

Chapter 1

Discrimination automatique de peuplements forestiers à partir d'orthophotos numériques couleur *

Résumé

Les orthophotographies sont souvent utilisées pour établir les cartes forestières par interprétation visuelle et délimitation manuelle des peuplements. Une méthode de classification des peuplements forestiers à partir d'orthophotographies numériques en couleurs naturelles de très haute résolution spatiale (0.80 m) est proposée. Elle combine les données vectorielles et les données matricielles dans une approche de classification par parcelle. Les variables de classification sont les réflectances dans le rouge, le vert et le bleu, ainsi que six indices de texture dérivés de la matrice de co-occurrence de niveaux de gris (GLCM). L'influence de la taille de l'échantillon de calibration et du nombre de variables sur l'exactitude de la classification a été étudiée. L'échantillon de calibration est constitué de 220 parcelles et l'échantillon de validation, 219 parcelles. L'exactitude globale de classification la plus élevée (79%) est obtenue en utilisant les six variables les plus discriminantes. Ces variables sont les réflectances dans le rouge, le vert et le bleu ainsi que trois indices texturaux : le contraste, la corrélation et la variance. L'évaluation du pouvoir discriminant des variables utilisées dans la classification montre que si les données de calibration étaient

*Adapté à partir de: Kayitakire, F., Giot, P., Defourny, P., 2002, Discrimination automatique de peuplements forestiers à partir d'orthophotos numériques couleur : un cas d'étude en Belgique. *Canadian Journal of Remote Sensing*, **28**, 629-640.

suffisantes, l'exactitude pourrait être améliorée en incluant dans le modèle les trois variables qui n'ont pas été utilisées. Neuf types de peuplements caractérisés par leur composition en espèces et leur hauteur ont été identifiés. Les espèces identifiées sont l'épicéa, le douglas, le mélèze, le chêne et le hêtre. Trois classes de hauteur sont distinguées dans les peuplements d'épicéa. En termes d'exactitude de classification pour le producteur, plus de 80% de la surface sont classés avec une exactitude supérieure à 75%. En termes d'exactitude de classification pour l'utilisateur, plus de 70% de la surface sont classés avec une exactitude supérieure à 80%. Ces résultats montrent l'importance de la texture dans l'analyse d'images de très haute résolution spatiale dans le domaine de la télédétection forestière.

1.1 Introduction

En aménagement forestier, le gestionnaire doit disposer d'une carte des peuplements suffisamment détaillée et documentée pour lui permettre d'établir un aménagement approprié. Cette carte doit être mise à jour régulièrement pour faciliter la programmation des opérations sylvicoles. Dans le contexte de la gestion durable des forêts et de l'écocertification des bois, les statistiques sur les forêts soumises à l'exploitation commerciale doivent être régulièrement mises à jour. A l'échelle locale, les principales méthodes d'acquisition de données nécessaires pour satisfaire ces demandes sont les mesures sur le terrain selon un plan de sondage et l'interprétation visuelle des photographies aériennes. A l'échelle régionale, les photographies aériennes, les orthophotos et les images satellitales constituent des sources d'information indispensables à la cartographie des peuplements (Gillis and Leckie, 1996).

L'utilisation de photographies aériennes numériques peut alléger considérablement le travail de photo-interprétation si des méthodes robustes d'interprétation automatisées de ce type de données sont mises au point. Dans ce cadre, les orthophotos numériques méritent une attention particulière en raison de leur précision planimétrique.

Les méthodes d'analyses d'images les plus utilisées en télédétection ont été développées pour les images satellitales de basse et moyenne résolution spatiale (10-1000 m). Elles s'intéressent surtout au domaine spectral. Les méthodes d'analyse de données de télédétection

de très haute résolution spatiale (moins de 1 m) ne sont pas totalement au point (Pitt et al., 1997).

Les recherches sur les techniques d'interprétation de ces images se focalisent sur l'exploitation de la texture (StOnge and Cavayas, 1995; Solberg, 1999), la classification contextuelle (Solberg, 1999), la classification par parcelle ou par objet (Aplin et al., 1999), la détection et l'isolation des houppiers individuels avec estimation de différents paramètres de structure des peuplements (Utterra et al., 1998; Gougeon, 1999).

En effet, à une résolution spatiale d'environ 1 m, la texture prend autant d'importance que l'information spectrale pour aider à délimiter les peuplements forestiers et à les caractériser (Gougeon, 1996). La mesure de la texture et son rôle dans la segmentation et la classification des images sont très documentés. Une étude comparative des approches d'extraction de l'information texturale à partir d'images monochromatiques a été présentée par Randen and Husoy (1999). Ces auteurs concluent qu'il n'est pas possible de donner une recommandation générale sur la meilleure méthode. Le choix d'une méthode dépend de la nature des images à traiter. En télédétection des forêts, on utilise souvent les statistiques locales (la variance, le coefficient de variation), la matrice de co-occurrence des niveaux de gris (Wulder et al., 1998; Solberg, 1999) ou encore le semi-variogramme (StOnge and Cavayas, 1995; Ryherd and Woodcock, 1996; Carr and de Miranda, 1998; Wulder et al., 1998; Levesque and King, 1999).

Dans l'analyse d'images de très haute résolution spatiale, les méthodes tenant compte du contexte spatial des pixels sont généralement plus performantes que les méthodes traitant le pixel isolément. En ce qui concerne les images forestières, la signature spectrale d'une classe est difficile à cerner puisque chaque peuplement apparaît sous forme de zones d'ombre et de zones éclairées. La transition entre les deux est graduelle. Le peuplement n'est donc pas homogène au point de vue spectral. Ainsi la proportion et la distribution des zones d'ombre au sein du peuplement, qui produisent sa texture, ont autant d'importance que la signature

spectrale de la zone éclairée. Une façon simple de tenir compte de cet aspect contextuel dans la classification est de classer les régions ou les objets plutôt que les pixels individuels.

Il convient alors de trouver la manière la plus appropriée de représenter l'information spectrale et texturale caractérisant la parcelle (ou le peuplement). Certains auteurs calculent les valeurs moyennes ou modales par parcelle (vecteur des moyennes dans l'espace multivarié) (Smith et al., 1999) et la classification est faite sur les vecteurs des moyennes. Lobo (1997) et Lobo et al. (1996, 1998) ajoutent aux valeurs moyennes une mesure de la dispersion des valeurs des pixels au sein de la parcelle, en l'occurrence le coefficient de variation. D'autres enfin font la classification pixel par pixel, puis attribuent à la parcelle la classe la plus représentée (mode) dans la parcelle (Janssen and Molenaar, 1995; Aplin et al., 1999).

La première et la deuxième méthode ont l'inconvénient de perdre l'information à moins que la taille du pixel soit supérieure au diamètre d'un houppier individuel. Elles sont donc indiquées pour des images satellitales dont la taille du pixel est supérieure à 10 m. Elle peut néanmoins convenir aux images de très haute résolution spatiale si l'on peut supposer que l'information relative à la dispersion des valeurs de réflectance au sein de la parcelle est reprise dans les paramètres de mesure de la texture.

La troisième méthode n'est pas appropriée à des images dont le pixel est très petit par rapport au diamètre moyen des houppiers. En effet, dans ce cas, les classes obtenues par classification par pixel ne correspondent pas à des objets réels. Le simple filtrage modal ne peut dès lors pas permettre d'assigner à chaque parcelle un type de peuplement. Il faudrait dans ce cas des règles de décision complexes permettant de regrouper les pixels selon leur contexte spatial.

L'objectif de cette étude est d'évaluer l'exactitude de discrimination des peuplements forestiers sur base d'orthophotos numériques couleur de très haute résolution spatiale procédant par la classification par parcelle et en exploitant de manière optimale la texture. Ces peuplements sont caractérisés par leur composition spécifique

et leur hauteur.

1.2 Matériel

1.2.1 Zone d'étude

La zone d'étude est située au Sud-Est de la Belgique. Elle couvre un rectangle d'environ $8 \text{ km} \times 7 \text{ km}$ centré sur le point de coordonnées ($49^{\circ}48'10''\text{N}$; $5^{\circ}45'41''\text{E}$).

Le nord de la zone est occupé essentiellement par des forêts tandis qu'au sud les cultures et les prairies dominent. Les forêts sont dominées par des plantations d'épicéa commun (*Picea abies*) réparties en une multitude de petites parcelles. La deuxième espèce est le hêtre (*Fagus sylvatica*) et la troisième, le chêne (*Quercus robur* et *Quercus petrae*). Les parcelles occupées par les feuillus sont généralement plus étendues que les parcelles de résineux. Les autres espèces résineuses rencontrées sont l'épicéa de Sitka (*Picea sitchensis*), le douglas (*Pseudotsuga menziesii*) et le mélèze (*Larix decidua*).

Le relief est peu accidenté sauf au nord-est de la zone d'étude où on trouve des vallées très encaissées dont les flancs sont occupés par des forêts.

1.2.2 Données de télédétection

Les données de télédétection consistent en une mosaïque d'orthophotos numériques en couleurs naturelles. Les prises de vue ont été effectuées en juillet 1996. Le mois de juillet correspond à la période de pleine végétation dans cette région. L'échelle de prise de vue est d'environ 1/15 000. Pour l'orthorectification, le film positif est scanné de manière à avoir une image numérique d'une résolution au sol de 0.80 m, codée sur 256 niveaux de gris pour chacune des trois longueurs d'ondes : le rouge, le vert et le bleu. Les clichés orthorectifiés sont assemblés en une large image. La compensation des couleurs entre les clichés contigus a été faite de manière interactive pour régulariser au mieux les couleurs de l'image résultante.

Cette compensation introduit cependant une altération de la radiométrie de l'image qui rend difficile l'utilisation de la signature spectrale pour détecter des types de peuplements peu représentés dans des clichés photographiques éloignés. Dans le cas des orthophotos utilisées pour cette étude, les altérations ne sont cependant pas très prononcées. Nous pouvons dès lors les utiliser en vue d'un traitement numérique automatique.

1.2.3 Données de terrain

La collecte des données de terrain a été réalisée en se basant sur la carte des peuplements obtenue par photo-interprétation assistée par ordinateur. Une campagne de terrain permet ensuite de spécifier précisément la nature des objets cartographiés, d'en modifier éventuellement les limites ou d'ajouter les limites non identifiables sur l'orthophoto. La description complète du système d'information géographique constitué dans ce cadre est détaillée dans (Anonymous, 1997).

Les paramètres relevés pour caractériser les peuplements sont:

- l'espèce principale et son pourcentage d'occupation, stade de développement en hauteur et classe de circonférence. Cinq stades de développement en hauteur sont distingués : 0 à 3 m, 3 à 7 m, 7 à 15 m, 15 à 25 m et plus de 25 m. Quatre classes de circonférence prise à 1.50 m du sol sont distinguées : moins de 90 cm, de 90 à 150 cm, de 150 à 200 cm, plus de 200 cm ;
- la deuxième espèce et son pourcentage d'occupation, stade de développement en hauteur et classe de circonférence;
- la troisième espèce;
- le régime: futaie, taillis sous futaie, taillis;
- la structure du peuplement: régulier (équienne), irrégulier (âge multiple);

- l'état général du peuplement: équilibré (si peuplement complet), non équilibré (si peuplement avec des vides).

La typologie des peuplements utilisée dans la suite de l'article est basée sur quatre variables caractérisant les peuplements: l'espèce principale, la deuxième espèce et leurs stades de développement en hauteur. Dans les peuplements mélangés, si l'espèce principale représente plus de 90%, le peuplement est considéré comme monospécifique.

Afin de mieux cerner l'origine des variations spectrales et texturales, le jeu de données a été nettoyé en éliminant les parcelles susceptibles d'introduire une certaine variabilité qui n'est pas liée aux caractéristiques dendrométriques et spécifiques du peuplement. Ainsi, les parcelles de superficie inférieure à 20 ares ont été éliminées. De même, les parcelles se trouvant dans les zones de très forte parallaxe radiale, les zones floues suite aux effets topographiques, les parcelles dont l'apparence ne semblait pas correspondre à la description fournie dans le SIG (il pouvait s'agir d'erreurs d'encodage) ainsi que les parcelles non typiques pour le type de peuplement concerné (si l'état général du peuplement est non équilibré) n'ont pas été retenues dans le jeu de données utilisé dans cette étude. Cette sélection a été faite après une première analyse exploratoire décrite au point 1.3.2. Nous avons ainsi retenu 486 parcelles (tableau 1.3) occupant environ 980 ha, soit 66% de la superficie des parcelles de plus de 20 ares entièrement incluses dans l'image mosaïque.

1.3 Méthode

La démarche de classification par parcelle requiert deux étapes distinctes: la détection des limites des parcelles d'une part et l'identification du type de peuplement d'autre part. L'étude réalisée se concentre uniquement sur la deuxième étape et considère l'existence *a priori* des limites des parcelles. Elles sont directement extraites de la cartographie existante.

1.3.1 Analyse de la texture

Les méthodes d'extraction de l'information texturale sont fort variées et dépendent de la nature des images à analyser et de l'objectif poursuivi. Le but de cette étude étant de discriminer et classer les peuplements, nous nous intéressons aux techniques relatives à la segmentation d'images. Les techniques les plus utilisées dans ce domaine se répartissent en trois catégories: les méthodes statistiques (la matrice de co-occurrence des niveaux de gris, le semi-variogramme), les méthodes basées sur des modèles mathématiques décrivant des portions de l'image (*multiresolution autoregressive model*) et les techniques de traitement des signaux ou approches de filtrages (Randen and Husoy, 1999). Parmi ces méthodes, l'approche de la matrice de co-occurrence des niveaux de gris (*Grey Level Co-occurrence Matrix*—GLCM) est souvent utilisée dans l'analyse des données de télédétection et elle a aussi été choisie pour cette étude.

Les indices de texture dérivés de la GLCM

La GLCM peut être définie comme la matrice des fréquences relatives $p(i, j)$ avec lesquelles deux pixels distant d'une distance d se retrouvent dans l'image l'un avec le niveau de gris i et l'autre avec le niveau de gris j . Elle est généralement calculée sur une fenêtre centrée sur le pixel auquel sera affectée la valeur de l'indice. A l'origine, Haralick et al. (1973) ont proposé 14 statistiques dérivées de la GLCM pour extraire l'information texturale. Nous en avons choisi six qui sont souvent utilisées en télédétection (Baraldi and Parmiggiani, 1995; Carr and de Miranda, 1998; Soh and Tsatsoulis, 1999b,a; Solberg, 1999). Elles sont définies par:

1. Energie ou Second moment angulaire:

$$\sum_i \sum_j p^2(i, j); \quad (1.1)$$

2. Contraste:

$$\sum_i \sum_j (i - j)^2 p(i, j); \quad (1.2)$$

3. Variance:

$$\sum_i \sum_j (i - \mu_i)^2 p(i, j) \quad (1.3)$$

$$\text{où } \mu_i = \sum_i \sum_j i p(i, j);$$

4. Dissimilarité:

$$\sum_i \sum_j |i - j| p(i, j); \quad (1.4)$$

5. Corrélation:

$$\frac{\sum_i \sum_j i j p(i, j) - \mu_i \mu_j}{\sigma_i \sigma_j} \quad (1.5)$$

$$\begin{aligned} \text{où : } \quad & \mu_i = \sum_i \sum_j i p(i, j), \\ & \mu_j = \sum_i \sum_j j p(i, j), \\ & \sigma_i^2 = \sum_i \sum_j (i - \mu_i)^2 p(i, j), \\ & \sigma_j^2 = \sum_i \sum_j (j - \mu_j)^2 p(i, j); \end{aligned}$$

6. Homogénéité:

$$\sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i - j)^2} p(i, j). \quad (1.6)$$

Les paramètres de définition de la GLCM qui influencent le calcul des indices de texture sont la direction suivant laquelle les deux pixels comparés sont choisis, la distance inter-pixel δ , la taille de la fenêtre mobile et le nombre de niveaux de gris.

Dans cette étude, les 6 indices de texture ont été calculés à partir du canal du vert qui, par appréciation visuelle, nous semble le plus riche en information texturale. Pour chaque indice, nous

avons retenu la moyenne des valeurs calculées dans 4 directions (0° , 45° , 90° et 135°) pour compenser au mieux les effets directionnels et de déversement dans la perspective d'utilisation pratique des orthophotos. En effet, la variabilité des conditions d'observation dans une mosaïque de photos orthorectifiées est telle qu'un grand nombre de cas se présentent au sein d'une même image. Les variations étant graduelles et réparties de manière irrégulière au niveau d'une mosaïque, du moins en ce qui concerne le déversement et les effets directionnels dans un cliché, il est très difficile de les modéliser ou de traiter tous les cas séparément.

Le choix de la taille de la fenêtre et de la distance inter-pixel δ a été fait en évaluant visuellement le contraste apporté par différentes combinaisons des valeurs de δ et de la taille de la fenêtre pour trois paramètres: *énergie*, *contraste* et *corrélation*. Par définition, ces paramètres ne sont pas corrélés entre eux (Baraldi and Parmiggiani, 1995). Le tableau 1.1 montre les valeurs testées. Nous avons finalement retenu la fenêtre de 9×9 pixels avec une distance inter-pixel δ de 2 pixels. Une fenêtre large de 9 pixels correspond en effet à un carré de 7.2 m de côté au sol. Ceci est en accord avec la taille des objets structurants que sont les houppiers. Dans les peuplements feuillus adultes, les houppiers ont entre 10 et 15 m de diamètre, alors que dans les peuplements de résineux, ils ont entre 3 et 8 m de diamètre.

Concernant le nombre des niveaux de gris, si celui-ci est élevé par rapport à la taille de la fenêtre, le nombre d'éléments contribuant au calcul de p_{ij} sera faible et la signification statistique de la GLCM sera affectée (Randen and Husoy, 1999). Les auteurs ne sont cependant pas unanimes à ce propos. Les conclusions de Soh and Tsatsoulis (1999b) vont en effet dans le sens opposé. Cependant, lorsque la matrice est calculée sur une petite fenêtre comme dans le cas de cette étude, la matrice non normalisée sera constituée essentiellement des 1 et 0 si le nombre de niveaux de gris est élevé. Les indices de texture qui ne dépendent pas du niveau de gris, notamment l'*énergie*, auront presque toujours des valeurs constantes. La réduction du nombre de niveaux de gris est donc nécessaire. La

Table 1.1: Les tailles de fenêtre et les valeurs de la distance inter-pixel évaluées pour le choix des paramètres de la GLCM. Les cases marquées d'un "×" montrent les combinaisons évaluées.

Taille de la fenêtre	δ			
	1	2	3	5
5×5	×			
7×7	×	×		
9×9	×	×	×	
15×15	×	×	×	×
25×25	×	×	×	×

méthode de réduction des niveaux de gris utilisée dans le cadre de cette étude, implémentée dans le logiciel EASI/PACE de PCI Geomatics (PCI Inc., 2001), ramène les 256 niveaux de gris à 16 niveaux par une mise à échelle adaptative respectant la forme originale des histogrammes.

1.3.2 Protocole de classification

La méthode de classification par parcelle ou classification par objet a été choisie parce que les objets recherchés *in fine* sont des parcelles (ou peuplements) qui, au point de vue spectral, ne sont pas homogènes. En effet, la variabilité interne des peuplements dans des images de très haute résolution spatiale, notamment si la taille du pixel est inférieure à la taille d'un houppier individuel, est telle que les techniques de classification doivent analyser des groupes de pixels plutôt que des pixels individuels.

L'approche de classification par parcelle exige donc la combinaison de données vectorielles (limites des parcelles) et de données matricielles (images numériques). Pour ce faire, nous avons calculé pour chaque polygone la moyenne des valeurs de gris dans les 3 canaux ainsi que la moyenne de chacun des 6 indices de texture. Pour éviter les pixels mixtes dans le voisinage des limites des par-

celles ainsi que les pixels dont les indices de texture ont été calculés au sein d'une fenêtre à cheval sur deux ou plusieurs parcelles, les moyennes ont été calculées après la délimitation d'une zone tampon large de 8 m ($>9 \times 0.8$ m) à partir de chaque limite de parcelle. Les parcelles dont la forme est telle qu'elles présentent quelque part une largeur inférieure ou égale à 16 m ont été scindées en deux ou plusieurs morceaux suite à la délimitation de la zone tampon. Dans ce cas, le plus grand morceau a été retenu et la classe à laquelle il a été affecté après la classification a été considérée comme la classe de toute la parcelle.

Analyse exploratoire

Une image fictive dont chaque pixel représente une parcelle et contenant 9 canaux est créée à partir des valeurs moyennes des réflectances et des indices de texture. Cette image est soumise à la classification non-supervisée par la méthode des nuées dynamiques ou ISODATA (Richards, 1993, p.192). Cette classification non-supervisée avait un objectif exploratoire pour faciliter le choix des parcelles d'entraînement et des parcelles de validation dans la procédure de classification supervisée.

La méthode ISODATA utilise la distance euclidienne comme métrique de ressemblance entre les groupes de pixels. Or la distance euclidienne est sensible à l'échelle des variables impliquées dans le calcul de la distance (Soille, 1999). Si les variables prennent les valeurs dans des intervalles très différents, le résultat de la classification sera principalement influencé par la variable qui prend des valeurs élevées.

En plus, un des critères de maintien d'un groupe de pixels donné concerne l'écart-type maximal acceptable. Si l'écart-type d'une variable calculé sur le groupe de pixels candidats pour constituer une classe dépasse l'écart-type maximum acceptable, le groupe est scindé en deux. Les mesures de texture ne peuvent dès lors être utilisées en même temps que les variables spectrales sans transformation pour leur donner un poids adéquat dans la classification (Ryherd and Woodcock, 1996). A cet effet, les 9 variables retenues

ont été normalisées selon l'équation 1.7:

$$Y_{ij} = \frac{X_{ij} - \mu_j}{\sigma_j}, \quad (1.7)$$

où:

X_{ij} est la valeur non normalisée de la variable j au pixel i ,

Y_{ij} est la valeur normalisée de la variable j au pixel i ,

μ_j est la moyenne de la variable j ,

σ_j est l'écart-type de la variable j calculé pour tous les pixels en excluant la zone tampon

Cette analyse exploratoire combinée à l'interprétation visuelle a permis de constituer le jeu de données décrit au tableau 1.3. Ce jeu de données est soumis à l'analyse discriminante.

Analyse discriminante

Pour les classes dont nous disposons d'au moins 19 parcelles par classe spectrale[†], nous avons divisé le jeu de données en deux lots: les données de calibration et les données de validation. En effet, avec 9 variables, il faut au moins 10 parcelles par classe pour pouvoir estimer les matrices de covariance. Il est cependant recommandé d'utiliser des échantillons plus larges pour avoir des fonctions discriminantes précises. Une estimation grossière des paramètres des fonctions discriminantes entraîne une augmentation d'erreurs de classification (Hoffbeck and Landgrebe, 1996). En télédétection, on considère généralement que la taille de l'échantillon d'entraînement par classe doit être au moins égale à 10 fois le nombre de variables (Richards, 1993; Lillesand and Kiefer, 1994). Populer et al. (1992) constatent qu'avec 8 variables, il leur faut entre 30 et 40 parcelles par classe. L'influence du rapport entre le nombre de variables et la taille des échantillons d'entraînement sur l'exactitude de classification est discutée plus loin dans ce chapitre.

[†]Dans la suite du texte, nous utiliserons le terme "classe spectrale" à la place de "classe spectrale et texturale".

La méthode de maximum de vraisemblance utilisée pour développer les fonctions discriminantes suppose que les variables suivent une distribution normale. La variable énergie dont la distribution n'était pas normale a été transformée d'après l'équation 1.8 (Sokal and Rohlf, 1995, p. 415).

$$X' = \ln(X + 1) \quad (1.8)$$

Afin d'évaluer l'apport de chaque variable dans la discrimination des classes spectrales déterminées lors de l'analyse exploratoire, et par suite sélectionner les variables les plus discriminantes, nous avons estimé le coefficient de détermination et le pouvoir discriminant de chaque variable en utilisant la procédure STEPDISC (SAS Institute Inc., 1989). L'analyse est faite sur le jeu de données complet (données de calibration et données de validation ensemble). Le pouvoir discriminant est évalué par la statistique Λ de Wilks (Morrison, 1990). Il apparaît que les 9 variables apportent une information dans la discrimination des classes spectrales (tableau 1.4). Elles seront toutes retenues pour la suite des analyses.

La suppression de certaines variables peut augmenter la robustesse du modèle mais elle entraîne une perte d'information. Pour trouver le nombre de variables permettant d'une part d'améliorer l'estimation des paramètres des fonctions discriminantes compte tenu de la taille de l'échantillon et d'autre part de ne pas perdre beaucoup d'information, nous avons évalué l'erreur de classification en fonction du nombre de variables utilisées pour le même jeu de données. Partant du modèle complet, utilisant les 9 variables, à chaque pas la variable qui apporte le moins d'information est retirée du modèle sur base de la valeur prise par le Λ de Wilks. Les variables retenues dans le modèle à chaque pas sont reprises au tableau 1.5. Il faut cependant souligner que, si les écarts entre les valeurs de Λ sont faibles, l'ordre des pouvoirs discriminants peut changer. C'est pourquoi des combinaisons différentes de celles établies en suivant uniquement le pouvoir discriminant tel que évalué par le Λ ont également été testées. C'est ainsi que, en se basant sur l'erreur de classification, la variable *énergie* est maintenue dans le modèle

jusqu'au niveau des 7 variables alors qu'elle n'est que 9^e dans le classement sur base du Λ de Wilks. Elle aurait dû être retirée du modèle en premier lieu. Le résultat issu du modèle maximisant l'exactitude globale de classification est retenu. La classification est réalisée avec la procédure DISCRIM (SAS Institute Inc., 1989).

1.4 Résultats

Les types de peuplement identifiés lors de l'analyse exploratoire et confirmés visuellement sont repris au tableau 1.2. La répartition par classe spectrale des parcelles retenues pour l'analyse discriminante figure au tableau 1.3. A propos de la classe Douglas-Epicéa (tableau 1.2), il faut souligner que les peuplements de douglas présentent une signature qui se distingue clairement de celle de l'épicéa, mais cette signature n'est pas stable sur l'ensemble des orthophotos probablement suite à la compensation des couleurs lors de la production des orthophotos. Les mélanges de douglas et d'épicéa ont aussi une signature spectrale proche de celle du douglas. En effet, dans les peuplements adultes mélangés de douglas et d'épicéa, le douglas détermine la signature du peuplement car il est très souvent dominant en proportion et en hauteur.

Les coefficients de détermination des variables utilisées pour la classification sont tous significatifs (tableau 1.4). Toutes ces variables apportent donc de l'information. Quand on évalue leur pouvoir discriminant en utilisant la statistique de Wilks, on constate que la réflectance dans le vert est la plus riche en information pour la discrimination des types de peuplement.

L'étude de l'exactitude globale obtenue en fonction du nombre de variables utilisées dans le processus de classification révèle que:

1. Comme attendu, l'exactitude de classification des données de calibration augmente avec le nombre de variables.
2. L'exactitude de classification des données de validation augmente aussi avec le nombre de variables et atteint son max-

Table 1.2: Description des types de peuplement identifiés par la classification

Type de peuplement	Description sommaire
Epicéa I	Peuplements résineux adultes; l'espèce principale est l'épicéa commun ou un résineux autre que le douglas ou le mélèze; hauteur moyenne supérieure à 15 m.
Epicéa II	Peuplements d'épicéa adultes se distinguant de la classe Epicéa I et ayant un couvert moins dense.
Epicéa III	Peuplements résineux jeunes de moins de 15 m de haut.
Douglas-Epicéa	Peuplements adultes de douglas ou de mélange douglas-épicéa; hauteur moyenne supérieure à 15 m.
Mélèze	Peuplements adultes de mélèze ; hauteur moyenne supérieure à 15 m.
Chêne	Peuplements dont l'espèce principale est le chêne; couvert bien fermé; hauteur moyenne supérieure à 15 m.
Hêtre	Peuplements dont l'espèce principale est le hêtre; couvert bien fermé; hauteur moyenne supérieure à 15 m.
Hêtre-Chêne	Peuplements mélangés de hêtre et de chêne; couvert peu dense (houppiers individuels bien visibles); hauteur moyenne supérieure à 25 m.
Coupe	Coupes à blanc, régénérations de moins de 3 m de haut, friches.

Table 1.3: Répartition des parcelles par classe spectrale et par type de peuplement

Classe	Type de peuplement	Parcelles d'entraînement	Parcelles de validation	Nb. total de parcelles
1	Chêne	14	14	28
2	Coupe	12	12	24
3	Coupe	17	16	33
4	Coupe	23	23	46
5	Douglas-Epicéa	13	13	26
6	Epicéa I	0	0	16
7	Epicéa I	0	0	14
8	Epicéa I	13	12	25
9	Epicéa I	29	29	58
10	Epicéa I	23	23	46
11	Epicéa II	15	16	31
12	Epicéa III	19	19	38
13	Hêtre	17	17	34
14	Hêtre	11	11	22
15	Hêtre-Chêne	14	14	28
16	Mélèze	0	0	17
Total		220	219	486

Table 1.4: Les coefficients de détermination des variables sélectionnées à l'aide de la procédure STEPDISC (SAS/STAT)

Variable	R^2	F	Prob.> F
Vert	0.8701	237.869	0.0001
Corrélation	0.7437	102.753	0.0001
Variance	0.6501	65.653	0.0001
Rouge	0.4674	30.933	0.0001
Contraste	0.3828	21.809	0.0001
Bleu	0.2212	9.966	0.0001
Homogénéité	0.1643	6.879	0.0001
Dissimilarité	0.2136	9.483	0.0001
Energie	0.106	4.129	0.0001

Nota: Les variables sont classées selon leur pouvoir discriminant évalué par la statistique de Wilks.

Table 1.5: Combinaisons de variables utilisées pour la classification selon le nombre de variables

Nb. de variables	Variables maintenues dans l'analyse
9	Vert, corrélation, variance, rouge, contraste, bleu, homogénéité, dissimilarité, énergie
8	Vert, corrélation, variance, rouge, contraste, bleu, homogénéité, énergie
7	Vert, corrélation, variance, rouge, contraste, bleu, énergie
6	Vert, corrélation, variance, rouge, contraste, bleu
5	Vert, corrélation, variance, rouge, contraste
4	Vert, corrélation, variance, rouge
3	Vert, corrélation, variance
2	Vert, corrélation

imum au niveau de 6 variables (figure 1.2). La décroissance de l'exactitude observée au-delà de 6 variables indique que l'estimation des paramètres des fonctions discriminantes devient peu fiable. Dans l'approche de classification par parcelle, l'estimation des matrices de covariance pour la méthode de maximum de vraisemblance est souvent problématique parce que l'échantillon de calibration est réduit. D'autres méthodes adaptées aux données de dimensionnalité élevée ont été proposées (Hoffbeck and Landgrebe, 1996) mais leur étude systématique dépasse le cadre de ce travail.

3. L'exactitude de classification est toujours meilleure si on l'évalue après regroupement des classes par type de peuplement (figure 1.1 vs. figure 1.2). Ceci signifie que les erreurs de classification concernent principalement les classes appartenant au même type de peuplement.

Après regroupement des classes spectrales en types de peuplement, l'évolution de l'exactitude de classification obtenue pour les données de validation en fonction du nombre de variables introduites dans le modèle présente un plateau entre 3 et 5 variables (figure 1.2). Ceci ne signifie pas que la quatrième (rouge) et la cinquième (contraste) variables n'apportent pas d'information utile à la discrimination des peuplements. En effet, si on remplace la variable rouge par la variable bleu au niveau de 4 variables on obtient une exactitude globale de 73% pour les données de validation et 89.7% pour les données de calibration. L'exactitude de classification sur les données de validation n'est donc pas améliorée. C'est la combinaison des variables rouge, contraste et bleu (quatrième, cinquième et sixième) qui fait monter l'exactitude au pic observé.

Compte tenu de la taille du jeu de données retenues dans cette étude, les variables maximisant l'exactitude globale sont le vert, la corrélation, la variance, le rouge, le contraste et le bleu. Nous présentons ci-après les résultats de la classification utilisant ces 6 variables.

Table 1.6: Les matrices de confusion de la classification du jeu de données d’entraînement en utilisant six variables: vert, corrélation, variance, rouge, contraste, bleu.

(A) Résultats par classe spectrale																	
Classe prédite	Classe de référence															Total	PU*(%)
	1	2	3	4	5	8	9	10	11	12	13	14	15				
1	14				1									15	93.3		
2		12		1										13	92.3		
3			17											17	100.0		
4				22										22	100.0		
5					12									12	100.0		
8						13					1			14	92.9		
9							26		2	1				29	89.7		
10							2	23		3				28	82.1		
11							1		13					14	92.9		
12										15	1			16	93.8		
13											14			14	100.0		
14											1	11	1	13	84.6		
15													13	13	100		
Total	14	12	17	23	13	13	29	23	15	19	17	11	14	220			
PP**(%)	100	100	100	95.6	92.3	100	89.7	100	86.7	78.9	82.4	100	92.9				

(B) Résultats par type de peuplement

Type de peuplement prédit	Type de peuplement de référence							Total	PU* (%)
	Chêne	Coupe	Douglas- Epicéa	Epicéa I	Epicéa II	Epicéa III	Hêtre Chêne		
Chêne	14	1						15	93.3
Coupe		52						52	100.0
Douglas-Epicéa			12					12	100.0
Epicéa I				64	2	4	1	71	90.1
Epicéa II				1	13			14	92.9
Epicéa III						15	1	16	93.8
Hêtre							26	27	96.3
Hêtre-Chêne							13	13	100.0
Total	14	52	13	65	15	19	28	220	
PP** (%)	100	100	92.3	98.5	86.7	78.9	92.9		

Nota: Exactitude globale: (A)93.2% et (B)95.0%; *PU, exactitude pour l'utilisateur; **PP, exactitude pour le producteur.

Table 1.7: Les matrices de confusion de la classification du jeu de données de validation en utilisant six variables: vert, corrélation, variance, rouge, contraste, bleu.

(A) Résultats par classe spectrale																	
Classe prédite	Classe de référence															Total	PU* (%)
	1	2	3	4	5	8	9	10	11	12	13	14	15				
1	7												1	8	87.5		
2		6	3	2							3		1	15	40.0		
3			3	11	3									17	64.7		
4		1	2	1	18									22	81.8		
5		1				8				2		2	1	14	57.1		
8							5			1				6	83.3		
9					4			25	1	1				31	80.6		
10								1	23	7				31	74.2		
11							1	3	15		1			20	75.0		
12										8				9	88.9		
13				1			5				12	2	1	21	57.1		
14					1		1				1	7		14	50.0		
15													10	11	90.9		
Total	14	12	16	23	13	12	29	23	16	19	17	11	14	219			
PP** (%)	50	50	68.8	78.3	61.5	41.7	86.2	100	93.8	42.1	70.6	63.6	71.4				

(B) Résultats par type de peuplement										
Type de peuplement prédit		Type de peuplement de référence								
		Chêne	Coupe	Douglas- Epicea			Hêtre- Chêne			
				Epicea I	Epicea II	Epicea III	Hêtre	Chêne	Total	PU* (%)
Chêne	7							1	8	87.5
Coupe	1	49					3	1	54	90.7
Douglas-Epicea	1		8			2	2	1	14	57.1
Epicea I			4	54	1	9			68	79.4
Epicea II				4	15		1		20	75.0
Epicea III		1				8			9	88.9
Hêtre	4	1	1	6			22	1	35	62.9
Hêtre-Chêne	1							10	11	90.9
Total	14	51	13	64	16	19	28	14	219	
PP** (%)	50	96.1	61.5	84.4	93.8	42.1	78.6	71.4		
Nota: Exactitude globale: (A)70.8%; (B)79.0%										

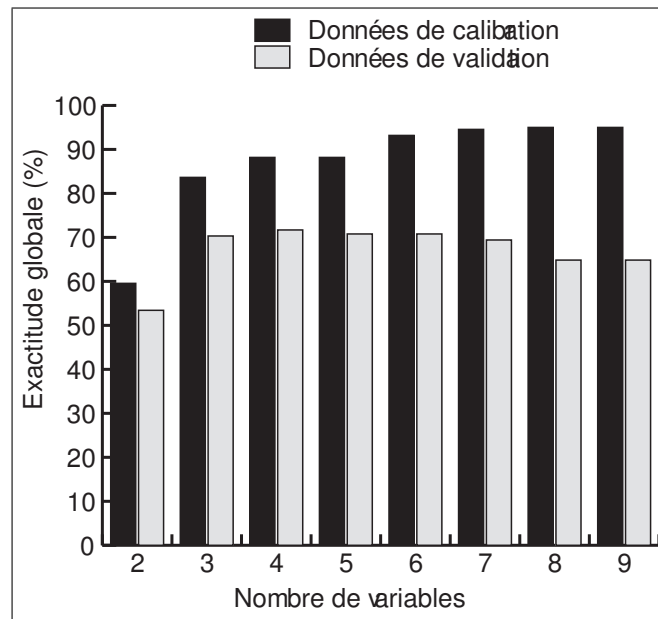


Figure 1.1: Exactitude globale de classification avant le regroupement des classes spectrales en types de peuplement

Les tableaux 1.6 et 1.7 montrent les matrices de confusion de la classification des données de calibration et de validation, respectivement. Il ressort du tableau 1.7(B) que la discrimination des peuplements résineux des peuplements feuillus ne pose pas de problème dans les peuplements adultes, ayant plus de 15 m de haut.

En examinant le tableau 1.7(B), on constate que les peuplements adultes d'épicéa de la classe Epicéa I sont classés avec une exactitude d'environ 84%. Si on regroupe les trois classes d'épicéa, on constate que 92% des parcelles d'épicéa sont correctement classées. Les principales erreurs concernent les peuplements de la catégorie Epicéa III dont une grande partie de parcelles ont été classées en Epicéa I. En effet, dans la catégorie Epicéa III, on trouve des peuplements de résineux, essentiellement de l'épicéa, dont la hauteur totale se situe entre 7 et 15 m, alors que dans la catégorie Epicéa I, il s'agit de peuplements d'épicéa de plus de 15 m de haut. La confusion entre les deux types de peuplement peut donc relever du fait

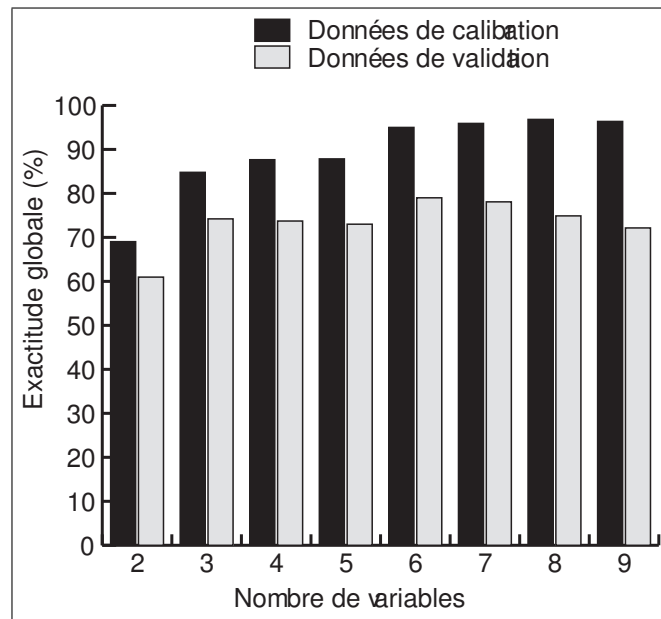


Figure 1.2: Exactitude globale de classification après le regroupement des classes spectrales en types de peuplement

que certains peuplements renseignés comme étant dans la catégorie Epicéa III ont déjà subi la première éclaircie. Dans ce cas, leur densité est plus faible et leur texture sera plus grossière que celle des peuplements qui n'ont pas encore subi la première éclaircie. Il est à noter aussi que pour la catégorie Epicéa III, l'erreur d'omission (58%) est nettement plus importante que l'erreur de contamination (11%). La prise en compte de la densité du peuplement et l'amélioration de l'exactitude des estimateurs des paramètres des fonctions discriminantes en augmentant la taille des échantillons permettraient une meilleure discrimination de ces deux types de peuplement.

Concernant les peuplements de douglas ou les mélanges douglas-épicéa, on constate que l'exactitude est d'environ 62%. Les 38% d'erreur sont cependant majoritairement (31%) classés comme Epicéa I.

Il ressort également du tableau 1.7(B) que 79% des parcelles de

hêtre et 71% des parcelles de mélange chêne-hêtre sont correctement classés. Par contre seuls 50% des parcelles de chêne sont correctement identifiés. Mais les erreurs de contamination de la classe Chêne, notamment par des parcelles de hêtre, sont très limitées.

Si par ailleurs on calcule l'exactitude globale de classification en termes de surface occupée par chaque type de peuplement (tableau 1.8) plutôt qu'en termes de nombre de parcelles (tableau 1.7(B)), on remarque que l'exactitude est meilleure, sauf dans le cas des peuplements de chêne. Les erreurs de classification concernent donc essentiellement les petites parcelles.

Une information utile à l'utilisateur de la carte thématique produite par la classification automatique concerne la proportion de surface classée avec une exactitude supérieure à un seuil donné. Cette information est fournie par le tableau 1.9. Ainsi par exemple, plus de 72% de la superficie totale des parcelles traitées sont classés avec une exactitude supérieure à 80%.

1.5 Conclusions

Dans cette étude nous avons évalué les possibilités de discrimination automatique de peuplements forestiers sur base d'orthophotos numériques en couleurs naturelles d'une résolution spatiale de 0.80 m, acquises au milieu de la saison de végétation. Les données de terrain décrivant les peuplements étaient enregistrées dans un SIG contenant les limites des peuplements obtenues par digitalisation à l'écran.

Du point de vue thématique, neuf types de peuplement caractérisés par leur composition en espèces et leur hauteur ont été identifiés. Les espèces identifiées sont l'épicéa, le douglas et le mélèze pour les résineux, le chêne et le hêtre pour les feuillus. Concernant les classes de hauteur, trois classes ont été distinguées dans les peuplements d'épicéa. Les peuplements d'épicéa pris dans l'ensemble sont classés avec une exactitude de 92% tandis que ceux de douglas ou de mélange douglas-épicéa sont classés avec une exactitude de 62%. L'exactitude de classification des peuplements

Table 1.8: Matrice de confusion de la classification des données de validation exprimée en termes de superficie occupée par chaque type de peuplement (en hectares).

Type de peuplement prédit	Type de peuplement de référence							
	Chêne	Coupe	Douglas- Epicéa	Epicéa I	Epicéa II	Epicéa III	Hêtre	Hêtre- Chêne
Chêne	20.49							16.34
Coupe	0.4	83.98					6.38	6.72
Douglas-Epicéa	0.8		11.35			3.98	1.09	8.71
Epicéa I			3.92	60.02	0.38	8.61		
Epicéa II				2.99	22.74		0.54	
Epicéa III		0.61				12.43	0	
Hêtre	24.78	0.28	0.76	5.32			58.66	0.36
Hêtre-Chêne	5.86							108.77
Total	52.33	84.87	16.03	68.33	23.12	25.01	140.9	66.66
PP** (%)	39.2	98.9	70.8	87.8	98.4	49.7	88	77.2

Nota: Exactitude globale: 79.3%

Table 1.9: La proportion de surface concernée à chaque niveau d'exactitude de classification des données de validation en se référant à l'exactitude pour l'utilisateur (par ex. au moins 72% de la superficie sont classés avec une exactitude pour l'utilisateur supérieure à 80%).

Type de peuplement	Exact. pour l'utilisateur (%)	Surface occupée		Surface cumulée (%)
		(ha)	(%)	
Coupe	95.3	84.87	17.8	17.8
Epicéa II	94.9	23.12	4.8	22.6
Epicéa I	86.6	68.33	14.3	36.9
Epicéa III	86.2	25.01	5.2	42.2
Hêtre-Chêne	82.3	140.90	29.5	71.7
Hêtre	65.1	66.66	14.0	85.7
Chêne	55.7	52.33	11.0	96.6
Douglas-Epicéa	43.8	16.03	3.4	100.0
Superficie totale		477.25	100.0	

de hêtre atteint 84% alors que celle des peuplements de chêne est de 50%. Les 75% des parcelles de chêne mal classées ont été essentiellement classés comme étant du hêtre ou du mélange hêtre-chêne. Etant donné que ces espèces se retrouvent très souvent en peuplements mélangés, l'impact d'une telle erreur de classification est limité.

En ce qui concerne les stades de développement évalués par la hauteur du peuplement, deux classes disjointes ont été distinguées dans les peuplements d'épicéa avec une exactitude moyenne de 75%. Une troisième classe distincte des deux autres au point de vue spectral et textural a été identifiée sans pour autant pouvoir lui associer une classe thématique sur base des informations de terrain disponibles. Notons enfin que si l'exactitude globale de classification du jeu de données de validation est de 79%, il y a plus de 70% de la surface classés avec une exactitude pour l'utilisateur supérieure à 80%.

Du point de vue méthodologique, les résultats de cette étude

montrent que la texture est une source d'information primordiale pour la discrimination des types de peuplements dans des images d'une résolution spatiale de l'ordre de 1 m. Parmi les neuf variables retenues dans l'analyse discriminante, six sont des indices texturaux.

L'intégration des données vectorielles du SIG et des données matricielles des orthophotos a permis de réaliser la classification par parcelle qui est bien adaptée aux images de très haute résolution spatiale. La classification par parcelle, en comparaison avec la classification par pixel, réduit sensiblement le nombre d'éléments à traiter mais aussi la taille de l'échantillon de calibration. Avec un jeu de données de calibration de 220 parcelles, dont une classe de 11 parcelles, l'exactitude globale atteint son maximum quand on utilise les 6 variables les plus discriminantes (les réflectances dans le rouge, le vert et le bleu, ainsi que trois indices texturaux : le contraste, la corrélation et la variance). Au delà de 6 variables, l'exactitude globale diminue suite à une estimation grossière des matrices de covariance. L'évaluation du pouvoir discriminant des 9 variables initialement retenues, montre que si les données de calibration étaient suffisantes, l'exactitude serait améliorée en introduisant les trois variables restantes.

