MHC combiné (droite), profils 3D du nuage de points lidar

### Validation de la segmentation

Les segmentations sur les MHC filtrés et combiné, avec et sans imagerie, ont été validées par une sélection aléatoire de 30 objets chacun. Le tableau 13 montre qu'avant l'intégration de l'imagerie, le MHC filtré seulement était plus efficace à délimiter une couronne individuelle (77 %) et à délimiter des couronnes de même essence (87 %). Il y avait donc plus de confusion pour les objets issus du MHC combiné. En ajoutant l'imagerie, cela a généré une échelle plus fine de segmentation à l'intérieur de ces 60 objets et a permis de délimiter de nouvelles couronnes individuelles. En effet, il a été possible de délimiter 40 % et 54 % de nouvelles couronnes parmi les objets mal segmentés du MHC filtré et du MHC combiné, respectivement. Malgré la seule itération possible dans le cadre du projet, il y a un gain intéressant à utiliser cette segmentation multiéchelle, mais cette approche mériterait d'être davantage explorée.

**Tableau 13 : Validation de la segmentation pour les MHC filtré et combiné**

	Couvre une couronne		Couvre la même essence		Couvre plusieurs essences	
	nb	%	nb	%	nb	%
MHC filtré	23	77%	26	87%	4	13%
MHC combiné	20	67%	22	73%	8	27%

## 2.4. CLASSIFICATION ORIENTEE-OBJET DES IMAGES MULTISPECTRALES

La classification, réalisée par analyses statistiques dans SAS, a été appliquée pour les essences les plus facilement séparables à partir de la clé dichotomique élaborée à la section 2.2 et de la segmentation réalisée à la section 2.3. Grâce au lidar, il n’y avait pas de confusion avec les autres classes du territoire (ex. : végétation basse, chemin, etc.). La figure 11 illustre une cartographie des résineux et des feuillus. On remarque davantage de résineux aux bordures des lacs. La figure 12 montre la classification des principales essences dans un agrandissement de la carte.

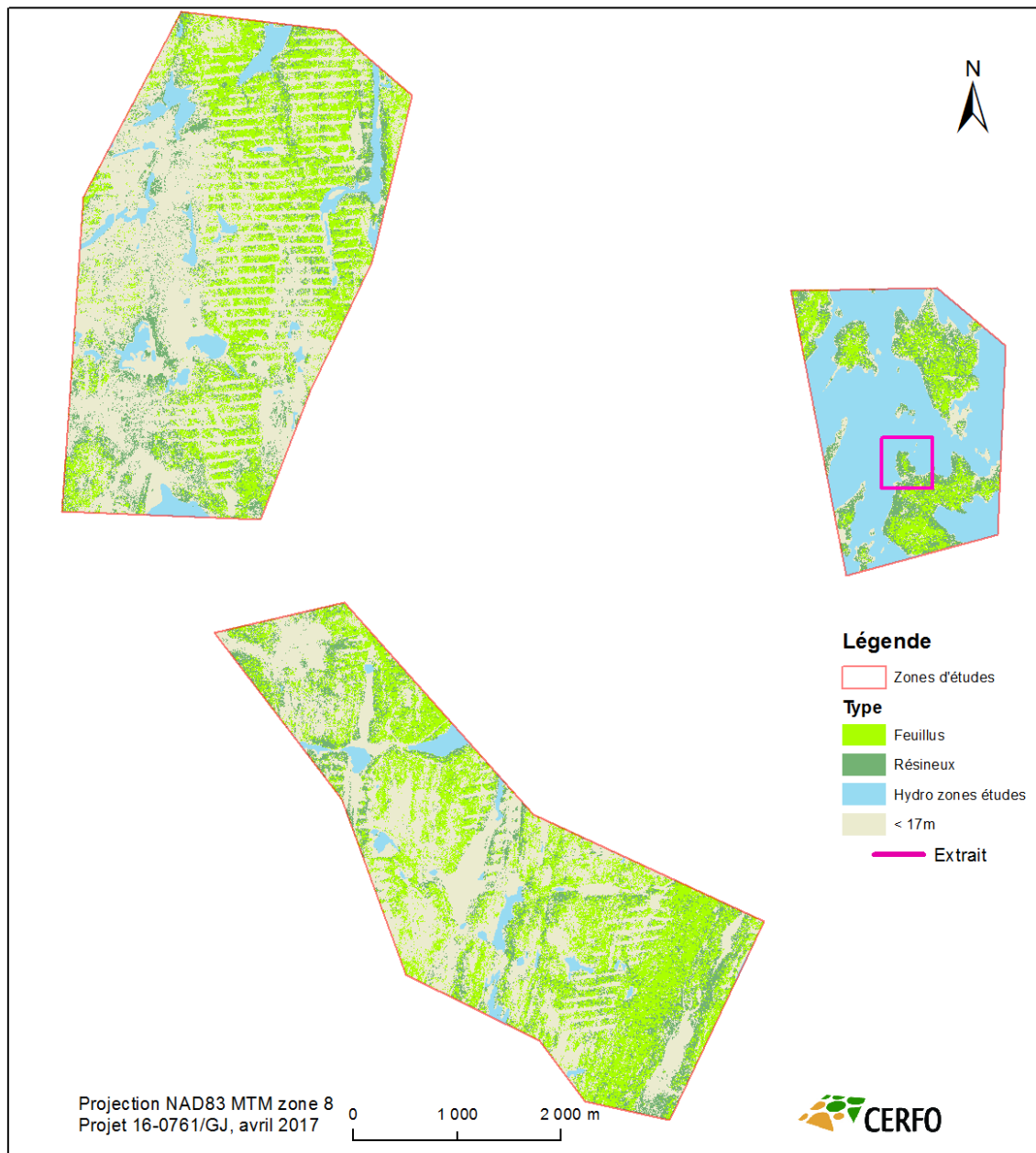


Figure 11 : Carte de la classification des résineux et des feuillus sur le territoire d'étude

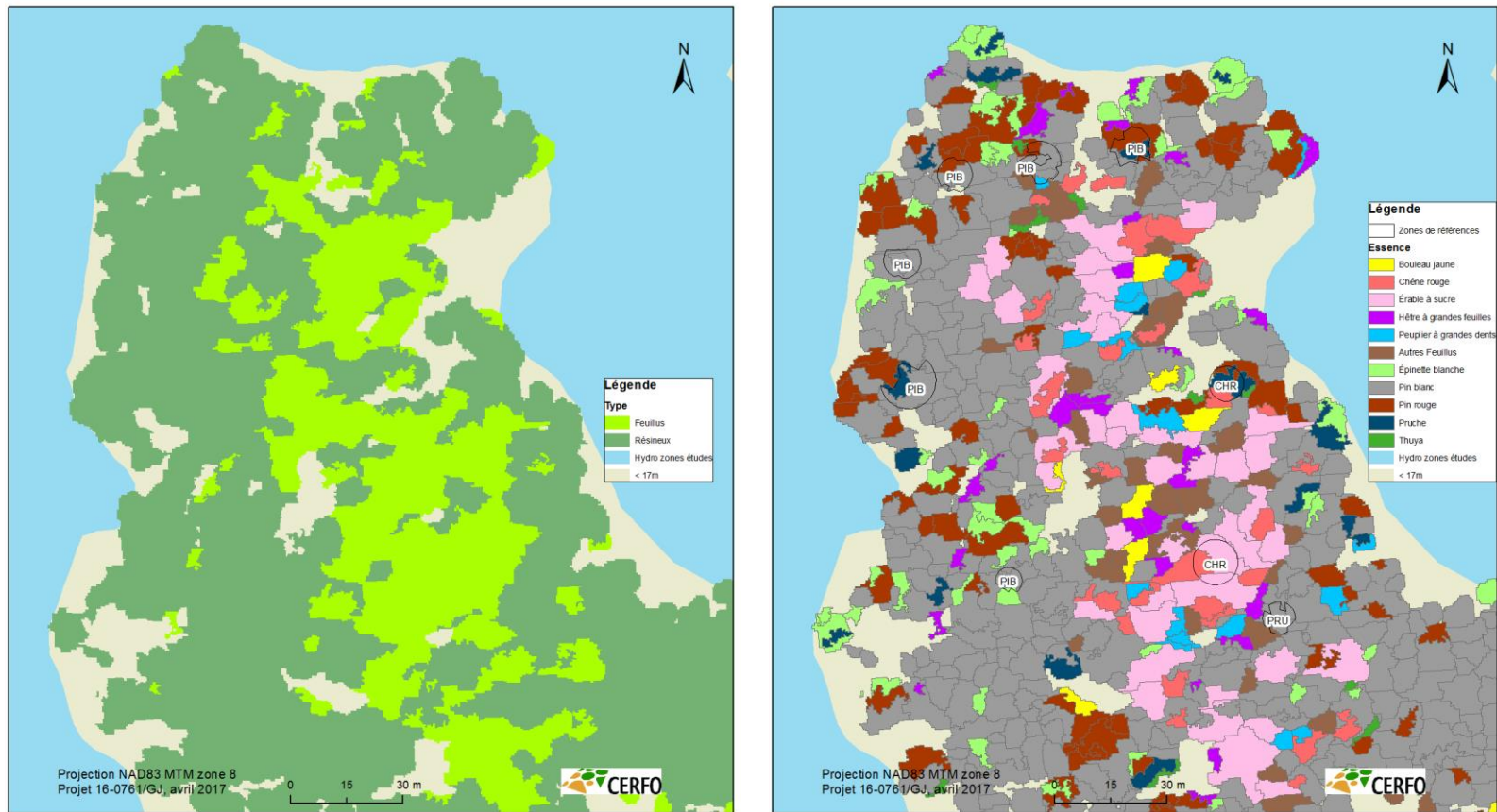


Figure 12 : Agrandissement de la carte des classifications des résineux et feuillus (gauche) et des essences (droite)



### 3. DISCUSSION

Le projet visait à appliquer une méthode de classification orientée-objet de manière à générer, de façon semi-automatisée, une délimitation des couronnes et une cartographie d'essences forestières présente sur les territoires d'étude. La section suivante présente une courte discussion sur les apports de la méthode, les limites de celle-ci ainsi que sur les perspectives du projet.

#### 3.1. APPORTS DE LA MÉTHODE

La méthode développée par Varin *et al.* (2016) a été adaptée avec les images satellitaires et des données lidar, ce qui rend la méthode plus opérationnelle. Toutes ses composantes ont pu être intégrées dans la méthode, impliquant un travail important sur le prétraitement des données, tant sur les aspects spatiaux, spectraux que radiométriques.

La banque de signatures spectrales pourra être réutilisée pour d'autres projets sur l'identification d'essences forestières. **Cet objectif a donc été atteint.** De plus, la précision de la délimitation des couronnes à partir du lidar a permis **d'atteindre en partie cet objectif.** En effet, pour compléter l'étude, davantage de recherches auraient été nécessaires afin d'intégrer l'imagerie multispectrale dans la segmentation. Les tests effectués ont démontrés qu'une segmentation multiéchelle est une avenue très intéressante par l'amélioration de l'identification de couronnes individuelles de même essence.

L'objectif de produire une classification semi-automatisée a été **atteint en partie.** En effet, la clé dichotomique développée et le modèle multivarié global a permis de discriminer plusieurs essences, surtout pour les résineux avec une précision de classification par essence de plus de 84 %. Ces résultats sont similaires à ceux de l'étude hyperspectrale réalisée au Témiscamingue. Les feuillus ont été plus difficiles à classer que les résineux avec des précisions beaucoup plus faibles, mais acceptables pour l'ERS, le HEG et le PEG. Par contre, il n'a pas été possible de l'intégrer dans eCognition, par manque de temps, mais les segments produits ont été classés. L'étape de validation, quant à elle, a permis **d'atteindre l'objectif** initial. Une validation, dans SAS, a relevé la précision de la clé dichotomique. Une seconde validation a permis de mesurer la précision de la segmentation.

## 3.2. LIMITES DE LA MÉTHODE

Le projet présente quelques limites méthodologiques notables. D'abord, l'imagerie satellitaire utilisée n'avait que 16 bandes spectrales, contrairement à 80 de l'étude de Varin *et al.* (2016). D'ailleurs, pour des contraintes techniques et de temps, il n'a pas été possible d'obtenir des valeurs en réflectance. De plus, la fusion d'image réalisée (*pansharpening*) a intégré non seulement les 6 premières bandes spectrales, mais également les 6 de l'infrarouge à onde courte, ce qui cause une dégradation de la valeur spectrale (Zhang, 2002). Malgré les efforts pour faire correspondre l'imagerie satellitaire et les données lidar (géoréférencement à la section 1.3), un décalage variable persiste et pourrait occasionner une diminution de la qualité de la segmentation et de la classification.

Ensuite, le territoire d'étude contenait un très grand nombre d'essences (>20) dont certaines sans zones de références terrain ou en nombre suffisant (OSV, MEL, EPN, FRN, CET, EPR). Pour les feuillus avec des zones de référence valide, il y avait 9 essences. Cet aspect a limité les analyses puisqu'un choix a dû être fait de sélectionner les essences principales et certaines essences ont été classées autres feuillus. C'est également le plus important défi du projet, car de nombreuses essences étaient *spectralement* semblables.

Dû à des contraintes de temps, il n'a pas été possible non plus de développer notre propre algorithme de segmentation de couronnes, ce qui aurait permis de mieux cibler la distinction entre les arbres voisins. Les paramètres disponibles dans eCognition sont actuellement limités. En plus, seulement 30 segments ont pu être validés par photo-interprétation.

## 3.3. PISTES D'AMÉLIORATION POSSIBLES

En réalisant ce projet et en établissant ses limites et celles de la méthode, des pistes d'amélioration peuvent être proposées. D'abord, pour assurer un meilleur transfert de la bibliothèque de signatures spectrales, les images satellitaires pourraient être converties en réflectance de surface. De plus, davantage de recherches seraient nécessaires pour l'intégration des 6 bandes spectrales du SWIR de WV-3, étant donné leur résolution spatiale différente. Pour compléter cet éventail de bandes spectrales, l'image-intensité du lidar pourrait également apporter une information supplémentaire. Finalement, des techniques de réduction de bandes pourraient être envisagées, telles qu'une analyse par composantes principales.

Concernant la segmentation, le travail effectué a démontré de belles avenues pour la délimitation de couronnes individuelles, d'un point de vue opérationnel. Un effort supplémentaire serait nécessaire pour améliorer le MHC utilisé. Par exemple, l'étude de Pham *et al.* (2016) intègre plusieurs MHC interpolés de différentes manières pour obtenir une combinaison plus efficace lors de la segmentation. De plus, il serait pertinent d'explorer davantage l'intégration de l'imagerie satellitaire dans la segmentation. Par exemple, une vérification visuelle, par photo-interprétation 3D, pourrait être faite de façon dynamique selon différents paramètres pour obtenir le meilleur résultat. Cela permettrait également de générer d'abord la segmentation pour vérifier si les zones de référence sont correctement délimitées de manière automatique. Des indices pourraient aussi être testés, tels que celui proposé par Lucas et Bunting (2006), utilisant trois bandes de WV-3 (1, 6 et 8) pour identifier des maximums locaux représentant la cime des couronnes. Cette approche pourrait être utilisée dans de futurs projets, pour y faire une gestion à l'arbre près lors de la planification des activités forestières.

La classification effectuée a donné de bons résultats pour les essences résineuses. Par contre, les essences feuillues ont été plus difficilement séparables, notamment par la diversité présente. La clé de classement varie en fonction de la première essence classifiée et ainsi de suite. Le résultat de classification finale peut ainsi varier selon l'ordre choisi pour la clé dichotomique. Dans une version plus récente de SAS, d'autres types de classification pourraient être testés dont le SVM et des arbres de régression automatisée avec des fonctions de *stepwise* pour la sélection des indices et l'ordre de classement. L'analyse directe multivariée a donné des résultats similaires et parfois meilleurs que la clé dichotomique. Celle-ci pourrait également être intégrée directement dans eCognition, ce qui rendrait plus flexible et automatique la discrimination des essences, notamment par l'ajout de données auxiliaires (pente, orientation, drainage, etc.) et d'analyses spatiales de voisinage. En effet, le logiciel possède deux algorithmes très puissants pour la classification d'images à plusieurs bandes spectrales : la classification SVM (*Support Vector Machine*) et kNN (*k Nearest Neighbor*) (Dalponte *et al.*, 2013 ; Jakubowski *et al.*, 2013 ; Pham *et al.*, 2016).

## CONCLUSION

Les résultats obtenus démontrent que l'utilisation de l'imagerie multispectrale à haute résolution spatiale est une technologie prometteuse pour le développement de méthodes semi-automatisées de classification orientée-objet pour l'identification des essences forestières. La méthode

développée dans une étude précédente à partir d'images hyperspectrales a été conformément adaptée pour ce projet, rendant l'approche plus opérationnelle et efficace. En effet, pour ce qui est des arbres matures denses, plusieurs essences peuvent être dissociées à partir des analyses statistiques. Pour les résineux, les indices développés permettent de bien distinguer les essences suivantes : sapin, pin blanc, pin rouge, la pruche et le thuya. Il y avait plus de confusion entre le THO et l'EPB, mais le nombre d'échantillons était limité. Pour les feuillus, il y a plus de confusion, mais il est quand même possible de séparer l'érable à sucre, le hêtre et le peuplier à grandes dents, mais moins facilement le chêne rouge et le bouleau jaune qui présentent une variabilité intraspécifique importante. De plus, les résultats forts intéressants de segmentation de couronnes individuelles à partir du lidar ainsi que les tests effectués pour intégrer l'imagerie satellitaire dans cette segmentation illustrent un fort potentiel.

Les limites précédemment exposées ont démontré qu'il n'a pas été possible de faire les analyses pour toutes les essences feuillues. Pour y arriver, des analyses supplémentaires sont nécessaires pour identifier les indices discriminants.

De plus, la caractérisation des forêts à l'aide de la cartographie semi-automatisée d'images satellitaires multispectrales et de données lidar vise à fournir à l'entreprise des outils efficaces pour évaluer les peuplements forestiers (volume de bois, densité, etc.) offerts par le Bureau de mise en marché des bois. Les cartes produites permettront de connaître rapidement et efficacement le contenu des peuplements forestiers, fournissant ainsi à l'industrie l'occasion de participer de façon éclairée à la mise aux enchères des bois sur terres publiques par l'entremise du Bureau de mise en marché des bois (BMMB) mis en place lors de la création du nouveau régime forestier en 2013. Les méthodes de travail développées pourront être mises en application par le CERFO chez d'autres industriels ou grands propriétaires privés de lots boisés.

L'identification semi-automatisée des essences représente une avenue fort intéressante pour la caractérisation de la ressource forestière. Elle permettra de bonifier l'inventaire forestier en accélérant le travail du photo-interprète. Cette approche est essentielle pour obtenir des attributs forestiers à l'échelle de l'arbre.

## RÉFÉRENCES

- Apan, A., Held, A., Phinn, S. et J. Markley. 2004. Detecting sugarcane 'orange rust' disease using EO-1 Hyperion hyperspectral imagery, *International Journal of Remote Sensing*, 25:489-498.
- Berger, J.-P. 2008. Réédition mai 2013. Norme de stratification écoforestière : quatrième inventaire écoforestier du Québec méridional. Ministère des Ressources naturelles, Direction des inventaires forestiers. Sainte-Foy. 101 p.
- Chen, D., Huang, J.F. et T.J. Jackson. 2005. Vegetation water content estimation for corn and soybeans using spectral indices derives from MODIS near- and short-wave infrared bands. *Remote Sensing of Environment* 98 : 222-236
- Congalton, R.G. A. 1991. *Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data*. *Remote Sensing of Environment*, vol. 37, no, p. 35-46.
- Colombo, R., Meroni, M., Marchesi A., Busetto, L., Rossini, M., Giardino, C. et C. Panigada. 2008. Estimation of leaf and canopy water content in poplar plantations by means of hyperspectral indices and inverse modeling. *Remote Sensing of Environment*, 112 : 1820-1834.
- Dalponte, M., L. Bruzzone and D. Gianelle. 2012. Tree species classification in the Southern Alps based on the fusion of very high geometrical resolution multispectral/hyperspectral images and LIDAR data. *Remote Sensing of Environment*, vol. 51, p. 2632-2645.
- Dalponte, M., H.O. Orka, T. Gobakken, D. Gianelle, and E. Naesset. 2013. Tree Species Classification in Boreal Forests With Hyperspectral Data. *Geoscience and Remote Sensing*, IEEE Transactions. vol. 51, p. 2632-2645.
- Datt. B., McVicar, T.R., Van Niel, T.G., Jupp, D.L.B. et J.A. Pearleman. 2003. Preprocessing EO-1 Hyperion hyperspectral data to support the application of agricultural indexes. *IEEE Transactions on Geoscience and remote sensing*. 41: 1246-1259.
- Datt, B. 1999. Remote sensing of water content in eucalyptus leaves. *Australian Journal of Botany*, 47:909-923.
- DigitalGlobe, 2014. WorldView-3, Data Sheet. DigitalGlobe Imagery, 2 p.
- Elvidge, C.D. et R.J.P. Lyon. 1985. Estimation of the vegetation contribution to the 1.65/2.22 nm ratio in air-borne thematic-mapper imagery of the Virginia Range, Nevada. *International Journal of Remote Sensing*, 6:75-88.
- Gao, B.C. 1996. NDWI- A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space, *Remote sensing of environment*. 48 : 257-266.

- Gitelson, A.A., Zur A., Chivkunova, O.B. et M.N. Merzlyak. 2002. Assessing carotenoid content in plant leaves with reflectance spectroscopy, *Photochemistry and Photobiology*. 75 : 272-281.
- Gitelson, A.A., Merzlyak, M.N. et O.B. Chivkunova. 2001. Optical properties and nondestructive estimation of anthocyanin content in plant leaves, *Photochemistry and Photobiology*. 71 : 38-45.
- Gougeon, F.A. et D.G. Leckie. 2003. Extraction d'information forestière à partir d'images à haute résolution spatiale en utilisant une méthode de reconnaissance individuelle des cimes d'arbres. *Ressources naturelles canada, Service canadien des forêts*. 34 p
- Gulbe, L. 2015. Identification and delineation of individual tree crowns using LIDAR and multispectral data fusion. *IEEE, IGARSS*, 4 p.
- Holmgren, J., Å, Persson and U. Söderman. 2008. Species identification of individual trees by combining high resolution LiDAR data with multi-spectral images. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 29, no 10, pp. 1537-1552.
- Hunt, E.R. Jr. et B.N. Rock. 1989. Detection of changes in leaf water content using near- and middle-infrared reflectances, *Remote sensing of environment*, 30 :43-54.
- Jakubowski, M. K., L. Wenkai, G. Qinghua and K. Maggi. 2013. Delineating Individual Trees from Lidar Data: A Comparison of Vector- and Raster-based Segmentation Approaches. *Remote Sens.*, vol. 123, pp. 258-270.
- Jensen, J.R. 2005. *Introductory digital image processing: a remote sensing perspective*. Prentice Hall Series in Geographic Information Science, Third Edition, University of South Carolina, 526 p.
- Joanisse, G., G. Lessard, M. Ruel et P. Bournival. 2011. Projet de stratification opérationnelle dans l'élaboration des plans de sondage et des prescriptions sylvicoles à l'aide d'un raffinement de la photo-interprétation existante. Partie I. Centre d'enseignement et de recherche en foresterie de Sainte-Foy inc. (CERFO). Rapport 2011-16, 216 pages + 8 annexes.
- Koch, B., U. Heyder and H. Weinacker. 2006. Detection of individual tree crowns in airborne LIDAR data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. vol. 72, no. 4, pp. 357-363.
- Koukoulas, S. and G. A. Blackburn. 2016. Mapping individual tree location, height and species in broadleaved deciduous forest using airborne LIDAR and multi-spectral remotely sensed data. *International Journal of Remote Sensing*. vol. 26, no. 3, pp. 431-455.
- Leboeuf, A. et É. Vaillancourt. 2013. Guide de photo-interprétation des essences forestières du Québec méridional, Direction des inventaires forestiers, Ministère des Ressources Naturelles du Québec, document web :

- Lucas, R.M. and P.J. Bunting. 2006. The delineation of tree crowns in Australian mixed species forests using hyperspectral Compact Airborne Spectrographic Imager (CASI) data. *Remote Sensing of Environment*, vol. 101, no 2, pp. 230-248.
- McCombs, J.W., S.D. Roberts and D.L. Evans. 2000. Multispectral Imagery on Remotely Sensed Estimates of Stand Density and Mean Tree Height in a Managed Loblolly Pine Plantation. *Forest Science*, vol. 49, no 3, 10 p.
- Monserud, R.A. and R. Leemans. 1992. Comparing global vegetation maps with the Kappa statistic. *Ecological Modelling*, vol. 62, pp. 275-293.
- Penuelas, J. Pinol, J., Ogaya, R. et I. Lilella. 1997. Estimation of plant water content by the reflectance water index WI (R900/R970), *International Journal of Remote Sensing*, 18 :2869-2875.
- Pham, L.H., L. Brabyn and S. Ashraf. 2016. Combining QuickBird, LiDAR, and GIS topography indices to identify a single native tree species in a complex landscape using an object-based classification approach. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 50, pp. 187-197.
- Rama Rao, N., Garg, P.K., Ghosh, S.K. et V.K. Dadhwal. 2008. Estimation of leaf total chlorophyll and nitrogen concentrations using hyperspectral satellite imagery. *Journal of Agricultural Science*. 146 : 65-75.
- Hill, R.A. and A.G. Thomson. 2005. Mapping woodland species composition and structure using airborne spectral and LiDAR data. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 26, no 17 pp. 3763-3779.
- Serano, L. Penuelas, J. et S.L. Ustin. Remote sensing of nitrogen end lignin in Mediterranean vegetation from AVIRIS data : Decomposing biochemical from structural signals. *Remote sensing of environment*. 81 : 355-364.
- Sims, D.A. et J.A. Gamon. 2002. Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and development stages, *Remote Sensing of Environment*, 81 : 337-354
- Trimble. (2014) eCognition® Developer 9.0: Reference Book. Trimble Documentation, 497 p.
- Varin, M., M. Dupuis, G. Joannis, P. Ménard, Y. Perrot et G. Lessard. 2016. Utilisation d'images hyperspectrales en vue de générer une cartographie des essences forestières de façon automatisée. CERFO et CGQ. Rapport 2016-14. 68 pages + 5 annexes.
- Verlič, A., N. Đurić, Z. Kokalj, A. Marsetič, P. Simončič and K. Oštir. 2014. Tree species classification using WorldView-2 satellite images and laser scanning data in a natural urban forest. *Šumarski list, Preliminary communication*, no 9-10 pp. 477-488.

- Wang, L. et J.J. Qu. 2007. NMDI : A normalized multi band drought index for monitoring soil and vegetation moisture with satellite remote sensing. *Geophysical Research Letter*. 34 : L20405.
- Zarco-Tejada, P.L.J. et S.L. Ustin. Modeling canopy water content for carbon estimates from MODIS data and land EOS validation sites. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 342-344.
- Zhang, Y. 2002. Problems in the fusion of commercial high-resolution satellite as well as landsat 7 images and initial solutions. *Symposium on Geospatial Theory, Processing and Applications*, Ottawa, 6 p.
- Zhou, Y. and F. Qiu. 2015. Fusion of high spatial resolution WorldView-2 imagery and LiDAR pseudo-waveform for object-based image analysis. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 101, pp. 221-232.