

# INRS

## INTERPRÉTATION AUTOMATISÉE D'IMAGES DE TÉLÉDÉTECTION

Revue technologique des principales méthodes d'accentuation et  
de classification statistique appliquées à l'environnement forestier

PROGERT: *DT1103*

INRS-Eau: *Rapport scientifique et technique, no 354*

Danielle Marceau, Denis Gratton et Jean-Pierre Fortin

INRS-Eau  
2800, rue Einstein, suite 105  
Sainte-Foy (Québec)  
G1V 4C7

Avril 1992

## TABLE DES MATIERES

1. INTRODUCTION.....	1
1.1 Objectifs et organisation du rapport.....	2
2. MÉTHODES D'ACCENTUATION D'IMAGES.....	4
2.1 Accentuation de l'information spectrale et radiométrique.....	5
2.1.1 Création de compositions colorées.....	5
2.1.2 Amélioration du contraste.....	8
2.1.3 Décorrélacion de bandes.....	9
2.1.4 Opérations arithmétiques sur les bandes.....	11
2.2 Accentuation de l'information spatiale.....	13
2.2.1 Filtres spatiaux.....	13
2.2.2 Intégration de documents à différentes résolutions spatiales.....	14
2.3 Intégration de données auxiliaires et multi-dates.....	14
2.4 Sommaire.....	16
3. MÉTHODES STATISTIQUES DE CLASSIFICATION.....	20
3.1 Classification multispectrale.....	21
3.1.1 Les algorithmes non-paramétriques et paramétriques.....	22
3.1.2 Les limites de la classification multispectrale.....	27
3.2 Méthodes d'extraction de l'information spatiale.....	29
3.2.1 Analyse de texture.....	29
3.2.2 Classification basée sur le contexte.....	30
3.2.3 Limites des méthodes d'extraction d'information spatiale.....	31
3.3 Approche hiérarchisée à multi-échelles.....	33
3.4 Sommaire.....	36
4. CONCLUSIONS.....	41
5. RÉFÉRENCES.....	46

## 1. INTRODUCTION

L'interprétation automatisée d'images de télédétection peut être définie comme l'ensemble des méthodes assistées par ordinateur pour l'extraction d'information à partir des données numériques. Ces méthodes sont regroupées en plusieurs catégories selon leur objectif, le type d'opération appliquée aux données et leur complexité en termes de règle de décision utilisée et du niveau d'information à extraire. Parmi les approches les plus connues, citons l'accentuation, la classification, la segmentation, la morphologie mathématique, les systèmes experts, de même que les modèles déterministes développés dans divers champs d'application.

La plupart de ces méthodes ont déjà été testées sur des images représentant un environnement forestier. En fait, la cartographie du couvert forestier constitue une des premières applications pour laquelle des images de télédétection ont été obtenues et analysées (Hilborn, 1983). Au cours des deux dernières décennies, de nombreuses études ont donc été entreprises pour développer une méthode fiable d'extraction d'information adaptée aux besoins des forestiers. Cet intérêt s'explique par deux facteurs principaux.

D'abord, la forêt représente une composante essentielle des ressources renouvelables de la planète et joue un rôle majeur dans l'économie de plusieurs pays, y compris le Canada. L'inventaire et le suivi des ressources forestières, à l'échelle globale, régionale et locale, afin d'en garantir une gestion adéquate s'avèrent donc des tâches de première importance qui nécessitent des outils de plus en plus performants. Ensuite, les images numériques de télédétection offrent de nombreux avantages pour l'inventaire en milieu forestier. En effet, elles permettent d'obtenir des données à différentes échelles spatiales et temporelles, à un coût relativement peu élevé, sur des territoires qui peuvent s'avérer étendus et difficiles d'accès par des moyens conventionnels. Les données sont acquises dans des portions spécifiques du spectre électromagnétique qui permettent de détecter la composition et les conditions particulières qui caractérisent le couvert forestier, telles que la densité des peuplements, les dommages

causés par le feu, les maladies ou les insectes, les coupes à blanc, etc. Finalement, le format numérique des données facilite leur manipulation (par exemple, la correction géométrique selon un système standard de coordonnées géographiques) et permet de recourir à des méthodes d'analyse automatisées pour accélérer l'extraction d'information.

Toutefois, en dépit du potentiel de la télédétection pour répondre aux besoins d'inventaire et de suivi des ressources forestières, son utilisation demeure marginale parmi les forestiers, en particulier au Québec et au Canada (Gratton *et al.*, 1992). Plusieurs raisons peuvent expliquer cet état de fait. En premier lieu, l'analyse d'images de télédétection requiert un équipement spécialisé et une certaine expertise qui ne sont pas encore disponibles partout. Ensuite, les méthodes d'interprétation d'images les plus largement utilisées ne fournissent pas toujours des résultats qui répondent aux exigences des forestiers. Dans certains cas, cette lacune est liée aux limites mêmes du document employé (résolutions spatiale et spectrale trop grossières, qualité radiométrique insuffisante). Dans d'autres cas, elle dépend des méthodes d'analyse qui ne sont pas toujours bien adaptées aux caractéristiques spectrales et spatiales du couvert forestier. Il importe de trouver rapidement une solution à ce problème, compte tenu de la nécessité d'assurer une meilleure gestion des ressources forestières et de certaines limites devenues évidentes des méthodes traditionnelles.

## **1.1 Objectifs et organisation du rapport**

Le présent rapport s'inscrit dans la démarche qui consiste à favoriser le développement de méthodes opérationnelles d'interprétation automatisée d'images de télédétection afin de répondre aux besoins actuels des forestiers concernant l'inventaire et le suivi des ressources forestières. L'attention est portée sur deux catégories de méthodes, soit l'accentuation et la classification statistique d'images. Les arguments qui militent en faveur d'un tel choix sont les suivants: ces méthodes sont relativement simples à appliquer, elles font grandement appel à l'expertise de l'interprète et

elles sont susceptibles de produire des résultats satisfaisants à court terme et à un coût avantageux pour les utilisateurs.

Les objectifs du rapport sont de deux ordres:

- 1) effectuer une revue des principales méthodes d'accentuation et de classification statistique existantes les plus prometteuses pour les besoins actuels en foresterie;
- 2) à partir d'une analyse critique de ces méthodes, suggérer une ou des avenues de recherche innovatrices pouvant conduire au développement de méthodes opérationnelles adaptées aux exigences des forestiers.

Le chapitre 2 du rapport concerne les méthodes d'accentuation d'images. Celles-ci sont regroupées en trois catégories selon qu'elles aient pour principal objectif l'accentuation de l'information spectrale, l'accentuation de l'information spatiale ou l'intégration de données auxiliaires ou multi-dates pour faciliter l'identification de certains objets et phénomènes.

Le troisième chapitre concerne les méthodes de classification statistique. Les principes de la classification multispectrale sont d'abord décrits de même que les principaux algorithmes de classification dérivés de la théorie spectrale. Ensuite, des méthodes d'extraction d'information spatiale, développées particulièrement au cours de la dernière décennie pour améliorer les résultats de classification automatisée, sont présentées. L'emphase est mise sur l'analyse de texture et la classification basée sur le contexte. Finalement, une approche de classification hiérarchique à multi-échelles est brièvement décrite et proposée comme une avenue de recherche prometteuse en foresterie.

Des conclusions découlant de l'analyse critique des principales méthodes existantes d'accentuation et de classification statistique sont présentées au chapitre 4. Elles ont pour but de guider le développement à court terme de nouvelles méthodes d'analyse d'images qui soient opérationnelles et adaptées aux besoins en foresterie. Une liste de références complète le rapport.

## 2. MÉTHODES D'ACCENTUATION D'IMAGES

De façon générale, l'accentuation d'images fait référence à la préparation de l'image, assistée par ordinateur, pour l'affichage et l'interprétation visuelle. Elle constitue une amélioration subjective du contenu de l'image afin de faire ressortir des objets ou phénomènes jugés importants par l'interprète. Dans certains cas, elle peut servir de pré-traitement à l'interprétation d'images par des méthodes requérant un niveau plus avancé d'automatisation.

Les techniques d'accentuation d'images de télédétection tiennent largement compte des caractéristiques propres à la vision humaine et à la capacité de perception de l'interprète. En conséquence, la propriété la plus utilisée pour accentuer la qualité visuelle d'une image est celle liée au contenu spectral et radiométrique. Plusieurs méthodes sont dérivées de ce principe, telles que la création de compositions colorées, l'amélioration du contraste, la décorrélation de bandes et diverses opérations arithmétiques sur les bandes.

Une deuxième propriété de l'image de télédétection qui influe grandement sur la capacité de discrimination visuelle des objets est le niveau de détail spatial. Des méthodes ont donc été développées afin d'accentuer l'information spatiale d'une image, principalement par l'application de filtres, qui prennent en considération la position relative de pixels à l'intérieur d'un voisinage donné, et par l'intégration de documents à différentes résolutions spatiales.

Une troisième catégorie de méthodes d'accentuation consiste à intégrer des documents auxiliaires, tels qu'une carte de pente et d'orientation, une carte des sols ou des images acquises à des dates différentes afin de faciliter l'interprétation.

Dans les sous-sections qui suivent, chacune de ces méthodes est brièvement décrite dans son application générale. Un exemple de son utilisation dans un contexte forestier, tiré de la littérature récente en télédétection, est ensuite présenté.

## **2.1 Accentuation de l'information spectrale et radiométrique**

Une des qualités premières des images de télédétection est l'acquisition de données dans des portions spécifiques du spectre électromagnétique. La représentation visuelle de l'information multispectrale est donc fondamentale au processus d'interprétation. Une des méthodes de représentation les plus simples consiste à sélectionner les trois meilleures bandes spectrales et à les afficher sur moniteur couleur dans des canaux de chromaticité qui facilitent la discrimination visuelle. Cette procédure correspond à la création de compositions colorées. Elle peut être réalisée à l'aide d'images brutes seulement ou combinée à d'autres méthodes d'accentuation, telles que l'amélioration du contraste, la décorrélation de bandes et certaines opérations arithmétiques sur les bandes.

### **2.1.1 Création de compositions colorées**

La création de compositions colorées la plus simple consiste à afficher les bandes spectrales sur moniteur couleur axé sur les canaux rouge, vert et bleu. Ces canaux correspondent aux trois couleurs primaires additives qui permettent de reconstituer l'image d'objets perceptibles par l'oeil humain (Bonn et Rochon, 1992). Étant donné que la plupart des systèmes d'acquisition produisent plus que trois bandes spectrales, il importe de sélectionner les trois bandes les plus représentatives de l'information à extraire. Plusieurs systèmes d'analyse d'images permettent l'affichage en au moins cinq bits par axe de couleur pour tirer profit de la marge dynamique des niveaux de gris de chacune des bandes spectrales.

La simple utilisation de composés couleurs sur écran vidéo ou en format analogique a été démontrée comme étant passablement efficace pour l'interprétation visuelle en milieu forestier. Évidemment, le type et la qualité de l'information qui peut être extraite à la suite de l'interprétation visuelle varient grandement en fonction des caractéristiques spectrales et spatiales du document utilisé.

Une étude a été effectuée pour évaluer le potentiel des images SPOT panchromatique (PLA) et multispectrale (MLA) pour l'interprétation visuelle des surfaces de coupe forestière dans une région de forêt boréale en Alberta (Hall *et al.*, 1991). Deux critères ont été analysés, soit la détection et la précision dans la délimitation des zones de coupe. La cartographie visuelle a été réalisée à partir du système de reproduction de transparents Procom-2 sur une carte de base planimétrique produite de façon photogrammétrique.

Les résultats révèlent que la précision dans la détection des surfaces de coupe est sensiblement la même pour les images PLA (90,7%) et les images MLA (89,6%). Toutefois, il faut tenir compte du lien existant entre une augmentation de la précision et la dimension des surfaces de coupe. Dans le cas de la délimitation des frontières, une erreur spatiale de 24 m pour les images PLA et de 26 m pour les images MLA a été identifiée. Certaines des erreurs de délimitation originent de l'agrandissement des transparents de l'échelle 1:500 000 à l'échelle du 1:20 000. D'autres erreurs sont liées à l'échelle de la carte de base et à celle provenant du tracé de la frontière. Ces erreurs de délimitation sont légèrement supérieures à l'erreur d'environ 21 m obtenue à partir de photographies aériennes à l'échelle 1:15 000. Toutefois, les images SPOT offrent des avantages additionnels, tels qu'une vision synoptique, une manipulation plus rapide des données et, dans le cas où les surfaces de coupe sont nombreuses, un coût d'opération moins élevé.

Les différences entre les images PLA et MLA sont davantage d'ordre informationnel que liées à la précision de la délimitation des surfaces. Les images PLA apportent une information auxiliaire sur le réseau routier et certains types d'utilisation du terrain. Par contre, les images MLA fournissent une information additionnelle sur les grandes classes de peuplements forestiers, les différenciations entre les zones productives et les zones non-productives et l'état de la régénération.

Des études semblables ont été réalisées à partir des images TM pour évaluer leur contenu général en information sur le couvert

forestier. Les bandes de l'infrarouge moyen (TM5), du proche infrarouge (TM4) et du rouge (TM3) ont été identifiées comme celles contenant le plus d'information (Ahern and Archibald, 1986). Toutefois, la bande du bleu (TM1) a aussi été identifiée, lors de tests sur des images aéroportées simulant le Thematic Mapper, comme contenant une information précieuse sur le niveau de défoliation (Nelson *et al.*, 1984). Un problème réside dans le niveau élevé de diffusion atmosphérique dans cette longueur d'onde, ce qui nécessite des corrections appropriées.

Une évaluation visuelle de la part de spécialistes en foresterie a permis de constater que le capteur TM fournit des renseignements valables aux fins de l'aménagement forestier. Dans les régions d'exploitation forestière, les images du capteur TM indiquent clairement les éclaircies, les coupes partielles, ainsi que la plupart des chemins forestiers et des dépôts transitoires. Il est également possible de déceler les ravages causés par les insectes, les éboulements et les déracinements par le vent. Les images TM permettent aussi de distinguer les régions d'exploitation recouvertes de repousses et les endroits où elles sont masquées par suite de la surcroissance de la végétation non désirée. Les secteurs où la végétation de surcroissance a été éliminée par une activité sylvicole ont pu aussi être identifiés. L'importance de la bande TM5 a de plus été soulignée dans cette étude. Elle permet de distinguer les secteurs de repousse et de déracinement causé par le vent, les surfaces de sol nu liées aux cicatrices laissées par les mouvements de masse et les régions comportant un nombre important d'arbres morts. Cette bande fournit aussi de l'information sur la densité de la végétation lors du processus de régénération et sur les zones de coupe (Ahern and Archibald, 1986; Horler and Ahern, 1986; Dupont *et al.*, 1989).

Peu importe les images utilisées, un inconvénient de l'affichage simple dans les trois axes de couleur rouge, vert et bleu est que des changements abrupts de couleur ou d'intensité de couleur qui ne résultent pas de changements réels de la scène ont tendance à confondre l'interprète plutôt qu'à faciliter sa tâche (Haydn *et al.*,

1982). Des méthodes ont donc été proposées afin de minimiser les variations d'apparence sur écran d'une séquence d'images qui ne sont pas dues à des changements géographiques, mais plutôt à des modifications dans les conditions d'acquisition (conditions d'illumination, états de l'atmosphère et faible étendue dynamique du couvert forestier) (Ahern and Sirois, 1989). L'objectif visé est d'inclure le plus d'information possible lors de l'affichage des images tout en tentant d'uniformiser les documents les uns par rapport aux autres.

Une méthode plus performante que l'affichage dans des axes de couleurs additives consiste à utiliser les canaux de brillance, de nuance et de saturation (B-N-S) (*Intensity-Hue-Saturation*) d'une représentation par chromaticité (Haydn *et al.*, 1982). Étant donné que l'oeil humain ordonne naturellement et de façon décroissante ces trois composantes de chromaticité, cette méthode présente l'avantage de pondérer les trois canaux d'une image lors de l'affichage en fonction de l'importance accordée à chacun d'eux. Ainsi, l'interprète peut percevoir indépendamment différents types de données affichées simultanément (par exemple, des données spectrales et topographiques).

Dans le même ordre d'idées, un système de couleurs optimal, connu sous le nom de système de Taylor (Taylor, 1974), a été développé pour l'affichage de composantes principales de plusieurs bandes spectrales (voir section 2.1.3 ). Cette approche, souvent utilisée pour l'affichage d'images représentant un milieu forestier, définit les coordonnées chromatiques du système de couleurs par la brillance, un axe rouge-vert et un axe jaune-bleu (Beaubien, 1987; Leckie and Dombrowski, 1984).

### 2.1.2 Amélioration du contraste

Dans la plupart des cas, l'étendue dynamique des niveaux de gris qu'occupent les données de télédétection acquises au-dessus d'un environnement forestier ne représente qu'une fraction de l'étendue dynamique du capteur qui est habituellement de 256 niveaux de gris (8 bits) dans chacune des bandes. L'objectif général des techniques

d'amélioration du contraste d'images est de faciliter la discrimination visuelle d'objets en utilisant de façon optimale toute l'étendue dynamique d'un système d'affichage. Elles consistent à appliquer une transformation, linéaire ou non, à l'amplitude du signal de chacun des pixels d'une image afin que l'ensemble des amplitudes occupe plus efficacement l'échelle de niveaux de gris disponibles (Bonn et Rochon, 1992). L'interprète est le seul à pouvoir évaluer l'efficacité d'une telle méthode. L'amélioration du contraste est aussi dépendante de la qualité du document original et des différents types de couverts présents sur la scène.

Borry *et al.* (1990) ont évalué l'impact de différentes méthodes d'accentuation d'images SPOT multispectrales pour l'interprétation visuelle d'un milieu forestier incluant des méthodes visant à accroître le contraste (transformations logarithmique et linéaire, accentuation des contours). Ils ont constaté qu'il n'existe pas de différences significatives dans la facilité à interpréter les images avec l'une ou l'autre des méthodes d'accentuation, incluant celles améliorant le contraste. Par ailleurs, Leckie et Dombrowski (1984), effectuant une analyse semblable avec des images MEIS-II à 1,2 m de résolution spatiale et 5 bandes spectrales, ont conclu que les méthodes d'amélioration du contraste n'augmentent pas autant la qualité des images pour l'interprétation visuelle que d'autres méthodes d'accentuation comme celle de l'analyse en composantes principales.

Toutefois, Ahern et Sirois (1989) ont démontré qu'une amélioration du contraste à partir d'un étirement d'histogramme de type racine carrée est beaucoup plus approprié au profil radiométrique typique d'images acquises au-dessus d'un environnement forestier.

### 2.1.3 Décorrélation de bandes

Dans la recherche des meilleures bandes spectrales pour maximiser le potentiel de discrimination de l'information forestière, il est possible d'adopter deux approches, soit sélectionner les trois bandes les plus représentatives de la scène à étudier ou procéder à

une combinaison des canaux originaux pour ne conserver que l'information mettant en évidence les objets d'intérêt. Dans le cadre de cette deuxième approche, une des méthodes les plus utilisées est la décorrélation de bandes par analyse en composantes principales.

Cette technique repose sur la constatation qu'il existe une corrélation, parfois très élevée, entre les données spectrales d'un ensemble de bandes, ce qui signifie une redondance d'information et peut entraîner des coûts d'analyse supérieurs lorsque l'ensemble des bandes est pris en considération. Une façon de corriger ce problème consiste essentiellement à transformer les données originales en combinaisons linéaires décorréllées de telle sorte que chaque combinaison linéaire extraite successivement, appelée composante principale, ait une variance de plus en plus réduite. En d'autres termes, la première composante principale représentera la proportion la plus élevée de la variance totale des données originales, alors que les composantes successives représenteront des proportions de plus en plus réduites de la variance résiduelle. Cette technique offre le double avantage de réduire substantiellement le volume des données tout en préservant leur variance totale (Fung and LeDrew, 1987; Singh and Harrison, 1985).

Leckie et Dombrowski (1984) ont évalué le potentiel de différentes méthodes d'accentuation de données MEIS-II pour la discrimination visuelle des espèces de résineux. La méthode des composantes principales et l'affichage dans l'espace couleur de Taylor des composantes 2, 3 et 4 a été identifiée par des spécialistes en interprétation forestière comme étant la meilleure méthode. Fait à noter, la composante principale présentant la variance la plus élevée n'a pas été reconnue comme la bande contenant l'information la plus utile dans cette étude.

Une adaptation de la méthode standard des composantes principales a été développée et testée sur des images Landsat TM dans des régions de forêt boréale, coniférienne et mixte au Québec. Les composantes principales originent d'un échantillonnage, sur les bandes 3, 4 et 5, limité à des proportions déterminées de quatre types de

couverts: le résineux, le feuillu et deux types de dénudé (dénudé et dénudé végétalisé). Elles sont ensuite affichées selon les axes de la structure de couleurs de Taylor défini précédemment. L'accentuation de thèmes particuliers peut être effectuée en procédant à un étalement linéaire de l'histogramme des composantes principales ou en modifiant le choix des bandes spectrales. Ce type d'accentuation a fourni des résultats intéressants, particulièrement en ce qui concerne la discrimination de la régénération forestière et des niveaux de dommages causés par la tordeuse des bourgeons de l'épinette (Beaubien, 1987). Une méthodologie semblable a aussi été appliquée sur des images Landsat MSS (Dion et Beaubien, 1989).

#### **2.1.4 Opérations arithmétiques sur les bandes**

Les propriétés optiques du couvert forestier varient en fonction des caractéristiques de l'arbre (l'organisation des feuilles et des branches), du sol et de la végétation du fond de scène. Cependant, c'est la réflectance des feuilles (le terme feuille inclut ici les aiguilles de résineux) qui permet d'identifier si, à l'intérieur d'une surface donnée, le couvert forestier est dense et en santé.

Une analyse du profil spectral des feuilles révèle trois régions caractéristiques de leurs propriétés optiques. Dans la bande du visible (400-700 nm), les feuilles possèdent une réflectance faible. Une grande partie de la radiation incidente est absorbée par les pigments de chlorophylle qui possèdent deux bandes d'absorption dans le bleu et le rouge. La réflectance maximale de la feuille se produit donc dans la région du jaune-vert, située environ à 550 nm. Dans le proche-infrarouge (700-1300 nm), les pigments de chlorophylle et la cellulose sont transparents, ce qui a pour effet de réfléchir ou de transmettre la radiation incidente. La partie réfléchie peut alors représenter jusqu'à 50% du rayonnement incident. Cette proportion varie en fonction du nombre, de la taille et de la géométrie des cellules de la feuille. Dans la troisième région, celle de l'infrarouge moyen (1300-2500 nm), les propriétés optiques de la feuille sont en grande partie influencées par la teneur en eau. Dans cette région du spectre apparaissent deux maxima de réflectance à 1650 et 2200 nm où l'absorption par l'eau est

minimale. Une variation de la réflectance dans ces deux longueurs d'onde est indicatrice de la variation de la teneur en eau de la feuille.

Comme les feuilles vivantes absorbent le rayonnement rouge et réfléchissent le proche-infrarouge, plusieurs indices dérivés de l'association de l'information enregistrée dans ces deux bandes ont été développés pour mesurer la quantité de végétation sur un territoire donné et tenter d'obtenir une approximation de l'indice foliaire (Bonn et Rochon, 1992). Le plus simple indice est le rapport de la bande infrarouge sur la bande rouge. Toutefois, il est assez sensible aux conditions locales, en particulier à la couleur du sol. D'autres indices ont donc été développés afin de réduire cet effet du sol. Le plus employé est l'indice de végétation de différence normalisée (IVDN) défini par l'équation:  $(\text{infrarouge} - \text{rouge}) / (\text{infrarouge} + \text{rouge})$ .

La réflectance d'un couvert forestier est fonction non seulement des conditions internes du couvert comme les feuilles et l'écorce, mais des conditions externes, telles que l'angle zénithal solaire, la géométrie de l'axe de visée du capteur et les conditions atmosphériques. La qualité d'un indice de végétation réside dans l'atténuation de ces effets externes au profit de l'information concernant le couvert. Il est possible de minimiser ces effets externes sur l'indice de végétation par le biais d'analyse multi-dates (Holben, 1986).

Le calcul de l'indice de différence normalisée (IVDN) sur des images TM du printemps, juste au début de la période de croissance, a permis une accentuation des peuplements de résineux et de mélangés à tendance résineuse qui sont généralement masqués par les feuillus sur des images d'été (Sader and Jadcowski, 1989). Une comparaison multi-dates des valeurs de IVND, entre une image acquise à l'été lorsque la réflectance des feuillus dans le proche-infrarouge est élevée et une image acquise au début du printemps ou à la fin de l'automne lorsque les feuilles sont absentes, a permis d'établir de façon relative la proportion de résineux et de feuillus dans les forêts à espèces mélangées (Sader and Jadcowski, 1989; Fortin et Gratton, 1992).

## 2.2 Accentuation de l'information spatiale

Les méthodes d'accentuation spatiale ont pour but de faire ressortir des caractéristiques spatiales particulières d'une image, telles que les éléments linéaires, les bordures, des aspects de la texture, ou d'accentuer le niveau de détail de l'ensemble d'une image. Les deux catégories de méthodes qui répondent à ces objectifs sont les filtres spatiaux et l'intégration de documents à différentes résolutions spatiales.

### 2.2.1 Filtres spatiaux

La technique des filtres spatiaux consiste à appliquer une fenêtre mobile sur l'image, définissant un voisinage de pixels, et à calculer une fonction mathématique ou statistique sur ce voisinage de façon à produire une image résultante mettant en évidence l'information spatiale souhaitée. Certains filtres, appelés passe-bas, ont pour effet de faire ressortir les grands ensembles homogènes de l'image alors que d'autres, dits passe-haut, accentuent les bordures et les zones contrastées (Bonn et Rochon, 1992).

Ainsi, un filtre passe-haut a été appliqué avec succès sur des images Landsat TM afin de faire ressortir les limites des zones de coupe et les routes forestières (Sader and Jadcowski, 1989).

Des filtres statistiques sont aussi utilisés afin d'accentuer la texture des peuplements forestiers. La texture représente les variations spatiales des niveaux de gris d'un voisinage de pixels. La variance, calculée à l'intérieur d'une fenêtre d'analyse se déplaçant sur l'image, a permis d'améliorer considérablement l'interprétation de la densité du couvert forestier (Strahler *et al.*, 1979). Les mesures de variance faibles correspondent à des peuplements forestiers denses et continus tandis que les valeurs élevées sont associées à un couvert discontinu. Les valeurs les plus élevées se retrouvent entre les zones forestières et les secteurs non-forestiers ou de coupe, mettant ainsi en évidence les bordures de ces secteurs.

### **2.2.2 Intégration de documents à différentes résolutions spatiales**

A bien des égards, les documents de télédétection possèdent des qualités complémentaires pour l'interprétation visuelle de couverts forestiers. Ainsi, l'intégration d'un document à fine résolution spatiale, telle que l'image SPOT panchromatique (10 m), avec des images multispectrales à résolution spatiale plus grossière permet d'associer les qualités de ces deux types de documents. Il a été démontré que les images SPOT panchromatiques apportent une bonne précision dans la délimitation de couverts ayant des caractéristiques spectrales fort différentes (Hall *et al.*, 1991). Par ailleurs, l'éventail spectral des images Landsat permet la discrimination des grandes classes de peuplements et de certaines espèces (Hall *et al.*, 1991; Ahern and Archibald, 1986; Horler and Ahern, 1986). L'intégration de ces deux types de document peut donc améliorer considérablement le niveau d'information pouvant être extrait.

Les résultats obtenus à partir de différentes méthodes d'intégration varient selon la qualité et la date d'acquisition des images. Une intégration linéaire d'images SPOT panchromatique et multispectrales acquises durant la période de croissance printanière a apporté une amélioration significative dans la discrimination des zones forestières et non-forestières (Borrey *et al.*, 1990).

### **2.3 Intégration de données auxiliaires et multi-dates**

Plusieurs sources de données sont disponibles pour la production de cartes d'inventaire forestier. Toutefois, en raison de la dispersion et des problèmes d'association de ces différentes sources d'information, seule une petite partie est réellement utilisée lors de la production cartographique (Anctil, 1992). L'intégration de données numériques auxiliaires ou multi-dates à des images de télédétection peut accentuer des éléments présents sur la scène et assurer l'interprète forestier de la validité de son analyse.

Une étude a été menée pour identifier des classes de régénération à partir d'images TM acquises en été et en automne (Kneppeck et Ahern, 1989). Des transparents ont été créés à partir des images d'automne et d'été de la bande 4 de même que de l'image d'été de la bande 3, linéairement étirées. L'analyse visuelle sur Procom-2 a permis de déterminer trois classes de régénération des conifères: faible (<700 tronc/ha), intermédiaire (700 à 1400 tronc/ha) et surpeuplé (>1400 troncs/ha), avec une précision de 87%, 37% et 75%, respectivement. La classe intermédiaire pose des problèmes en raison de la confusion créée par les feuillus et autres repousses et le bois mort. Cette méthode a aussi permis d'identifier des classes de bois mou, de bois mort debout, de zones humides, de routes, de clairières et de plans d'eau.

L'étude menée par Borry *et al.* (1990) décrite précédemment a démontré, qu'en ce qui concerne les données SPOT, le choix de la méthode d'accentuation pour l'interprétation visuelle est d'une importance mineure par rapport à la date d'acquisition. Les images acquises au cours du début de la saison de croissance se sont révélées les plus appropriées. Dans ce cas, une méthode simple d'accentuation a permis d'atteindre des niveaux de précision souhaités (environ 80%) pour la discrimination des zones forestières et non-forestières. Elle a aussi permis d'extraire une information détaillée sur les routes, les zones de coupe et les espèces d'arbres dont la précision peut atteindre 70%.

Dans des zones à relief très accidenté, l'information sur la topographie a permis d'améliorer le potentiel de discrimination de différentes classes de peuplements. A partir d'un modèle numérique d'élévation (MNÉ), une information de pente, d'orientation et d'élévation a été extraite et intégrée aux données de l'image originale afin de séparer avec plus de précision les zones à forte croissance et celles à croissance plus modeste (Franklin *et al.*, 1986).

Les données provenant de cartes forestières produites de façon manuelle et subséquemment numérisées peuvent s'avérer des outils précieux dans l'interprétation d'images de télédétection. En plus de

permettre une évaluation rapide des changements survenus dans une région forestière, cette intégration facilite l'association visuelle de la réponse spectrale des couverts forestiers avec les classes délimitées à l'aide de photographies aériennes, par exemple. Cette association de méthodes conventionnelles d'interprétation et de télédétection multispectrale pourrait aussi s'avérer très efficace lors du processus ultérieur de classification automatisée.

## 2.4 Sommaire

De façon générale, l'accentuation d'images fait référence à la préparation de l'image, assistée par ordinateur, pour l'affichage et l'interprétation visuelle. Elle constitue une amélioration subjective du contenu de l'image afin de faire ressortir des objets ou phénomènes jugés importants par l'interprète.

Une des méthodes d'accentuation les plus simples consiste à afficher les bandes spectrales sur moniteur couleur axé sur les canaux rouge, vert et bleu. La simple utilisation de ces composés couleurs sur écran vidéo ou en format analogique a été démontrée comme étant passablement efficace pour l'interprétation visuelle en milieu forestier. Cependant, le type et la qualité de l'information qui peut être extraite à la suite de l'interprétation visuelle varient grandement en fonction des caractéristiques spectrales et spatiales du document utilisé.

Par exemple, à partir d'une image satellitaire SPOT, possédant une fine résolution spatiale, mais une étendue spectrale restreinte, il est possible d'obtenir une précision élevée lors de l'identification des couverts forestiers et de leurs frontières lorsque les surfaces sont spectralement très distinctes, comme les zones de coupe. En comparaison, des images à résolution spatiale plus grossière, mais couvrant une étendue spectrale plus large, telles que les images TM, permettent d'identifier des variations dans l'état du couvert forestier qui sont plus difficilement discernables lorsque la gamme de bandes spectrales est limitée. Il en résulte toutefois une légère perte de précision dans la délinéation spatiale. L'utilisation d'images provenant de capteurs aéroportés, tels que MEIS-II, allient la finesse du détail

spatial et l'éventail de bandes spectrales qui peuvent permettre la discrimination des espèces.

Un inconvénient de l'affichage simple dans les trois axes de couleurs additives rouge, vert et bleu est que des changements abrupts de couleur ou d'intensité de couleur d'une image à l'autre, qui ne résultent pas de changements réels dans les objets composant la scène, ont tendance à confondre l'interprète plutôt qu'à faciliter sa tâche. Des méthodes ont donc été proposées afin de minimiser les variations d'apparence de l'image sur écran qui ne sont pas dues à des changements géographiques, mais plutôt à des modifications dans les conditions d'acquisition.

L'affichage sur un système d'axes de chromaticité basé sur la brillance, la nuance et la saturation présente des avantages additionnels comparé à l'affichage simple par couleurs additives. Étant donné que l'oeil humain ordonne naturellement et de façon décroissante ces trois composantes, l'affichage de trois canaux selon cette méthode permet de les pondérer en fonction de l'importance accordée à chacun d'eux. Ainsi, en plus de bien identifier l'information contenue dans chacun des canaux, l'interprète peut percevoir indépendamment différents types de données, pas nécessairement spectrales, affichées simultanément. Ce procédé peut s'avérer très efficace pour l'utilisation de documents auxiliaires dans le processus d'interprétation.

En plus de la méthode d'affichage et du choix des meilleures bandes brutes, diverses procédures d'accentuation peuvent être utilisées pour augmenter la qualité visuelle des images ou mettre en évidence un type particulier d'information. Ainsi, certains types d'étirement d'histogramme de distribution de fréquences, tel que celui de la racine carrée, peuvent améliorer significativement le contraste de l'image et faciliter la discrimination de certaines classes.

Les méthodes de décorrélation de bandes, comme celle basée sur l'analyse en composantes principales, ont acquis un certain succès auprès des interprètes forestiers. Certaines approches, testées sur des

images MSS et TM, favorisent l'utilisation de sites d'entraînement de couverts cibles pour le calcul des vecteurs et des valeurs propres. Ce type d'accentuation a fourni des résultats intéressants, particulièrement en ce qui concerne la discrimination de la régénération forestière et des niveaux de dommages causés par la tordeuse des bourgeons de l'épinette.

Des méthodes d'accentuation qui consistent à appliquer des opérations arithmétiques sur l'image originale afin de créer de nouveaux canaux ont aussi été développées. En particulier, le comportement spectral complémentaire du couvert forestier dans les bandes du rouge et du proche-infrarouge a servi à créer différents indices de l'état phénologique du couvert forestier. La qualité des indices de végétation réside dans l'atténuation d'effets externes, comme les conditions d'illumination et les effets atmosphériques, au profit de l'information concernant le couvert. L'approche basée sur les valeurs maximales de l'indice de végétation de différence normalisée, calculées à partir d'images multi-dates, tend à réduire ces effets externes.

Dans le domaine spatial, différentes méthodes de filtrage par l'application d'une fenêtre mobile permettent de faire ressortir des caractéristiques spatiales particulières d'une image, comme les limites des zones de coupe, les routes forestières et la densité des peuplements forestiers représentée par la variance calculée sur un voisinage de pixels.

En dernier lieu, il a été démontré que les documents de télédétection possèdent des qualités complémentaires pour l'interprétation visuelle de couverts forestiers. Ainsi, l'intégration d'un document dont la qualité première est la fine résolution spatiale, tel que l'image SPOT panchromatique (10 m), avec des images de résolution spatiale moins fine, mais dont les qualités spectrales sont supérieures peut contribuer grandement à améliorer l'interprétation visuelle.

L'intégration de données numériques auxiliaires ou multi-dates peut aussi accentuer des éléments présents sur l'image de télédétection et assurer l'interprète forestier de la validité de son analyse. Les données provenant de cartes forestières produites de façon manuelle et subséquemment numérisées, lorsqu'affichées dans les canaux de brillance, nuance et saturation, peuvent s'avérer des outils précieux pour l'interprétation d'images de télédétection. En plus de permettre une évaluation rapide des changements survenus dans l'environnement forestier, cette intégration facilite l'association visuelle de la réponse spectrale des couverts forestiers avec les classes délimitées sur des photographies aériennes, par exemple. Cette association de méthodes conventionnelles d'interprétation et de télédétection multispectrale pourrait s'avérer aussi très efficace lors du processus ultérieur de classification automatisée.

### 3. MÉTHODES STATISTIQUES DE CLASSIFICATION

Les images numériques de télédétection, à l'état brut, constituent un important volume de données que l'esprit humain peut difficilement interpréter lorsqu'elles sont considérées isolément. Afin de transformer ces données en information utile, une étape de généralisation est nécessaire, c'est-à-dire que les données doivent être classifiées. La classification automatisée d'images apparaît donc comme un outil performant pour traiter une grande quantité de données et pour fournir à l'interprète un premier regroupement des éléments géographiques composant une scène.

L'objectif fondamental de la classification est de découper une image en un certain nombre de classes en assignant chaque valeur de l'image à une classe unique à partir d'une règle de décision. Cette règle peut être de plusieurs types: statistique, probabiliste, mathématique ou logique. Elle peut aussi être simple ou multiple; dans ce deuxième cas, plus d'un critère est invoqué lors de l'assignation des pixels à une classe.

La procédure de classification d'images de télédétection multispectrale origine de l'observation que des objets au sol possédant des propriétés spectrales semblables génèrent des valeurs spectrales qui tendent à former des nuages de points dans l'espace multidimensionnel. En conséquence, des règles de décision statistiques et probabilistes peuvent être aisément appliquées pour découper l'espace des données en classes relativement homogènes, correspondant à des objets d'intérêt au sol (Fig. 1). Avant l'avènement d'images de télédétection, plusieurs algorithmes avaient été proposés dans la littérature statistique et étaient utilisés dans diverses applications. Ces algorithmes ont donc été empruntés pour donner lieu à ce qui est devenu une procédure standard en télédétection: la classification multispectrale.

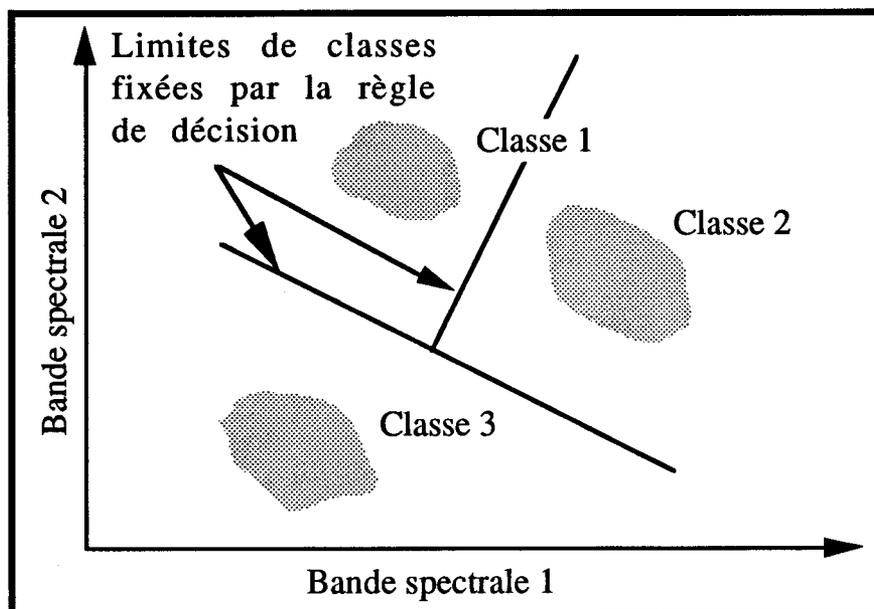


Figure 1. Découpage de l'espace spectral (d'après Swain, 1978).

### 3.1 Classification multispectrale

La classification multispectrale est une approche simple de classification, basée uniquement sur les mesures spectrales, où chaque pixel est considéré isolément, c'est-à-dire sans tenir compte de sa position dans l'image et de sa relation avec ses voisins, et assigné à une classe unique à partir d'une règle de décision statistique ou probabiliste.

La classification multispectrale repose sur la prémisse fondamentale que les valeurs qui composent une image correspondent aux propriétés spectrales des objets de la scène au-dessus de laquelle l'image a été acquise. Cette prémisse fait référence au concept largement utilisé en télédétection de signature spectrale.

Chaque objet sur la surface de la terre émet, absorbe, réfléchit et transmet de l'énergie électromagnétique. Étant donné que cette quantité d'énergie varie significativement d'un objet à l'autre, et d'une bande spectrale à l'autre, elle constitue ce qui est appelée la signature spectrale de l'objet. Théoriquement, si le spectre électromagnétique est subdivisé en bandes suffisamment étroites et soigneusement sélectionnées, chaque objet possède une signature spectrale unique qui

peut donc être utilisée comme information indirecte permettant d'induire la présence de cet objet au sol à partir de l'image.

Même s'il est vrai que plusieurs couverts à la surface de la terre présentent des réflectances spectrales caractéristiques, l'expérience a démontré que les réponses ne sont pas absolues et nécessairement uniques. En effet, les signatures spectrales sont influencées par l'atmosphère et les limites physiques du capteur. Les caractéristiques spectrales peuvent aussi varier considérablement dans le temps. Par exemple, un peuplement de pins blancs à différentes étapes de croissance présentera une réponse spectrale variable. De plus, le même peuplement peut, à un moment donné, exhiber des variations de réponse spectrale dans différents secteurs géographiques, dues, par exemple, aux variations du fond de scène ou à une topographie changeante. Conséquemment, la réponse spectrale d'un matériel de surface n'est pas caractérisée par une simple courbe déterministe, mais par une famille de courbes concentrées dans une enveloppe de variations causées par des facteurs naturels ou liées aux caractéristiques du capteur (Schowengert, 1983; Lillesand and Kiefer, 1987).

### **3.1.1 Les algorithmes non-paramétriques et paramétriques**

Sur la base du concept de signature spectrale, plusieurs algorithmes de classification ont été développés et testés sur des images de télédétection représentant différents environnements. Ces algorithmes peuvent être regroupés en deux grandes catégories: les algorithmes non-paramétriques et paramétriques. Dans le premier groupe, aucune forme particulière de distribution de fréquences des données spectrales n'est supposée. Deux algorithmes connus appartiennent à cette catégorie: celui de la distance euclidienne minimum et celui du parallélépipède. Dans le second groupe, les paramètres d'une distribution particulière des données sont estimés et utilisés lors de l'application de la règle de décision. Le type de distribution le plus souvent employé est la distribution normale. L'algorithme du maximum de vraisemblance est le plus largement utilisé de cette catégorie.

Les algorithmes de classification peuvent être caractérisés par la structure géométrique qu'ils imposent dans l'espace multispectral afin d'assigner un pixel à une classe particulière. Une des stratégies de classification les plus simples consiste à appliquer une frontière linéaire pour découper l'espace multispectral. La distance minimum entre le pixel et le centre d'un nuage de valeurs, représenté par la moyenne, devient la règle de décision pour l'assignation de ce pixel à cette classe (Fig. 2). La distance euclidienne est une mesure souvent utilisée pour la détermination de la proximité spatiale entre les pixels et les nuages de points (Kelly, 1983; Lillesand and Kiefer, 1987). Ce type d'algorithme est mathématiquement simple et efficace. La limite majeure de cette approche est son manque de souplesse par rapport aux différents degrés de variance dans la réponse spectrale des données (Campbell, 1987; Lillesand and Kiefer, 1987).

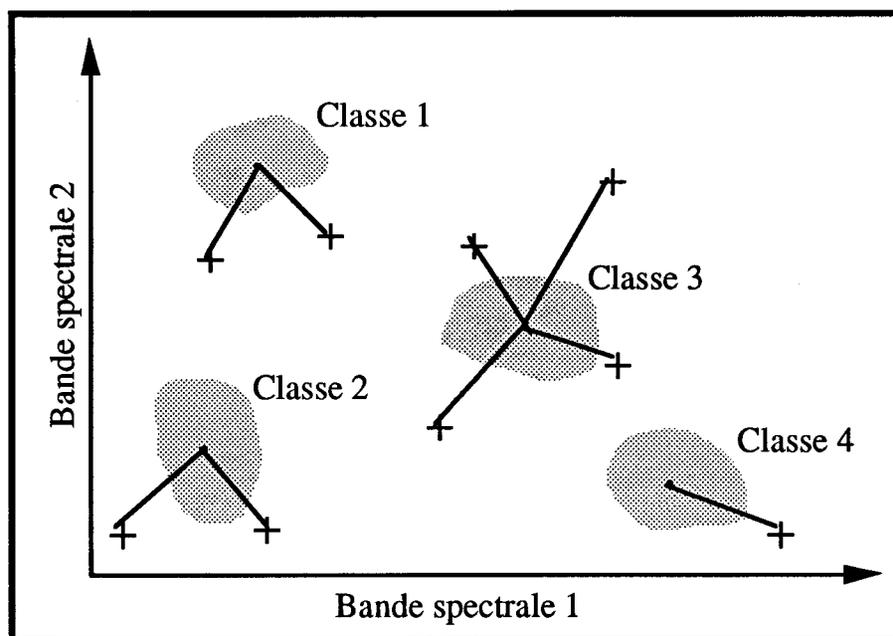


Figure 2. Algorithme de la distance minimum (d'après Campbell, 1987).

Une première étape pour améliorer la sensibilité de l'algorithme de classification à la variance des classes consiste à prendre en considération leur étendue spectrale, calculée à partir de l'histogramme de l'image ou de pixels d'entraînement préalablement sélectionnés. Les bornes inférieure et supérieure de chaque classe

délimitent des régions à l'intérieur de l'espace multidimensionnel des données. Ces régions prennent la forme d'une boîte avec des côtés parallèles et perpendiculaires: un parallélépipède, d'après lequel l'algorithme est nommé (Kelly, 1983) (Fig. 3).

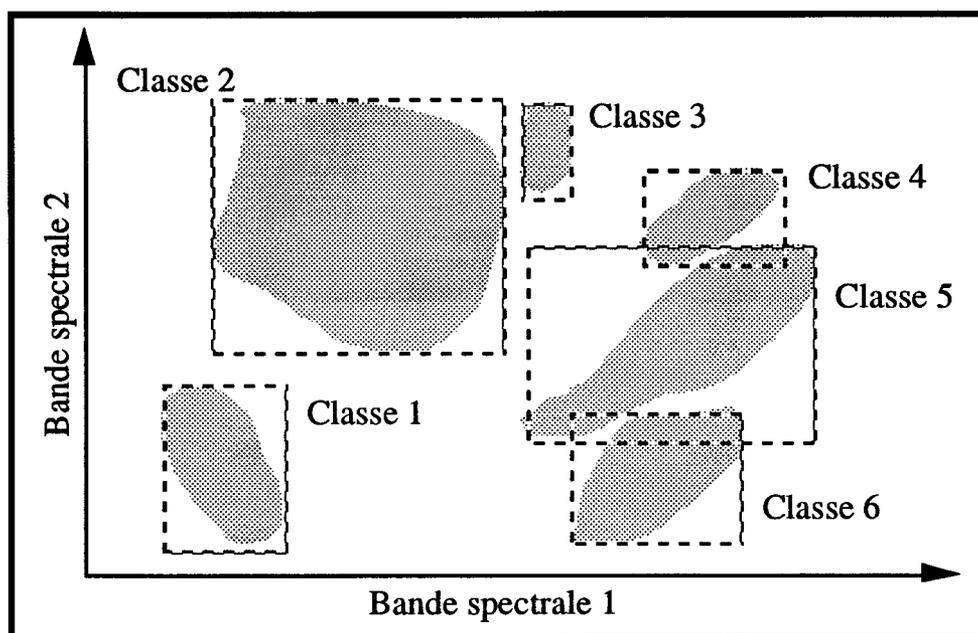


Figure 3. Algorithme du parallélépipède (d'après Lillesand and Kiefer, 1987).

Des difficultés sont rencontrées lorsque les classes spectrales se superposent. En effet, l'expérience a démontré que les classes spectrales possèdent souvent une corrélation et une covariance élevées. La covariance est la tendance des valeurs spectrales de deux bandes à varier de façon similaire, produisant des nuages de points allongés et inclinés dans l'espace spectral. Dans des cas semblables, la région de décision de forme rectangulaire délimitée par l'algorithme du parallélépipède ne se conforme pas très bien à l'arrangement géométrique des classes, ce qui entraîne des résultats de classification faibles (Fig. 4). Les pixels occupant les zones de recoupement sont alors classifiés comme "indécis" ou placés arbitrairement dans l'une ou l'autre classe se recoupant (Lillesand and Kiefer, 1987).

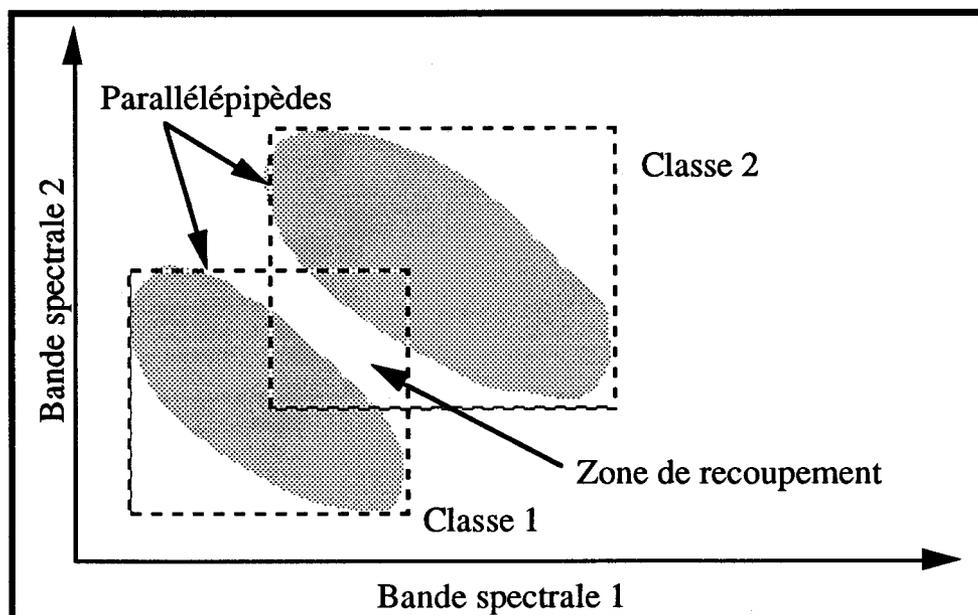


Figure 4. Classification par parallélépipède résultant en une zone de recoupement (d'après Richards, 1986).

Estimer avec plus de précision l'arrangement spatial des nuages de valeurs spectrales requiert plus d'information descriptive et conséquemment un accroissement dans l'allocation de la mémoire de l'ordinateur. Une solution à ce problème consiste à utiliser des algorithmes de type paramétrique qui supposent une distribution de fréquences particulière des classes composant l'image à classifier. L'avantage d'une telle stratégie est que seuls les paramètres et la formule générale représentant le type de distribution doivent être emmagasinés dans l'ordinateur afin de décrire chacune des classes spectrales de l'image. L'algorithme basé sur le maximum de vraisemblance et son extension plus sophistiquée, l'algorithme bayésien, appartiennent à cette famille de méthodes de classification couramment utilisées en télédétection.

L'algorithme du maximum de vraisemblance prend en considération la covariance des classes spectrales lors de l'assignation des pixels. Il définit des contours de forme ellipsoïdale dans l'espace multispectral qui maximisent les chances de bonne classification (Fig. 5). La distribution des classes spectrales composant l'image est supposée normale. Les paramètres de cette distribution, la moyenne,

la variance et la covariance, sont généralement estimés à partir de pixels d'entraînement. La probabilité conditionnelle qu'un pixel appartienne à chacune des classes est ensuite calculée. Le pixel est assigné à la classe pour laquelle la probabilité d'appartenance est la plus élevée (Swain, 1978).

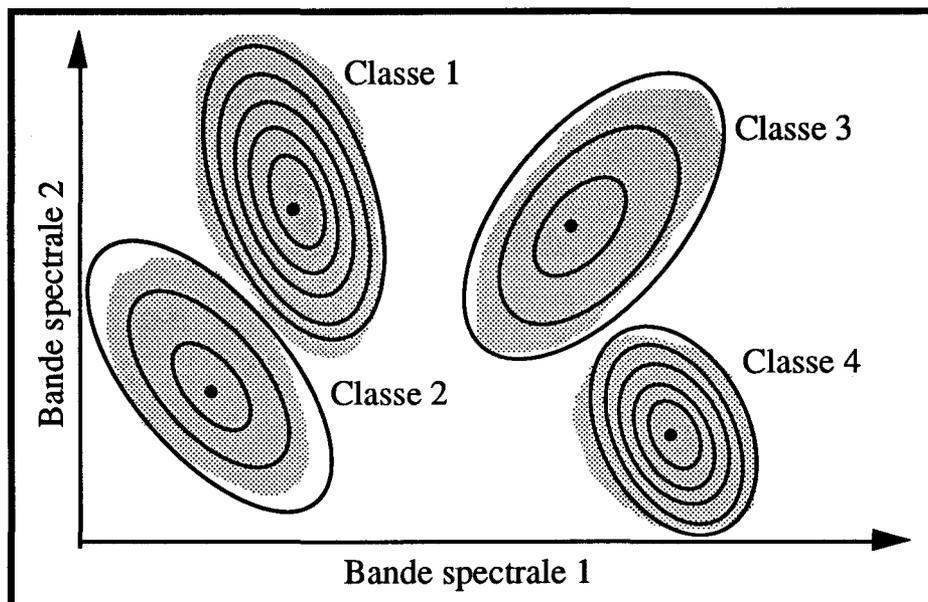


Figure 5. Algorithme du maximum de vraisemblance (d'après Burrough, 1986).

Une évaluation des algorithmes de classification non-paramétriques et paramétriques révèle que les premiers sont potentiellement plus fiables en raison de leur capacité à discriminer les classes convenablement en n'imposant pas aux données une forme particulière de distribution de fréquences. Toutefois, cet avantage nécessite un nombre important de pixels d'entraînement et une longue période de calcul pour estimer adéquatement la vraie distribution des données de chaque classe. En contre partie, les méthodes paramétriques sont ordinairement beaucoup plus simples à implanter en raison de l'hypothèse *a priori* des distributions de fréquences théoriques des classes. Le modèle le plus souvent utilisé, la normalité multivariée ou modèle gaussien, s'est révélé une bonne approximation de la distribution des classes spectrales dans un grand nombre d'applications de la télédétection (Swain, 1978).

Toutefois, deux précautions doivent être prises lors de l'utilisation du modèle gaussien. Premièrement, un nombre suffisant de pixels d'entraînement représentatifs et spatialement décorréllés doivent être disponibles afin d'estimer correctement le vecteur moyen et la matrice de covariance de chaque classe. Ce nombre doit être de l'ordre de  $10^n$  ou mieux encore de  $100^n$  ( $n$ =nombre de bandes) afin de produire un estimé précis des paramètres de chaque classe. La deuxième mise en garde fait référence au cas où l'hypothèse de distribution normale n'est pas satisfaite. Si les classes possèdent des fonctions de probabilité distinctement multimodales, comme c'est souvent le cas lorsque la résolution spatiale des images est plus fine que la taille des objets composant les classes, il est important de subdiviser ces classes en sous-classes, idéalement une pour chacun des modes de la distribution, afin que la fonction de probabilité de chaque sous-classe puisse être représentée par une fonction normale (Swain, 1978).

Une évaluation de différentes méthodes de classification paramétriques et non-paramétriques a été réalisée à partir d'images MSS pour la cartographie d'un couvert forestier (Hudson, 1987). L'étude a démontré que la classification par l'algorithme du maximum de vraisemblance demeure l'approche qui fournit les meilleurs résultats. Toutefois, l'exactitude de classification est davantage influencée par la composition et la distribution du couvert forestier que par le type d'algorithme utilisé.

### **3.1.2 Les limites de la classification multispectrale**

Les algorithmes de classification multispectrale précédemment décrits ont été développés dans les années '70, principalement pour l'analyse des images Landsat MSS dont la résolution spatiale est de 79 m x 56 m. A cette résolution, la valeur de luminance enregistrée au capteur pour chaque pixel représente l'aggrégation de couverts souvent spectralement très différents. Par exemple, la luminance émanant de couronnes d'arbre, de chemins forestiers et de fonds de scène arbustifs est intégrée à l'intérieur d'un pixel et la valeur résultante est supposée caractéristique d'un peuplement forestier. La

classification est alors basée sur l'hypothèse qu'un nombre approprié de pixels d'entraînement pour chaque classe en permettra une bonne discrimination.

Avec l'avènement d'images de télédétection à haute résolution spatiale, comme celles obtenues par les capteurs Landsat TM, SPOT HRV de même que par les capteurs aéroportés, certaines limites des algorithmes de classification multispectrale sont devenues évidentes. Lorsque la résolution spatiale est fine, la dimension du pixel se rapproche de celle des types de couvert qui peuvent composer une classe. Chaque type de couvert possède alors sa propre réponse spectrale, ce qui accroît la confusion entre des classes qui ont des couverts en commun. Ainsi, dans une même région, de la confusion apparaîtra entre des zones forestières et des zones agricoles ou en friche, car à une résolution relativement fine ces classes comportent des éléments de végétation semblables.

Une analyse des données multispectrales afin d'évaluer les effets d'une modification de la résolution spatiale sur l'exactitude de classification d'images représentant un milieu forestier révèle que la variabilité spectrale des couverts s'accroît lorsque la résolution spatiale devient plus fine (Kan *et al.*, 1975; Sadowski *et al.*, 1977; Latty and Hoffer, 1981). Cette plus haute variabilité spectrale réduit la séparabilité statistique des classes dans l'espace spectral et tend à réduire l'exactitude des classifications. Tel que démontré par Sadowski *et al.* (1977), lorsque la résolution spatiale est fine, la signature spectrale de différents types et conditions de peuplements forestiers se caractérise par une variance élevée, ce qui entraîne un recoupement dans l'espace multispectral et des erreurs de classification. Lorsque la résolution est dégradée, de 2 m<sup>2</sup> à 64 m<sup>2</sup>, la variance de chaque signature spectrale décroît alors que la moyenne demeure inchangée, ce qui diminue le recoupement spectral et améliore les résultats de classification.

La conclusion qui se dégage de l'ensemble de ces études est que les algorithmes de classification multispectrale, qui considèrent chaque pixel isolément sans tenir compte de sa relation avec ses voisins, ne

sont pas bien adaptés aux images à fine résolution spatiale. Le niveau de détail additionnel présent sur ces images, qui constitue une information supplémentaire lors de l'interprétation visuelle, crée de la confusion spectrale lors de l'interprétation automatisée, ce qui réduit l'exactitude des classifications ainsi produites.

### **3.2 Méthodes d'extraction de l'information spatiale**

Suite à la constatation des limites des algorithmes de classification multispectrale, un grand nombre de recherches ont été entreprises afin de mettre au point des méthodes d'interprétation automatisée d'images plus efficaces et plus fiables. Parmi les nouvelles approches qui ont été largement diffusées dans la littérature figure celle de l'extraction d'information spatiale des images. Elle repose sur le principe que le niveau de détail additionnel révélé sur les images à fine résolution spatiale peut être considéré non pas comme un bruit nuisible, mais comme une information supplémentaire, de type spatial, pouvant faciliter l'identification des classes. Deux méthodes permettant l'extraction de ce type d'information ont été développées et largement testées en télédétection: l'analyse de texture et la classification basée sur le contexte.

#### **3.2.1 Analyse de texture**

D'un point de vue statistique, la texture peut être définie comme la variabilité spatiale de niveaux de gris à l'intérieur d'un voisinage de pixels qui contribuent à l'aspect général de l'image (Thomas, 1977). Plusieurs méthodes d'analyse de texture ont été testées sur des images de télédétection. Une description et une analyse critique de la plupart d'entre elles peuvent être trouvées dans Marceau (1989).

De façon générale, l'analyse de texture consiste à appliquer sur l'image une fenêtre mobile, d'une dimension donnée, qui définit un voisinage de pixels sur lequel une statistique est calculée, telle que l'homogénéité, le contraste, la variance, etc. Une image de texture est ainsi formée par les valeurs de la statistique en remplacement des valeurs spectrales de l'image originale. Cette image peut ensuite être

combinée aux images spectrales originales lors d'une classification pour améliorer la discrimination de certaines classes spectralement semblables, mais présentant une texture différente.

Une analyse semblable a été réalisée sur des images TM pour discriminer des vergers de peuplements de feuillus dans une région de l'état de New York (Gordon and Philipson, 1986). Spectralement, il existe un fort recoupement entre les deux classes, particulièrement lorsque les arbres fruitiers sont matures. Cependant, les vergers se distinguent par un espacement caractéristique entre les rangées d'arbres. L'analyse de texture a permis d'accentuer cette propriété, ce qui a contribué à améliorer significativement la classification des deux types d'utilisation du sol.

### 3.2.2 Classification basée sur le contexte

Alors que la texture fait référence aux variations spatiales internes d'un voisinage de pixels, le contexte se définit par la relation spatiale entre un pixel particulier et les classes de pixels qui l'entourent. La plupart des algorithmes de classification contextuelle reposent sur le principe suivant: si un pixel non-identifié est entouré d'une proportion élevée de pixels appartenant à une classe donnée, il existe une forte probabilité que ce pixel appartienne aussi à cette classe. Cette approche de classification représente une tentative de simuler les méthodes plus complexes d'interprétation visuelle où l'expert procède par association pour identifier un objet sur une image en se basant sur sa position spatiale en relation avec d'autres objets déjà identifiés (Latty and Hoffer, 1981; Gurney and Townshend, 1983; Campbell, 1987).

Un exemple d'algorithme basé sur le contexte appliqué au milieu forestier est fourni par une étude de Skidmore (1989a). Une classification de peuplements forestiers, par le biais d'un système expert utilisant la probabilité d'appartenance *a posteriori* à une classe, est d'abord réalisée. A la suite de cette classification, une vérification contextuelle est effectuée sur une fenêtre de 3x3 pixels. La classe assignée au pixel central de la fenêtre d'analyse est comparée aux

classes des huit pixels voisins pour vérifier si elles sont identiques, c'est-à-dire qu'elles correspondent au même écosystème. Une table de relations biophysiques est incorporée dans l'algorithme de façon à vérifier quelles sont les espèces qui se retrouvent naturellement dans le même environnement. Dans le cas où la classe biophysique assignée au pixel central ne correspond pas à la classe de un ou de plusieurs pixels voisins, un niveau de mauvaise relation contextuelle est établi et sert de poids afin de recalculer une nouvelle probabilité d'appartenance *a posteriori* du pixel central à une classe.

### **3.2.3 Limites des méthodes d'extraction d'information spatiale**

Les méthodes d'extraction d'information spatiale, telles que celles basées sur la texture et le contexte, ont connu un développement considérable, particulièrement au cours de la dernière décennie. Toutefois, une analyse critique de l'ensemble des résultats obtenus révèle quelques observations importantes. Premièrement, l'analyse de texture peut être utilisée avec succès pour accroître la fiabilité de la classification de certains types d'utilisation du sol (c'est-à-dire des classes spectralement hétérogènes composées de plus d'un type de couvert). Toutefois, dans le cas de classes spectralement homogènes, les résultats de classification obtenus par une analyse de texture peuvent s'avérer inférieurs à ceux obtenus par une analyse multispectrale seule. En conséquence, la fiabilité de l'ensemble de la classification résultant d'une analyse de texture peut ne se révéler que légèrement supérieure à celle d'une classification multispectrale, tout en augmentant considérablement la complexité de l'algorithme et le temps d'exécution.

Plusieurs travaux ont illustré ce problème dont certains concernant la zone péri-urbaine (Gong *et al.*, 1991; Coulombe *et al.*, 1991; Jensen, 1979), l'environnement forestier (Teillet *et al.*, 1981; Vleck *et al.*, 1987) et des territoires agricoles (Pultz and Brown, 1987). Toutes ces études soulignent l'utilité des mesures de texture pour augmenter la fiabilité de la classification de certains thèmes.

Cependant, suivant les conclusions de Jensen (1979), la méthode d'analyse texturale implique des analyses additionnelles pouvant ne conduire qu'à un faible accroissement de la fiabilité générale de la classification.

La taille de la fenêtre d'analyse à l'intérieur de laquelle des mesures statistiques de la texture sont calculées représente la variable déterminante responsable de la gamme de résultats obtenus par l'analyse de texture (Marceau *et al.*, 1990). Cette conclusion n'est pas surprenante étant donné que l'élément fondamental dans la notion de texture d'une image se retrouve dans la répétition caractéristique de formes élémentaires à l'intérieur d'une surface donnée. Si la taille de la fenêtre est trop petite, la valeur de la statistique calculée sur le voisinage de pixels ne représentera pas les variations spatiales internes caractéristiques de l'objet à discriminer. Au contraire, si la taille de la fenêtre est trop grande, la texture mesurée sera alors le résultat d'une agrégation de plusieurs objets. En conséquence, cette variable doit être soigneusement sélectionnée de façon à pouvoir mesurer adéquatement les fluctuations des niveaux de gris caractéristiques de la texture d'un objet particulier (Roan *et al.*, 1987; Unser and Eden, 1989).

L'approche de classification basée sur le contexte soulève les mêmes questions et observations que celles identifiées pour l'analyse de texture (Gong, 1990; Wharton, 1982; Gurney and Townshend, 1983; Alonso and Soria, 1989; Moller-Jensen, 1990). En effet, le principe de la classification contextuelle est d'associer un pixel à son voisinage en fonction de la similarité spectrale ou d'autres propriétés. La plupart des algorithmes de classification basés sur le contexte requièrent une fenêtre d'analyse locale afin de délimiter la zone d'influence des pixels avoisinants. Le succès de cette approche dépend donc aussi du choix approprié de la taille de la fenêtre d'analyse.

Le problème d'identifier la taille de fenêtre la plus appropriée pour l'analyse des caractéristiques spatiales d'objets au sol est assez difficile à résoudre. Très souvent, la sélection d'une taille de fenêtre

est réalisée empiriquement à partir d'une estimation de la dimension des éléments texturaux et contextuels à être identifiés. D'un point de vue théorique, la difficulté de définir la taille du voisinage pour l'analyse spatiale est en fait une répétition du problème original relié à la taille du pixel lors de la classification multispectrale. Dans les deux cas, le problème fondamental consiste à associer le contenu d'une image numérique aux entités géographiques d'intérêt. Or, il appert que dans la plupart des études concernant la classification d'images de télédétection, une caractéristique intrinsèque des objets géographiques a été négligée: celle de l'échelle et de l'agrégation spatiale. Il importe de développer de nouvelles méthodes d'interprétation d'images de télédétection afin de prendre en considération cette propriété de l'espace géographique.

### 3.3 Approche hiérarchisée à multi-échelles

Les algorithmes de classification décrits dans les sections précédentes fonctionnent selon un principe commun qui est le suivant: tous les pixels d'une image, acquise à une résolution spatiale donnée, doivent être regroupés dans un certain nombre de classes sensées correspondre aux objets d'intérêt au sol. Implicitement donc, la résolution spatiale de l'image utilisée est supposée adéquate pour permettre la détection et l'identification de ces différents objets.

Une études récente a démontré que les résultats de classification automatisée dépendent de la relation étroite entre la résolution spatiale d'une image et les propriétés spatiales des objets au sol (Marceau *et al.*, 1991). L'inconsistance des résultats de classification obtenus par la plupart des méthodes automatisées peut donc s'expliquer par le fait que la résolution spatiale utilisée n'est pas adaptée aux différents objets à classifier. Ce problème origine des caractéristiques particulières de l'environnement géographique et des méthodes d'échantillonnage habituellement utilisées pour le mesurer et le décrire (Marceau, 1992).

Dans plusieurs sciences, telles que la zoologie et la botanique, la classification concerne des entités discrètes et irréductibles qui

peuvent être facilement caractérisées à partir de critères pré-déterminés. En géographie, la question est plus complexe parce que les objets à classer ne sont pas homogènes et ne possèdent pas de frontières fixes et définitives: ils sont distribués sur la surface de la terre selon un continuum. Les objets géographiques sont en fait des entités spatiales qui se définissent par leurs propriétés physiques, mais aussi par leur localisation et la relation spatiale avec leurs voisins.

Ainsi, une forêt est composée de différents peuplements de densité, de dimension, de forme et d'arrangement spatial très variables. A son tour, chaque peuplement est le résultat de l'agrégation d'arbres d'espèce, d'âge et de condition particulières. Chaque espèce d'arbres est aussi caractérisée par une organisation spécifique de tronc, de branches et de feuilles. Une forêt comporte de plus un arrangement variable d'espèces de sous-bois, de clairières et de sentiers distribués de façon discontinue et irrégulière. Chaque niveau d'observation d'un couvert forestier révélera donc des caractéristiques propres à ce niveau qui pourra différer considérablement d'un niveau à l'autre. Cette propriété des objets géographiques est celle de l'échelle et de l'agrégation spatiale (Openshaw, 1984).

Étant donné que l'environnement géographique se présente comme un continuum, les premières tentatives des scientifiques pour délimiter et définir les objets géographiques étaient qualitatives et laissaient beaucoup de place à la subjectivité des auteurs. Avec l'avènement de la révolution quantitative, durant la seconde moitié de ce siècle, qui préconise l'utilisation de méthodes d'analyse plus objectives, les géographes ont adopté le principe d'une grille d'échantillonnage, généralement de dimension fixe et pré-déterminée, appliquée au-dessus d'une région pour délimiter les objets géographiques à l'étude. A chaque maille de la grille d'échantillonnage est associée une mesure ou une observation qualitative. Des méthodes statistiques peuvent ensuite être aisément appliquées sur ces données afin de faciliter leur compilation et leur analyse (Grigg, 1967).

Un exemple d'application d'une grille d'échantillonnage pour obtenir des mesures sur une région géographique est fourni par l'acquisition d'images de télédétection numérique. En ce cas, les mailles de la grille, de forme et de dimension fixes, sont déterminées par la résolution spatiale du capteur. Un problème majeur résultant de ce type d'approche est que les limites des unités spatiales ainsi définies sont totalement artificielles et ne correspondent pas nécessairement aux frontières réelles des objets géographiques d'intérêt (Openshaw, 1984). La résolution spatiale utilisée définit implicitement une échelle d'observation et un niveau d'agrégation qui ne sont pas toujours adaptés aux caractéristiques des objets au sol qui en permettraient l'identification. Lorsque des algorithmes de classification, tels que ceux décrits précédemment, sont appliqués sur ce type d'images, les résultats peuvent donc s'avérer grandement variables et, parfois, imprévisibles.

L'approche proposée pour contrer ce problème est de type hiérarchique, c'est-à-dire que l'interprétation d'images est réalisée à de multiples échelles et niveaux d'agrégation, adaptés aux caractéristiques spectrales et spatiales des objets à classifier. Cette démarche est semblable à celle suivie par les photos-interprètes qui emploient des documents à échelles de plus en plus grandes pour analyser un territoire et établir une classification. Elle se rapproche aussi du développement de systèmes experts où des règles de décision logiques sont utilisées lors du processus de délimitation et d'identification des classes.

Une telle approche suppose les étapes méthodologiques suivantes. D'abord, une campagne de terrain exhaustive doit être menée afin de recueillir des données détaillées sur des propriétés spatiales du couvert forestier, à différentes échelles et niveaux d'agrégation, telles que la localisation, la dimension, la forme, la densité et l'arrangement des diverses composantes. Ces données doivent de plus être associées à des variables de type spectral, telles que la composition du peuplement, l'âge des arbres et leur condition, le type de sous-bois, la présence de clairières et autres catégories

d'occupation du sol. Ensuite, le contenu d'information d'images à différentes résolutions spatiales doit être analysé de façon à établir la relation entre ce contenu et les propriétés spatiales et spectrales des objets au sol. A partir de cette analyse, il sera dès lors possible de construire une base de connaissances pour associer le type d'objets à classifier sur une image de télédétection et une résolution spatiale particulière qui maximise les chances de discrimination de cet objet.

L'approche de classification conventionnelle, qui consiste à tenter de classifier tous les pixels d'une image à partir d'une seule résolution spatiale, est abandonnée au profit d'une méthode sélective où chaque objet géographique d'intérêt est extrait de l'image en fonction de ses caractéristiques propres. Parmi les techniques récemment proposées dans la littérature, les algorithmes de croissance des régions fournissent des résultats intéressants, en particulier pour le milieu forestier (Skidmore, 1989b). Ces algorithmes regroupent progressivement des pixels autour d'un pixel de départ sur la base d'un ou de plusieurs critères de similarité. L'avantage de cette approche est qu'elle permet de combiner avantageusement des critères spectraux et spatiaux et de les adapter en fonction des caractéristiques particulières des objets à discriminer.

Le raffinement d'un algorithme de ce type, combiné à une base de connaissances qui établit la relation entre les propriétés spectrales et spatiales des objets au sol et la résolution spatiale optimale d'une image pour en permettre la discrimination, est considérée comme une avenue de recherche très prometteuse pouvant répondre, à court terme, à plusieurs besoins en foresterie.

### **3.4 Sommaire**

L'objectif fondamental de la classification est de découper une image en un certain nombre de classes en assignant chaque valeur qui la compose à une classe unique à partir d'une règle de décision qui peut être statistique, probabiliste, mathématique ou logique.

La procédure de classification d'images de télédétection multispectrale origine de l'observation que des objets au sol possédant des propriétés spectrales semblables génèrent des valeurs spectrales qui tendent à former des nuages de points dans l'espace multidimensionnel. Des règles de décision statistiques et probabilistes peuvent donc être aisément appliquées pour découper l'espace des données en classes relativement homogènes, correspondant à des objets d'intérêt au sol. Toutefois, même s'il est vrai que plusieurs couverts à la surface de la terre présentent des réflectances spectrales caractéristiques, l'expérience a démontré que les réponses ne sont pas absolues et nécessairement uniques. Conséquemment, la réponse spectrale d'un matériel de surface n'est pas caractérisée par une simple courbe déterministe, mais par une famille de courbes concentrées dans une enveloppe de variations causées par des facteurs naturels ou liées aux caractéristiques du capteur.

Les algorithmes de classification multispectrale ont été développés dans les années '70, principalement pour l'analyse des images Landsat MSS dont la résolution spatiale est de 79 m x 56 m. A cette résolution, la valeur de luminance enregistrée au capteur pour chaque pixel représente l'agrégation de couverts souvent spectralement très différents dont l'ensemble est supposé caractéristique d'une classe. Avec l'avènement d'images de télédétection à haute résolution spatiale, la dimension du pixel se rapproche de celle des types de couvert qui peuvent composer une classe. Chaque type de couvert possède alors sa propre réponse spectrale, ce qui accroît la confusion entre des classes qui ont des couverts en commun. Cette plus haute variabilité spectrale réduit la séparabilité statistique des classes dans l'espace spectral et tend à réduire l'exactitude des classifications. Des études ont démontré que dans plusieurs types d'environnement, les algorithmes de classification multispectrale, qui considèrent chaque pixel isolément sans tenir compte de sa relation avec ses voisins, ne sont pas bien adaptés aux images à fine résolution spatiale.

Suite à la constatation des limites des algorithmes de classification multispectrale, des méthodes permettant l'extraction d'un niveau supérieur d'information des images, c'est-à-dire l'information spatiale, ont été développées. Parmi celles-ci, deux méthodes ont été largement citées dans la littérature: l'analyse de texture et la classification basée sur le contexte. De façon générale, l'analyse de texture consiste à appliquer une fenêtre mobile sur l'image, d'une dimension donnée définissant un voisinage de pixels, à l'intérieur de laquelle les variations spatiales de niveaux de gris sont calculées à l'aide de statistiques. La classification contextuelle consiste à comparer l'assignation d'un pixel central à une classe donnée avec celle de ses voisins. Si les classes diffèrent, le pixel central est ré-assigné à la classe la plus représentative du voisinage.

Des études ont démontré que la fiabilité de l'ensemble de la classification obtenue par le biais d'une analyse de texture peut ne se révéler que légèrement supérieure aux résultats d'une classification multispectrale, tout en augmentant considérablement la complexité de l'algorithme et le temps d'exécution. Étant donné que l'élément fondamental dans la notion de texture d'une image se retrouve dans la répétition caractéristique de formes élémentaires à l'intérieur d'une surface donnée, la taille de fenêtre utilisée pour l'analyse de texture doit être soigneusement sélectionnée de façon à pouvoir mesurer les fluctuations de niveaux de gris caractéristiques de la texture d'un objet particulier. L'approche de classification basée sur le contexte soulève les mêmes questions et observations que celles identifiées pour l'analyse de texture. La plupart de ces algorithmes requièrent une fenêtre d'analyse locale afin de délimiter la zone d'influence des pixels avoisinants. Le succès de cette approche dépend donc aussi du choix approprié de la taille de la fenêtre d'analyse.

D'un point de vue théorique, la difficulté de définir la taille du voisinage pour l'analyse spatiale est en fait une répétition du problème original relié à la taille du pixel lors de la classification multispectrale. Dans le cas des méthodes d'extraction d'information spatiale, comme dans celui des algorithmes de classification

multispectrale, il appert qu'une caractéristique intrinsèque des objets géographiques a été négligée: celle de l'échelle et de l'agrégation spatiale. Ce problème origine des caractéristiques particulières de l'environnement géographique et des méthodes d'échantillonnage habituellement utilisées pour le mesurer et le décrire.

La plupart des objets géographiques qui font l'objet d'étude en télédétection ne sont pas homogènes et ne possèdent pas de frontières fixes et définitives: ils sont distribués sur la surface de la terre selon un continuum. Ainsi, une forêt est composée de plusieurs peuplements de densité, de dimension, de forme et d'arrangement spatial très variables. A son tour, chaque peuplement est le résultat de l'agrégation d'arbres d'espèce, d'âge et de condition particulières, eux-mêmes caractérisés par une organisation spécifique de tronc, de branches et de feuilles. Une forêt est aussi constituée d'espèces de sous-bois, de clairières et de sentiers distribués de façon discontinue et irrégulière. Chaque niveau d'observation d'un couvert forestier révélera donc des caractéristiques propres à ce niveau qui pourra différer considérablement d'un niveau à l'autre. Cette propriété des objets géographiques est celle de l'échelle et de l'agrégation spatiale.

Puisque l'environnement géographique est un continuum, une procédure simple et objective pour acquérir des données sur une région particulière consiste à appliquer une grille d'échantillonnage, de forme et de dimension fixes, chaque maille délimitant une entité spatiale pour laquelle une mesure est acquise. Un exemple d'utilisation d'une telle grille est fourni par l'acquisition d'images de télédétection numérique. En ce cas, les mailles de la grille sont déterminées par la résolution spatiale du capteur. Un problème majeur résultant de ce type d'approche est que les limites des unités spatiales ainsi définies sont totalement artificielles et ne correspondent pas nécessairement aux frontières réelles des objets géographiques d'intérêt. La résolution spatiale utilisée définit implicitement une échelle d'observation et un niveau d'agrégation qui ne sont pas toujours adaptés aux caractéristiques des objets au sol qui en permettraient l'identification. L'inconsistance des résultats de classification obtenus par la plupart

des méthodes automatisées peut donc s'expliquer par le fait que la résolution spatiale utilisée n'est pas adaptée aux différents objets à classifier.

L'approche proposée pour contrer ce problème est de type hiérarchique, c'est-à-dire que l'interprétation d'images est réalisée à de multiples échelles et niveaux d'agrégation, adaptés aux caractéristiques spectrales et spatiales des objets à classifier. Elle suppose d'abord la construction d'une base de connaissances pour associer le type d'objets à classifier sur une image de télédétection et une résolution spatiale particulière qui maximise les chances de discrimination de cet objet. Par la suite, l'approche de classification repose sur une méthode sélective où chaque objet géographique d'intérêt est extrait de l'image en fonction de ses caractéristiques propres. La technique utilise un algorithme de croissance des régions qui a fourni des résultats intéressants pour le milieu forestier. L'avantage de cette approche est qu'elle permet de combiner avantageusement des critères spectraux et spatiaux et de les adapter en fonction des caractéristiques particulières des objets à discriminer.

#### 4. CONCLUSIONS

L'objectif de ce rapport était de présenter les principales méthodes d'accentuation et de classification statistique d'images de télédétection et de dégager une ou des avenues de recherche prometteuses pour le développement de méthodes opérationnelles, à court terme, adaptées aux besoins en foresterie. Des conclusions découlant de l'analyse critique des deux types d'approche sont ici présentées.

##### *Méthodes d'accentuation*

L'accentuation représente une amélioration subjective du contenu de l'image afin de mettre en évidence des objets jugés importants par l'interprète. En ce sens, l'accentuation n'est bonne que si ce dernier en est satisfait. Toutefois, il existe un ensemble de conditions, telles que la qualité et le contenu d'information du document original ainsi que le type de procédures adopté pour l'affichage et le traitement de l'image, qui favorisera cette approbation. Il importe que le choix du document et de la méthode d'accentuation soit compatible avec le type et le niveau d'information à extraire.

Dans le domaine de la foresterie, les images satellitaires d'observation de la terre, comme celles provenant des satellites Landsat et SPOT, peuvent se révéler très utiles en raison du choix des bandes spectrales et de leur potentiel pour la cartographie synthèse des grandes classes forestières. Les images Landsat TM s'avèrent particulièrement intéressantes, surtout en raison de la présence de la bande du moyen-infrarouge (TM5) qui contient de l'information relative à l'état du couvert forestier. Les images aéroportées, comme celles obtenues par le capteur MEIS-II, présentent le double avantage de fournir le détail spatial souvent recherché par les interprètes forestiers et l'éventail de bandes spectrales pour faciliter leur analyse.

Afin de garantir une continuité dans la qualité de l'interprétation visuelle, il ne s'agit pas simplement d'afficher les bonnes bandes spectrales à la bonne résolution spatiale, mais aussi de réduire au

minimum les variations d'apparence entre chaque affichage pour éviter la confusion de l'interprète lors de son analyse. A ce titre, l'utilisation de méthodes de corrections radiométriques afin de compenser pour les effets atmosphériques et d'illumination sévères lors de l'acquisition des images peut devenir essentielle. Des méthodes d'extraction des composantes principales peuvent aussi réduire les variations d'apparence liées aux différentes conditions d'acquisition. Une telle méthode, axée sur l'utilisation de sites d'entraînement de couverts forestiers typiques pour le calcul des vecteurs et valeurs propres, a permis d'améliorer la discrimination de zones en régénération ainsi que des niveaux de dommages causés par la tordeuse des bourgeons de l'épinette.

Certaines méthodes d'accentuation consistent à appliquer des opérations arithmétiques simples sur les bandes pour créer une nouvelle image contenant une information spectrale pouvant être facilement associée à un état particulier du couvert à interpréter. C'est le cas notamment des indices de végétation, résultant d'un rapport des bandes du rouge et du proche-infrarouge, qui fournissent un premier niveau d'interprétation de la biomasse et de l'état phénologique relatif du couvert forestier. L'indice de la différence normalisée (IVDN), calculé sur des images multi-dates, a permis de réduire les variations d'apparence pouvant exister entre des images spectrales acquises à différents moments de l'année et d'établir la proportion de résineux et de feuillus dans une forêt à espèces mélangées.

Malgré le fait que l'information spectrale constitue l'avantage principal des images de télédétection pour l'interprétation visuelle, l'accentuation du contenu spatial peut aussi faciliter grandement la tâche de l'interprète. Ainsi, la méthode des filtres spatiaux permet de mettre en évidence des caractéristiques spatiales particulières de l'image, telles que des éléments linéaires, des bordures ou des aspects de la texture qui facilitent la délimitation de certains couverts et la détection de changements.

Un autre aspect important de l'accentuation d'image réside dans l'association de différents types d'information complémentaires,

comme une image à fine résolution spatiale avec une image contenant de l'information spectrale utile, ou de l'information topographique avec un indice de végétation. Couplée à une méthode d'affichage dans des canaux de chromaticité basés sur la brillance, la nuance et la saturation, l'intégration de telles données peut produire un niveau d'interprétation difficilement réalisable avec des méthodes conventionnelles d'interprétation d'images et de cartographie. En fait, à court et à moyen terme, l'intégration de cartes produites de façon conventionnelle à des documents de télédétection représentera non seulement une méthode rapide de détection des changements, mais, de plus, un outil d'apprentissage certain permettant à l'interprète forestier d'associer aisément type de couvert et réponse spectrale.

#### *Méthodes statistiques de classification*

L'objectif fondamental de la classification d'images consiste à découper une image en un certain nombre de classes en assignant chaque pixel à une classe unique à partir de règles de décision. La première approche de classification, développée dans les années '70 particulièrement pour les images Landsat MSS, repose sur le concept de signature spectrale et sur la prémisse qu'il existe une forte corrélation entre les valeurs composant l'image et les objets de la scène au-dessus de laquelle elle a été acquise.

Les algorithmes de classification multispectrale peuvent être regroupés en deux principales catégories: les algorithmes non-paramétriques et paramétriques. Dans le premier groupe, aucune forme particulière de distribution de fréquences des données spectrales n'est supposée. Deux algorithmes, largement cités dans la littérature, appartiennent à cette catégorie: celui de la distance euclidienne minimum et celui du parallélépipède. L'algorithme paramétrique le plus souvent utilisé en télédétection est celui du maximum de vraisemblance qui suppose une distribution normale des données et tient compte de leur covariance dans l'espace spectral. Ces algorithmes de classification peuvent fournir des résultats intéressants pour la discrimination de catégories générales de couverts assez homogènes, mais se révèlent mal adaptés au niveau de détail élevé

des images à fine résolution spatiale, telles que Landsat TM, SPOT HRV et celles provenant de capteurs aéroportés.

Afin de suppléer aux limites des algorithmes de classification multispectrale, de nouvelles méthodes ont été développées pour extraire un niveau d'information supplémentaire des images, c'est-à-dire l'information spatiale. Les deux approches les plus connues sont celles de l'analyse de texture et la classification basée sur le contexte. La texture fait référence aux variations spatiales des niveaux de gris à l'intérieur d'un voisinage de pixels, alors que le contexte se définit par la relation spatiale entre un pixel particulier et les classes de pixels qui l'entourent. Plusieurs études ont démontré que ces algorithmes permettent d'améliorer de façon significative la classification de certaines classes d'utilisation du sol, composées de types de couverts présentant des propriétés spectrales différentes. Cependant, pour l'ensemble d'une image, l'exactitude de classification peut ne s'avérer que légèrement supérieure à celle obtenue par une classification multispectrale simple, alors que la complexité de l'algorithme et le temps de calcul sont considérablement accrus.

La performance réduite des algorithmes d'extraction d'information spatiale origine de la difficulté de définir adéquatement la taille du voisinage de pixels utilisée pour l'analyse. Ce problème est en fait une répétition du problème original relié à la taille du pixel lors d'une classification multispectrale. Des études récentes ont démontré que les résultats de classification dépendent de la relation étroite entre la résolution spatiale de l'image utilisée et des caractéristiques spectrales et spatiales des objets à classifier. La résolution spatiale définit implicitement une échelle d'observation et un niveau d'agrégation arbitraires qui ne correspondent pas nécessairement aux caractéristiques des objets qui en permettraient la discrimination.

Afin de contrer ce problème, il est suggéré de mettre au point des méthodes automatisées d'interprétation d'images qui soient hiérarchisées et basées sur le concept de multi-échelles. Une base de connaissances doit d'abord être construite pour établir la relation entre les propriétés spectrales et spatiales d'objets géographiques et le

contenu d'images de télédétection à différentes résolutions spatiales. Une telle démarche est semblable à celle utilisée par les photos-interprètes qui emploient des documents à échelles de plus en plus grandes pour analyser un territoire et établir une classification.

L'approche conventionnelle de classification, qui consiste à tenter de classifier tous les pixels d'une image à la même résolution spatiale, devrait être abandonnée. En remplacement, les algorithmes de croissance des régions semblent prometteurs pour les études en milieu forestier. Ils permettent de considérer chaque classe individuellement et d'adapter la règle de décision aux caractéristiques particulières de cette classe. Ils se révèlent de plus relativement simples à implanter et peuvent faire largement appel à l'expertise de l'interprète.

## 5. RÉFÉRENCES

- Ahern, F.J. and J. Sirois, 1989. Reflectance Enhancements for the Thematic Mapper: An Efficient Way to Produce Images of Consistently High Quality. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, vol. 55, no.1, pp. 61-67.
- Ahern, F.J. and P.D. Archibald, 1986. Thematic Mapper Information about Canadian Forests: Early Results from Across the Country. Proceedings of the 10th Canadian Symposium on Remote Sensing, May 5-8, Edmonton, Alberta, pp. 683-693.
- Anctil, Y., 1992. Opération, sylviculture et rôle en termes de comptabilité; exemple d'un bureau régional. Session d'information sur PROGERT "Les besoins du gestionnaire forestier", Ministère des Forêts, Québec, le 20 février, Charlesbourg.
- Beaubien, J., 1987. Méthodologies d'accentuation des images TM pour une meilleure discrimination des couverts forestiers. Comptes rendus du 11ième Symposium canadien sur la télédétection, 22-25 juin, Waterloo, pp. 227-237.
- Bonn, F. et G. Rochon, 1992. Précis de télédétection, volume 1. Presses de l'Université du Québec, Sillery, Québec, 485 p.
- Borry, F.C., B.P. De Roover, R.R. De Wulf and R.E. Goossens, 1990. Assessing the Value of Monotemporal SPOT-1 Imagery for Forestry Applications Under Flemish Conditions. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, vol. 56, no. 8, pp. 1147-1153.
- Burrough, P.A., 1986. Principles of Geographical Information Systems for Land Resources Assessment. Clarendon Press, Oxford, 194 p.
- Campbell, J.B., 1987. Introduction to Remote Sensing. The Guilford Press, New York, 551 p.

- Coulombe, A., L. Charbonneau, R. Brochu et D. Morin, 1991. L'apport de l'analyse texturale dans la définition de l'utilisation du sol en milieu urbain. Journal canadien de télédétection, vol. 7, no. 1, pp. 46-55.
- Dion, L. et J. Beaubien, 1989. Les données Landsat-MSS auraient une 3ième dimension significative. Comptes rendus du International Remote Sensing and Geoscience Symposium/12ième Symposium canadien sur la télédétection, Vancouver, Canada, 10-14 juillet, vol. 3, pp. 1607-1612.
- Dupont, O., S. Poirier, F.J. Ahern, D.A. Maclean et T. Erdle, 1989. Evaluation des données du Thematic Mapper pour les prévisions de croissance forestière au Nouveau-Brunswick. Comptes rendus du International Remote Sensing and Geoscience Symposium/12th Canadian Symposium on Remote Sensing, Vancouver, Canada, July 10-14, vol. 3, pp. 1580-1584.
- Fortin, J.-P. and D.J. Gratton, 1991. Suivi opérationnel du couvert nival par télédétection en vue des prévisions hydrologiques. INRS-Eau, rapport scientifique no 343, 50 p.
- Franklin, J., T.L. Logan, C.E. Woodcock and A.H. Strahler, 1986. Coniferous Forest Classification and Inventory Using Landsat and Digital Terrain Data. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. GE-24, no. 1, pp. 139-149.
- Fung, T. and E. LeDrew, 1987. Application of Principal Components Analysis to Change Detection. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, vol. 53, no. 12, pp. 1649-1658.
- Gong, P., 1990. Improving Accuracies in Land-Use Classification With High Spatial Resolution Satellite Data: A Contextual Classification Approach. Ph.D. Thesis, University of Waterloo, 181 p.

- Gong, P., D.J. Marceau and P.J. Howarth, 1990. A Comparison of Spatial Feature Extraction Algorithms for Land-Use Classification with SPOT HRV Data. Remote Sensing of Environment, sous-presse.
- Gonzalez-Alonso, F. and S. Lopez-Soria, 1989. Classification of Satellite Images Using Contextual Classifiers. Proceedings from IGARSS'89/12th Canadian Symposium on Remote Sensing, vol. 2, pp. 645-648.
- Gordon, D.K. and W.R. Philipson, 1986. A Texture-Enhancement Procedure for Separating Orchard from Forest in Thematic Mapper Data. International Journal of Remote Sensing, vol. 7, no. 2, pp. 301-304.
- Gratton, D., D. Marceau et J.-P. Fortin, 1992. Description de la situation actuelle et des besoins en gestion forestière dans les provinces et territoires du Canada, à l'exception du Québec. Rapport scientifique et technique no. 353 , INRS-Eau, 33 p.
- Grigg, D., 1967. Regions, Models and Classes. in Integrated Models in Geography, R.J. Chorley and P. Haggett eds., University Paperbacks, Methuen London, pp. 461-509.
- Gurney, C.M. and J.R.G. Townshend, 1983. The Use of Contextual Information in the Classification of Remotely Sensed Data. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, vol. 49, no. 1, pp. 55-64.
- Hall, R.J., R.V. Dams and L.N. Lyseng, 1991. Forest Cut-Over Mapping From SPOT Satellite Data. International Journal of Remote Sensing, vol. 12, no. 11, pp. 2193-2204.
- Haydn, R., G.W. Dalke and J. Henkel, 1982. Application of the Color Transform to the Processing of Multisensor Data and Image Enhancement. Proceedings from the International Symposium on Remote Sensing of Arid and Semi-Arid Lands, Cairo, Egypt, vol. 1, pp. 599-616.

- Hilborn, W.H., 1983. Application of Remote Sensing in Forestry. in Introduction to Remote Sensing of the Environment, B.F. Richardson, ed. Kendal/Hunt, pp. 338-353.
- Holben, B.N., 1986. Characteristics of Maximum-Value Composite Images from Temporal AVHRR Data. International Journal of Remote Sensing, vol. 7, no. 11, pp. 1417-1434.
- Horler, D.N.H. and F.J. Ahern, 1986. Forestry Information Content of Thematic Mapper Data. International Journal of Remote Sensing, vol. 7, no. 3, pp. 405-428.
- Hudson, W.D., 1987. Evaluation of Several Classification Schemes for Mapping Forest Cover Types in Michigan. International Journal of Remote Sensing, vol. 8, no. 12, pp. 1785-1796.
- Jensen, J.R., 1979. Spectral and Textural Features to Classify Elusive Land Cover at the Urban Fringe. Professional Geographer, vol. 31, no. 4, pp. 400-409.
- Kan, E.P., D.L. Ball, J.P. Basu and R.L. Smelser, 1975. Data Resolution versus Forestry Classification and Modeling. Symposium on Machine Processing of Remotely Sensed Data, pp. 1B 24-1B 33.
- Kelly, P.S., 1983. Digital Analysis in Remote Sensing: From Data to Information. in Introduction to Remote Sensing of the Environment, B.F. Richardson, ed., Kendall/Hunt, pp. 218-240.
- Kneppeck, I.D. and F.J. Ahern, 1989. Stratification of a Regenerating Burned Forest in Alberta Using Thematic Mapper and C-SAR Images. Proceedings of the International Remote Sensing and Geoscience Symposium/12th Canadian Symposium on Remote Sensing, Vancouver, Canada, July 10-14, vol. 3, pp. 1391-1396.
- Latty, R.S. and R.M. Hoffer, 1981. Computer-Based Classification Accuracy Due to the Spatial Resolution Using Per-Point Versus Per-Field Classification Techniques. Proceedings of the Symposium of Machine Processing of Remotely Sensed Data, pp. 384-392.

- Leckie, D.G. and A. Dombrowski, 1984. Enhancement of High Resolution MEIS II Data for Softwood Species Discrimination. Proceedings of the 9th Canadian Symposium on Remote Sensing, August 14-17, St-John's, Newfoundland, pp. 617-626.
- Lillesand, T.M. and R.W. Kiefer, 1987. Remote Sensing and Image Interpretation. John Wiley and Sons, New York, 721 p.
- Marceau, D., 1989. A Review of Image Classification Procedures with Special Emphasis on the Grey-level Cooccurrence Matrix Method for Texture Analysis. Earth-Observations Laboratory Report, ISTS-EOL-TR89-007, 59 p.
- Marceau, D.J., 1992. The Problem of Scale and Spatial Aggregation in Remote Sensing: An Empirical Investigation Using Forestry Data. Thèse de Ph.D., Département de géographie, University of Waterloo, 180 p.
- Marceau, D.J., P.J. Howarth et D.J. Gratton, 1991. Étude du contenu spectral et spatial d'images numériques et de l'impact sur la classification automatisée d'un couvert forestier. Présenté aux 3ièmes Journées du Réseau Télédétection de l'AUPELF/UREF, Toulouse, 13-16 novembre 1990, sous-presse.
- Marceau, D.J., P.J. Howarth, J.M.M. Dubois and D.J. Gratton, 1990. Evaluation of the Grey-Level Co-Occurrence Matrix Method for Land-Cover Classification Using SPOT Imagery. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 28, no. 4, pp. 513-519.
- Moller-Jensen, L., 1990. Knowledge-Based Classification of an Urban Area Using Texture and Context Information in Landsat-TM Imagery. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, vol. 56, no. 6, p. 899-904.
- Nelson, R.F., R.S. Latty and G. Mott, 1984. Classifying Northern Forests Using Thematic Mapper Simulator Data. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, vol. 50, no. 5, pp. 607-617.

- Openshaw, S., 1984. The Modifiable Areal Unit Problem. Concepts and Techniques in Modern Geography (CATMOG) no. 38, 40 p.
- Pultz, T.J. and R.J. Brown, 1987. SAR Image Classification of Agricultural Targets Using First- and Second-Order Statistics. Canadian Journal of Remote Sensing, vol. 13, no. 2, pp. 85-91.
- Richards, J.A., 1986. Remote Sensing Digital Image Analysis. An Introduction. Springer-Verlag, 281 p.
- Roan, S.J., J.K. Aggarwal and W.N. Martin, 1987. Multiple Resolution Imagery and Texture Analysis. Pattern Recognition, vol. 20, no.1, p. 17-31.
- Sader, S.A. and M. A. Jadkowski, 1989. Development of Satellite Remote Sensing Techniques as an Economic Tool for Forestry Industry. Proceedings of the International Remote Sensing and Geoscience Symposium/12th Canadian Symposium on Remote Sensing, Vancouver, Canada, July 10-14, vol. 3, pp. 1558-1561.
- Sadowski, F.G., W.A. Malila, J.E. Sarno and R.F. Nalepka, 1977. The Influence of Multispectral Scanner Spatial Resolution on Forest Feature Classification. Proceedings of the 11th International Symposium on Remote Sensing of Environment, vol. 2, 25-29 April, Ann Arbor, pp. 1279-1288.
- Schowengert, R.A., 1983. Techniques for Image Processing and Classification in Remote Sensing. Academic Press, New York, 249 p.
- Singh, A. and A. Harrison, 1985. Standardized Principal Components. International Journal Remote Sensing, vol. 6, no. 6, pp. 883-896.
- Skidmore, A.K., 1989(a). An Expert System Classifies Eucalypt Forest Types Using Thematic Mapper Data and Digital Terrain Model. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, vol. 55, pp. 1449-1464.

- Skidmore, A.K., 1989(b). Unsupervised Training Area Selection in Forests Using a Nonparametric Distance Measure and Spatial Information. International Journal of Remote Sensing, vol. 10, no. 1, pp. 133-146.
- Strahler, A.H., T.L. Logan and C.E. Woodcock, 1979. Forest Classification and Inventory System Using Landsat, Digital Terrain, and Ground Sample Data. Proceedings of the 13th International Symposium on Remote Sensing of Environment, vol. 3, 23-27 April, Ann Arbor, Michigan, pp. 1541-1557.
- Swain, P.H., 1978. Fundamentals of Pattern Recognition in Remote Sensing. in Remote Sensing The Quantitative Approach, P.H.Swain and S.H. Davis, eds, Mc Graw-Hill, pp. 136-187.
- Taylor, M., 1974. Principal Components Color Display of ERTS Imagery. Proceedings of the 2th Canadian Symposium on Remote Sensing, Guelph, Ontario, pp. 295-314.
- Teillet, P.M., D.G. Goodenough, B. Guindon, J.F. Meunier and K. Dickinson, 1981. Digital Analysis of Spatial and Spectral Features from Airborne MSS of a Forested Region. Proceedings of the 15th International Symposium on Remote Sensing of Environment, vol. 2, 11-15 May, Ann Arbor, pp. 883-903.
- Thomas, J.O., 1977. Texture Analysis in Imagery Processing. in Proceedings of Texture Analysis, British Pattern Recognition Association and Remote Sensing Society, Oxford, England, p. 1-43.
- Unser, M. and M. Eden, 1989. Multiresolution Feature Extraction and Selection for Texture Segmentation. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 11, no. 7, p. 717-728.

- Vleck, J., D. Jayasinghe, D. King, X. Yuan and F. Cadeau, 1987. Spectral and Spatial Classification of Land-Cover Types in Multispectral Aerial Video Imagery. Proceedings of the 11th Canadian Symposium on Remote Sensing, June 22-25, Waterloo, vol. 1, pp. 99-103.
- Wharton, S.W., 1982. A Contextual Classification Method for Recognizing Land-Use Patterns in High Resolution Remotely Sensed Data. Pattern Recognition, vol. 15, no. 4, p. 317-324.