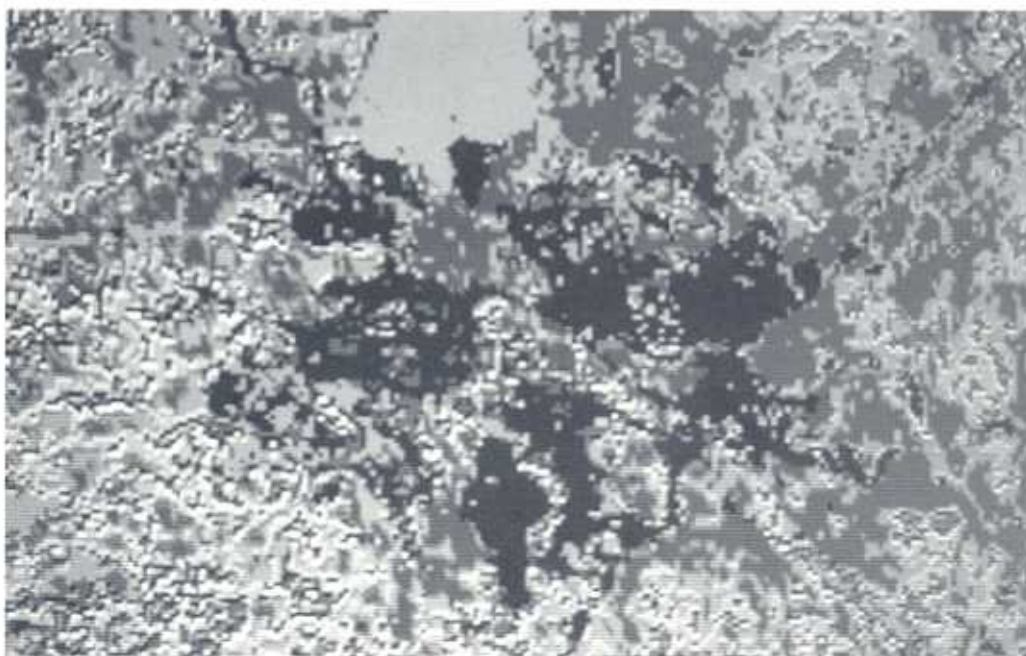




Le Progiciel expert en foresterie - Étude du lac Traverse

F. Gougeon

Institut forestier national de Petawawa • Rapport d'information PI-X-108F



SD
391
I5614
No.
108 c.2

Forêts Forestry
Canada Canada

Canada

LE PROGICIEL EXPERT EN FORESTERIE
- ÉTUDE DU LAC TRAVERSE

F. Gougeon

Rapport d'information PI-X-108F
Institut forestier national de Petawawa
Forêts Canada
1993

©Ministre des Approvisionnements et Services Canada, 1993
Numéro de catalogue Fo46-11/108-1992F
ISBN 0-662-98278-9
ISSN 0228-0736
Imprimé au Canada

Il est possible d'obtenir sans frais des exemplaires de cette publication en communiquant avec :

Forêts Canada
Centre national de diffusion des publications
Institut forestier national de Petawawa
Chalk River (Ontario)
K0J 1J0

Téléphone : 613-589-2880

Des copies ou des microfiches de cette publication sont en vente à l'adresse suivante :

Micromédia Ltée
Place du Portage
165, rue Hôtel-de-Ville
Hull (Québec)
J8X 3X2

This publication is also available in English under the title
A Forestry Expert Package - The Lake Traverse Study.

DONNÉES DE CATALOGAGE AVANT PUBLICATION (CANADA)

Gougeon, François A.

Le Progiciel expert en foresterie : étude du lac Traverse

(Rapport d'information, ISSN 0228-1736 ; PI-X-108F)

Publ. aussi en anglais sous le titre: A forestry expert package, the Lake Traverse study.

Comprend un résumé en anglais.

Comprend des références bibliographiques.

ISBN 0-662-98278-9

N° de cat. MAS Fo46-11/108-1992F

1. Inventaires forestiers -- Ontario -- Logiciels.

2. Forêts -- Gestion -- Ontario -- Logiciels.

3. Systèmes experts (Informatique).

I. Institut forestier national de Petawawa.

II. Titre. III. Titre: Étude du lac Traverse.

IV. Coll.: Rapport d'information (Institut forestier national de Petawawa) ; PI-X-108F.

SD387.G86G6814 1993

634.92'09713

C93-099557-0

Table des matières

v	Résumé/ Abstract
1	Introduction
2	Le Progiciel expert en foresterie
6	Description de la région à l'étude et données disponibles
6	Classifications des images du Landsat
9	Essai du PEF sur la région du lac Traverse
12	Points faibles du PEF
15	Conclusions
16	Remerciements
16	Références
	<u>Tableau</u>
2	1. Tableau typique des transitions (sommés du nombre de pixels dans une classe donnée à l'été 1974 (S74) se retrouvant dans une classe donnée à l'été 76 (S76), les classes étant numérotées de 1 à 8)
6	2. Description des régions (1981) de la figure 2
8	3. Description des classes estivales et de décisions
8	4. Descriptions des classes hivernales
9	5. Exactitude des classifications
12	6. Pourcentage de pixels appartenant à la même classe lors de la comparaison de deux images de décision
14	7. Exactitude des images de décisions
14	8. Pourcentage de pixels demeurant dans la même classe lors de la comparaison de deux classifications
	<u>Figures</u>
3	1a. Organigramme du Progiciel expert en foresterie
4	1b. Organigramme du Progiciel expert en foresterie (suite)
7	2. Activités de reboisement au sud du lac Traverse, dans le parc Algonquin, en Ontario (voir le tableau 2 pour une description des régions A-K)
13	3. Classification non dirigée d'une image Landsat de l'été 1974 et/ou image de décision 1 produite par le PEF (sous-ensemble d'une image complète ne montrant que les régions où les activités se sont déroulées)
13	4. Image de décision 2 qui reflète indirectement la combinaison des classifications de l'été 1974 et de l'hiver 1976
13	5. Image de décision 3 produite par l'ajout de la classification estivale de 1976
13	6. Image de décision 4 produite par l'ajout de la classification hivernale de 1981
13	7. Image de décision 5 produite par l'ajout de la classification estivale de 1981.

Résumé

La détection des changements en régions boisées observées à l'aide d'images satellitaires est traditionnellement accomplie par des rapports de bandes, des améliorations d'images et des classifications multidates. Le Progiciel Expert en Foresterie (PEF) utilise une méthode complètement différente et est un exemple d'une nouvelle philosophie de l'analyse des images: une approche basée sur l'intelligence artificielle. Il utilise des classifications unidates d'images Landsat comme données d'entrée, les compare, et décide de l'importance et de la cause des changements perçus en se fondant sur des règles dérivées du savoir forestier.

Pour cette expérience, des classifications d'images corrigées géométriquement d'une région près du lac Traverse au Parc Algonquin, en Ontario, ont été obtenues par un processus de classification non-supervisé pour des années et des saisons différentes. Plusieurs tests ont été faits pour déterminer si le PEF détecterait les coupes et la régénération subséquente qui ont marqués la région. Un objectif secondaire fut de voir si une amélioration de la classification des types forestiers des régions inchangées pourrait être obtenue par rapport aux classifications unidates conventionnelles.

Le PEF fut estimé bon pour détecter les changements du couvert forestier dûs à la coupe, et modérément bon pour suivre la régénération des résineux. Toutefois, le PEF ne s'est pas encore rendu au point d'être utile en tant qu'outil de prise de décisions en gestion forestière.

Abstract

The detection of ongoing changes in forested areas monitored with satellite images is traditionally accomplished with multi-date band ratios, enhancements, and classifications. The Forestry Expert Package (FEP) uses a completely different method and is an example of a new philosophy in image analysis: an artificial intelligence approach. It uses single-date Landsat classifications as input data, compares them, and decides on the significance and cause of detected changes based on rules derived from forestry knowledge.

For the present experiment, classifications of geometrically corrected images of different years and different seasons were obtained with an unsupervised classifier for a test area near Lake Traverse in Algonquin Park, Ontario. Several tests were run to determine if the FEP would detect logging activities and the subsequent regeneration known to have occurred in this area. A secondary objective was to see if any improvement in the classification of forest types of the non-changing areas could be achieved over conventional single data classifications.

The FEP was found to be good at detecting changes in the forest due to logging, and moderately good at monitoring the regrowth of conifers. However, the FEP is not yet at a stage where it could be of use as a forest management decision-making tool.

The first part of the document discusses the importance of maintaining accurate records of all transactions. It emphasizes that every entry should be supported by a valid receipt or invoice. This not only helps in tracking expenses but also ensures compliance with tax regulations.

In the second section, the author provides a detailed breakdown of the company's revenue for the quarter. It includes a comparison between actual performance and the budgeted figures. The analysis shows that while sales in the core market met expectations, there was a significant shortfall in the emerging markets segment.

The third section focuses on the company's financial health and liquidity. It highlights the strong cash flow generated from operations, which is a key indicator of long-term sustainability. However, the author also notes the need to manage working capital more effectively to avoid any potential cash crunches.

Finally, the document concludes with a series of recommendations for the upcoming period. These include diversifying the product line to reduce dependency on a single market, improving operational efficiency to cut costs, and strengthening relationships with key suppliers to ensure a steady supply of raw materials.

Introduction

Les gestionnaires et planificateurs forestiers font de plus en plus appel à des inventaires informatisés des ressources (Gray et Nietmann, 1989; Power, 1987), au suivi des changements (Gillis, 1988) et à des outils de modélisation et d'aide à la décision (Newnham, 1987; Moore et Lockwood, 1990). Ces outils doivent être «flexibles» afin que les décideurs puissent mettre à profit leur expérience en foresterie et leur connaissance particulière d'une région donnée pour s'occuper de problèmes immédiats. Le système souhaité devrait également être «convivial» et n'exiger de la part de l'utilisateur qu'une expertise minimale en matière de systèmes d'analyse d'images numériques (SAIN) ou d'information géographique (SIG). Les systèmes utilisant l'intelligence artificielle semblent prometteurs à cet égard, d'où le recours grandissant à des systèmes experts en foresterie (Kourtz 1990).

Au début des années 80, certains ont pensé à appliquer l'intelligence artificielle à l'analyse des images de télédétection (NASA, 1979; Tinney et al., 1983; Mooneyham, 1983). Des chercheurs de l'université de Kyoto (Nagao et Matsuyama, 1980) sont allés encore plus loin et ont créé un système sophistiqué qui segmente d'abord les photographies aériennes puis identifie ensuite les divers segments selon certaines de leurs propriétés de base (niveaux moyens de gris, texture, forme). Certains segments pouvaient même être regroupés pour former des objets (comme une maison). Par la suite, d'autres applications ont été mises au point, comme le système SHERI du Centre canadien de télédétection (Goodenough et collab., 1987, 1990a, 1990b) qui comprend plusieurs systèmes experts spécialisés dans l'analyse des images satellitaires et le système MAPS de l'université Carnegie-Mellon (McKeown, 1984; McKeown et al., 1990) qui analyse des images aériennes de secteurs urbains.

En matière de télédétection numérique et d'analyse informatisée des images, on a toujours tenté de déceler des changements temporels grâce à des améliorations d'images, des classifications et des rapports de bandes multitudes (Hall et collab., 1984; Banner et Lynham, 1981). Peu de travaux ont porté sur la détection de changements découlant de comparaisons de classifications

(Howarth et Wickware, 1981). Toutefois, à mesure que la gestion des ressources forestières s'informatise et que l'imagerie satellitaire est de plus en plus utilisée pour mettre à jour les bases de données (Hegyi et Quenet, 1983, Pilon et Wiart, 1990), les bases de données renfermant de l'information thématique, plutôt que des données satellitaires brutes (p. ex. Landsat, SPOT, MOS), pourraient devenir le moyen de préférence pour déceler et surveiller le changement.

En général, la télédétection numérique n'est pas encore bien intégrée à la production d'inventaires forestiers. Ces inventaires sont encore surtout produits à l'aide des outils conventionnels et exigent le transfert fastidieux des données obtenues aux SIG modernes. L'intégration des SAINS et des SIG demandera l'intégration «complète» de l'information sous forme matricielle et vectorielle (c.-à-d., non pas uniquement à des fins de visualisation). Jusqu'à ce qu'existent des SIG et des SAIN sophistiqués qui pourront traiter indifféremment les données de ces deux domaines, il faudra décider quel domaine utiliser pour effectuer des comparaisons à des fins de détection du changement et de mise à jour. Les SIG disposent bien sûr d'outils pour comparer les données dans leur forme vectorielle originale et, quelquefois, d'outils pour transformer l'information matricielle en information vectorielle. Toutefois, les vecteurs sont en eux-mêmes plus compliqués aux fins de comparaisons. Le Progiciel expert en foresterie (PEF) est le prototype d'un système qui fait appel à l'intelligence artificielle pour comparer l'information thématique sous forme matricielle. Il compare en premier lieu des classifications d'images Landsat prises à différentes dates, surtout pour détecter et catégoriser les changements qui peuvent s'être produits.

Les concepts qui ont mené à la création du PEF remontent à 1977 (Goldberg et Kourtz, 1977). En 1982, le PEF a été mis au point à la suite d'une proposition spontanée (UPS-392) de la société S.C.S. Consultants Ltée au programme de télédétection numérique de l'Institut forestier national de Petawawa. Plusieurs articles (Goldberg et collab., 1983a, b) ont déjà fait état de certaines de ses caractéristiques et possibilités. Le présent rapport diffère de ses prédécesseurs à deux égards : 1) il définit davantage les concepts de base du PEF et présente les grandes lignes de ses utilisations et de ses avantages en des termes

plus généraux à l'intention des forestiers plutôt que des spécialistes en intelligence artificielle; 2) certaines des faiblesses de la version actuelle du PEF sont compensées afin de montrer la validité de l'approche philosophique et les avantages potentiels de tels systèmes.

Le présent rapport décrit comment le Progiciel expert en foresterie peut servir à détecter les changements survenant dans des régions boisées surveillées grâce à des classifications d'images Landsat. Il examine les résultats d'un essai du PEF dans une région forestière soumise à un aménagement intensif au parc Algonquin, en Ontario. Le rapport se termine par une discussion sur les améliorations éventuels du progiciel.

Le Progiciel expert en foresterie

Le PEF est un système expert qui concourt à la surveillance temporelle d'une région grâce à des données numériques de télédétection. Il facilite la détection des changements et permet d'obtenir, espère-t-on, des données plus fiables sur les parcelles qui sont restées inchangées. Il fait appel à une série chronologique de classifications d'images satellitaires d'une région (images thématiques sur lesquelles les peuplements forestiers ont un code de couleur selon leur composition) comme données d'entrée. Ces classifications d'images corrigées géométriquement de différentes années et de différentes saisons (hiver et été) sont comparées afin de déceler les changements qui se sont produits dans le temps. Lors de l'introduction séquentielle de chaque nouvelle classification, le PEF produit une *image de décision*¹ qui est essentiellement la catégorisation la plus récente

¹ Les expressions importantes pour bien comprendre le PEF apparaîtront en caractères *italiques* lorsqu'elles figureront pour la première fois dans le texte et seront définies.

(c.-à-d. la classification) de la région. Les classifications d'entrée et les images de décisions obtenues sont associées à des *images de fiabilité* traduisant la fiabilité de l'attribution d'une classe ou d'une décision pour chaque pixel («picture element» correspondant ici à une superficie au sol de 50 m x 50 m) de l'image. La figure 1 présente un organigramme du fonctionnement du PEF.

Chaque nouvelle classification introduite est comparée avec la classification antérieure de la même saison afin d'obtenir un tableau récapitulatif par classe des différences à l'échelle des pixels. Autrement dit, chaque pixel d'une classification est comparé avec son pixel correspondant (c.-à-d. celui occupant la même position) de l'autre classification et tout changement de classe entre les deux pixels est noté. On suppose que les deux classifications ont les mêmes classes, dans le même ordre. À la fin de la comparaison, un tableau des transitions (p. ex. tableau 1) est produit qui récapitule le nombre de transitions d'une classe de la première classification à une autre classe de la seconde. Les données figurant en diagonale sur le tableau sont le nombre de pixels qui ont les mêmes classes. De façon similaire, un *tableau de la fiabilité des transitions* est également produit qui indique, pour chaque transition, le pourcentage de pixels qui est plus fiable dans la deuxième classification que dans la première. Ici, la fiabilité de classification quantifie à quel degré un pixel est typique à l'intérieur de sa classe.

Dans le tableau des transitions, certaines des transitions reflètent *des changements réels* qui se sont produits dans la région concernée pendant la période à l'étude. Malheureusement, ce n'est pas toujours le cas. En effet, lors de toute comparaison directe pixel par pixel de classifications Landsat, on note toujours une

Tableau 1. Tableau typique des transitions (nombre de pixels dans une classe donnée à l'été 1974 (S74) se retrouvant dans une classe donnée à l'été 76 (S76), les classes étant numérotées de 1 à 8)

		Été 1976 (S76)								S74
S74		1	2	3	4	5	6	7	8	Total
1		3394	0	1	2	16	78	536	0	4027
2		0	3986	5638	121	250	9	0	0	10004
3		0	272	9201	1520	2952	54	27	0	14026
4		7	15	2943	2436	6355	438	96	0	12290
5		10	13	847	4319	9641	2159	702	0	17691
6		24	5	180	2066	5060	8731	4642	0	20708
7		330	0	71	132	888	5236	9136	0	15853
8		4	62	1280	34	4043	806	73	0	6302
S76										
Total		3769	4353	20161	10630	29205	17511	15212	0	

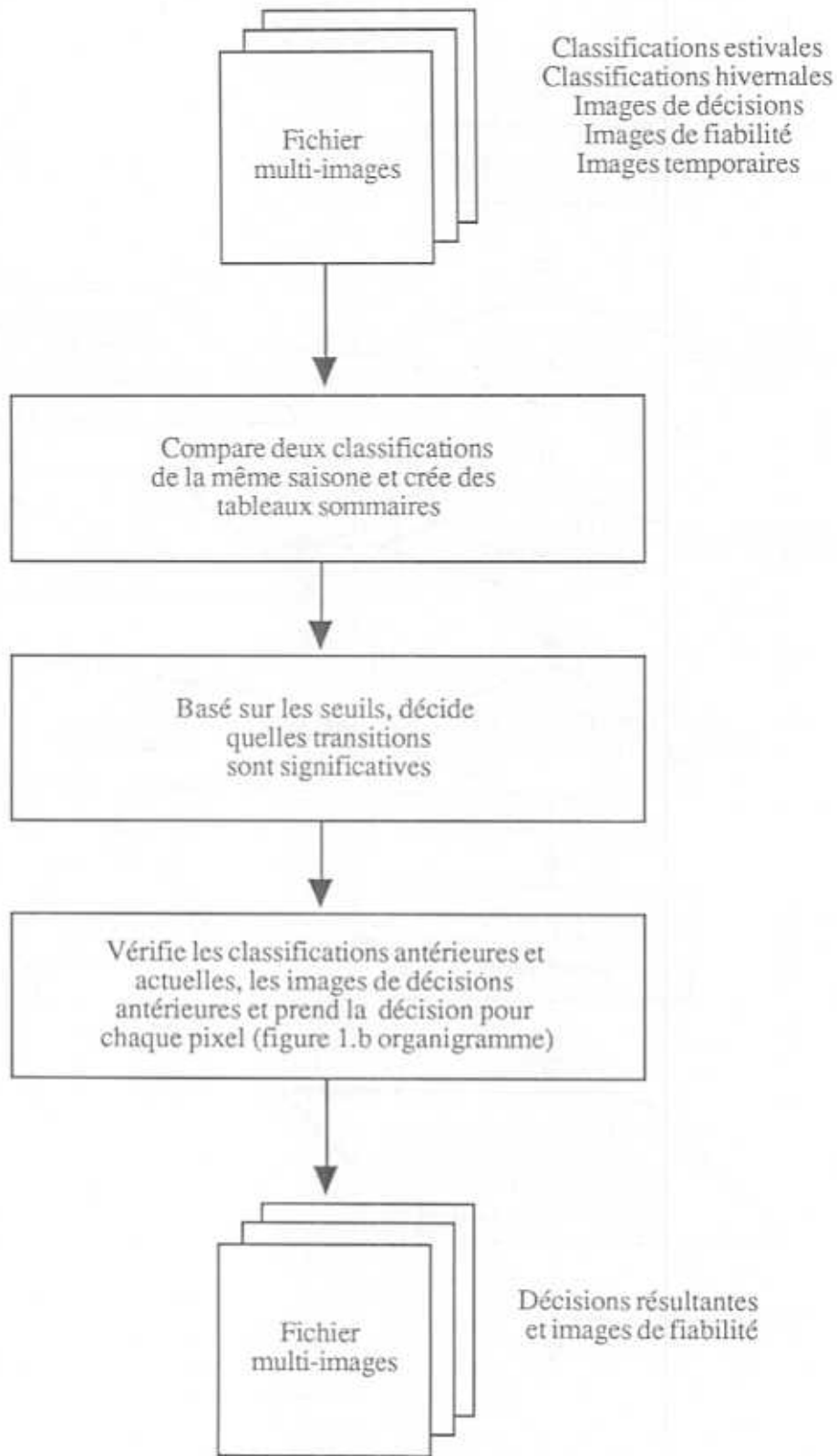


Figure 1a. Organigramme du Progiciel expert en foresterie.

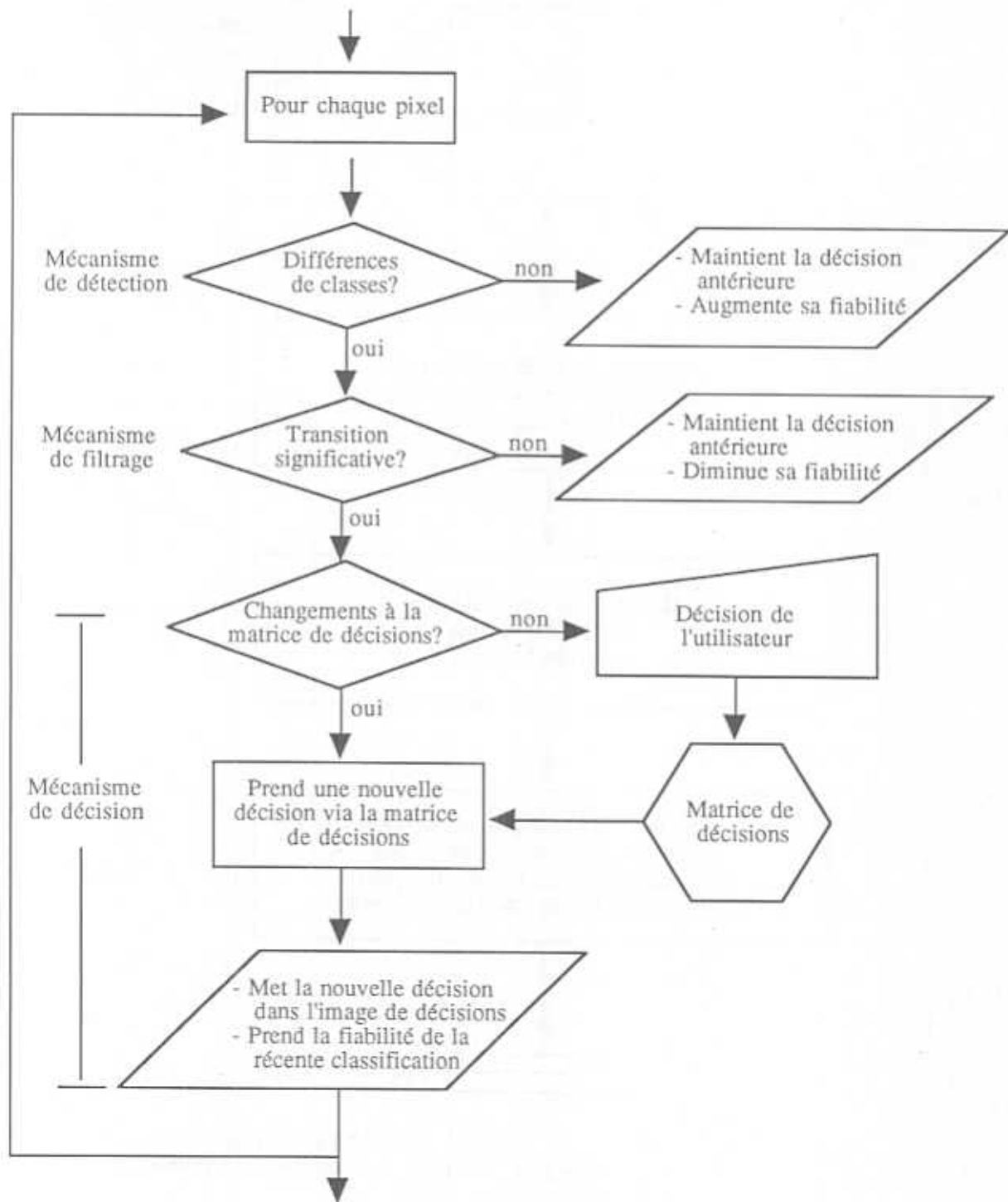


Figure 1b. Organigramme du Progiciel expert en foresterie (suite).

quantité importante de *changements artificiels*. Ils proviennent de facteurs comme des imprécisions de classification ou de correction géométrique, l'opacité de l'atmosphère ou un certain déphasage des classes. Afin que le mécanisme décisionnel du PEF ou l'utilisateur n'aient pas à se préoccuper de ces changements, on utilise un *mécanisme de filtrage* basé sur des seuils. Seuls les changements correspondant à des transitions jugées significatives par le mécanisme de filtrage auront la possibilité de modifier les décisions actuelles.

Le mécanisme de filtrage consiste premièrement en une comparaison entre le tableau des transitions et un tableau des transitions prévues, établi préalablement par l'utilisateur le *tableau des seuils de transition*. Toute transition de classe qui est plus fréquente que prévue est jugée significative. En deuxième lieu, toute transition qui n'est pas jugée suffisamment fréquente, mais dont l'augmentation de la fiabilité est plus élevée que prévue, peut aussi être jugée significative. Par conséquent, les transitions pour lesquelles les valeurs accumulées dans le tableau de fiabilité des transitions dépassent les seuils établis préalablement par l'utilisateur se trouvant au *tableau des seuils de fiabilité des transitions* sont également jugées significatives. En d'autres termes, ce mécanisme de filtrage tente d'évaluer d'abord l'importance des transitions du point de vue quantitatif, et ensuite d'un point de vue qualitatif.

Une fois que les transitions significatives sont connues, le PEF recompare la nouvelle classification avec l'ancienne d'une même saison et ce, pixel par pixel (figure 1b). Il vérifie d'abord s'il y a une différence de classe entre deux pixels correspondants (le mécanisme de détection). S'il ne relève aucune différence, il présume que rien n'a changé dans la forêt pendant la période qui s'est écoulée entre les deux classifications. Il maintient sa décision antérieure et augmente sa fiabilité. Cette augmentation se justifie par le fait que les nouvelles données (c.-à-d. la nouvelle classification) corroborent les données antérieures sur lesquelles la décision avait été fondée. Si le PEF relève une différence de classe entre deux pixels correspondants, il invoque le mécanisme de filtrage.

Le mécanisme de filtrage vérifie si la différence de classe relevée correspond à une des transitions de classe précédemment jugée significative (d'après les critères susmentionnés).

Si tel n'est pas le cas, la décision antérieure est maintenue, mais sa fiabilité est diminuée afin de refléter la possibilité d'information conflictuelle sur cette superficie de forêt. Seules les différences de classification qui correspondent à des transitions significatives sont transmises au mécanisme de décision. Une transition significative (en raison de sa fréquence ou de sa fiabilité) signifie généralement qu'un changement réel du type de couverture vivante s'est produit pendant la période écoulée entre les deux classifications. Par conséquent, il faudra prendre une décision à l'égard de la nature de ce changement dans la forêt. C'est là la fonction du mécanisme de décision du PEF.

Il faut attribuer une nouvelle décision à chaque pixel où une transition significative s'est produite. La décision est prise en se fondant sur les classes attribuées à ce pixel dans la classification la plus récente, dans la classification antérieure d'une même saison et dans l'image de décision antérieure (l'évaluation antérieure de la situation). Elle est prise selon des règles préalablement introduites par l'utilisateur qui pourraient par exemple s'exprimer ainsi :

«Si un pixel désigne une région de résineux dans la classification et dans l'image de décision antérieures et qu'il est classé comme 'clairière' dans la nouvelle classification, la forêt a probablement été coupée. La nouvelle décision sera donc 'coupe récente'.»

Cette partie du progiciel peut être conceptualisée comme un système expert à base de règles (Hayes-Roth et collab., 1983) où toutes les règles ont exactement la même syntaxe. Chaque règle comporte, en prémisses, la conjonction de trois conditions (classe antérieure, décision antérieure et classe actuelle) qui produisent une action unique, soit la sélection d'une décision donnée. Puisque ces règles doivent être appliquées à un nombre important de pixels, elles sont en réalité emmagasinées et utilisées sous forme de matrice multidimensionnelle.

Les changements pour lesquels aucune règle de décision n'a encore été définie sont automatiquement soumis à l'utilisateur à des fins d'identification. On s'attend à ce que l'utilisateur introduise une nouvelle règle après avoir soigneusement analysé la situation. Pour préparer cette nouvelle règle, l'utilisateur peut examiner *l'image d'anomalies* (une image

temporaire) qui montre tous les pixels subissant une transition significative pour lesquels aucune règle n'existe. En connaissant la position spatiale des pixels divergents (leur emplacement dans la région faisant l'objet du suivi), l'utilisateur peut mieux comprendre la situation et élaborer une règle appropriée. La nouvelle règle sera enregistrée et utilisée automatiquement par le système chaque fois qu'une situation identique se produira. Avec le temps, le système, en apprenant de l'utilisateur, devient assez «compétent» pour prendre toutes les décisions.

En résumé, les règles de décision ne sont invoquées que pour un pixel montrant un changement de classe (transition) jugé significatif de l'ancienne à la nouvelle classification d'une saison donnée. Dans le cas contraire, (aucun changement ou transition non significative), l'ancienne décision est maintenue et devient la nouvelle décision à l'égard de ce pixel dans la nouvelle image de décision. Le PEF, que des règles de décision soient utilisées ou non, attribuera un facteur de fiabilité à toutes ses décisions. Dans le cas d'un pixel ne présentant aucune différence de classification, la nouvelle décision est la même que la précédente, mais est maintenant jugée plus fiable; ce qui veut dire que sa fiabilité est arbitrairement augmentée. La décision antérieure est également maintenue dans le cas d'un pixel qui a subi une transition non significative, mais sa fiabilité est diminuée. De plus, lorsqu'une décision a été prise grâce aux règles de décision, qu'elles soient récentes ou non, elle devient partie intégrante de la nouvelle image de décision et sa fiabilité devient équivalente à celle du pixel de la classification nouvellement introduite puisqu'elle est à l'origine de la nouvelle décision. De cette façon, une image de fiabilité est obtenue pour chaque image de décision, et les deux sont produites, pixel par pixel, chaque fois qu'une nouvelle classification est introduite dans le système.

Description de la région à l'étude et données disponibles

Le Progiciel expert en foresterie a été mis à l'essai sur une région boisée centrée sur le lac Traverse, dans le parc Algonquin, en Ontario. Cette région se compose surtout de peuplements de 60 à 100 ans à proportion variable de feuillus et de conifères. Le suivi fut fait à l'aide d'images Landsat d'été et d'hiver de 1974 à 1981 et corrigées

géométriquement. Nous disposons de l'inventaire des ressources forestières effectué en 1978 par le ministère des Richesses naturelles de l'Ontario à l'aide de photographies aériennes de 1977, ainsi que de photographies aériennes noir et blanc et en couleurs de dates variées et de certains échantillons sur le terrain. Les activités d'exploitation et les efforts ultérieurs de reboisement étaient très intéressants et bien documentés (voir figure 2 et tableau 2 pour un résumé). Ces changements du couvert forestier correspondaient à environ 6 % de la superficie sous observation.

Tableau 2. Description des régions (1981) de la figure 2

Région	Age de la régénération (années)	Hauteur dominante (m)	Densité (tiges/ha)
A	19	6	2000
B	8	1,5	6000
C	6	1	5000
D	7	1	2800
E	5	0,8	2800
F	4	1	3200
G	6	1,2	2800
H	9	2	14000
I	9	2	17000
K	24	10	S.O.

Classifications des images Landsat

Il a été décidé que les classifications des diverses images Landsat devaient être faites de façon aussi automatique et non biaisée que possible. Le but était de s'assurer que le processus utilisé serait le même pour toutes les images, que l'exactitude des classifications seraient du même ordre et que la situation simulerait un environnement de production.

Le degré d'exactitude d'une classification non dirigée automatique et rapide est généralement de l'ordre de 50 à 70 %. On peut l'améliorer pour atteindre 70 à 80 % en la raffinant davantage et en utilisant des connaissances *a priori* de la scène traitée. Cependant, cette démarche peut être très fastidieuse car plus elle progresse, moins elle donne de résultats. En mode de production, l'utilisateur peut ne pas avoir le temps ni les connaissances *a priori* pour améliorer la classification. De plus, un avantage escompté du PEF est qu'il produira une exactitude finale pour les zones inchangées supérieure à celle obtenue d'une des meilleures classifications unidates. En d'autres termes, la qualité perdue au dépens de la rapidité et de la commodité au niveau des classifications unidates devrait être partiellement



Figure 2. Activités de reboisement au sud du lac Traverse, dans le parc Algonquin, en Ontario (voir le tableau 2 pour une description des régions A-K)

compensée par le nombre de classifications effectuées de la même zone.

Un classificateur multibande (Goldberg et Shlien, 1976; Goldberg et al., 1982b) a été utilisé pour obtenir des classifications non dirigées d'images estivales et hivernales de 1974, 1976 et 1981 provenant du scanneur multibande (SMB) du Landsat. Ce classificateur fonctionne selon un principe d'isolement des valeurs de crête les plus importantes d'un histogramme des données multispectrales quadridimensionnel (le SMB du Landsat obtient une image pour chacune de quatre bandes spectrales allant du visible au proche infrarouge). Il utilise divers seuils produits automatiquement afin de séparer les classes les plus distinctes. Comme nous l'avons mentionné précédemment, le processus a été effectué de façon à produire des classifications le plus automatiquement possible. En d'autres termes, les classifications ont été effectuées uniquement d'après les tris et les regroupements statistiques pour obtenir le nombre désiré de classes, mais sans prendre l'avantage d'afficher une classification intermédiaire. Rien n'a été tenté pour améliorer une classification lorsqu'elle était terminée. Nous n'avons pu obtenir une bonne classification de l'image hivernale de 1974 en raison de modifications significatives des valeurs spectrales attribuables à l'opacité de l'atmosphère. Nous avons donc retiré cette saison de notre essai du PEF.

Les classifications obtenues pour la région du lac Traverse (300 x 340 pixels soit 15 km x 17 km) comportaient huit classes pour les images estivales et quatre classes pour les images hivernales (voir les tableaux 3 et 4). Les classes hivernales étaient les suivantes : neige, feuillus, forêt mélangée et conifères. Les classes estivales étaient plus nombreuses et suivent une répartition beaucoup plus précise que ce qui est généralement tenté avec les données du SMB du Landsat : eau, plus de 80 % de feuillus, 70-80 % de feuillus, 60-70 % de feuillus, forêt mélangée/clairière, 60-70 % de conifères, plus de 70 % de conifères et coupe récente. Nous croyions que ces classes plus précises seraient nécessaires pour vérifier si le PEF améliorerait l'exactitude de classification par rapport aux classifications conventionnelles.

Compte tenu de la répartition par classe assez précise utilisée dans les classifications estivales et du fait qu'une affectation erronée à une classe spectrale voisine ne perturbe pas beaucoup le processus décisionnel du PEF, il est possible d'envisager l'exactitude des classifications de deux points de vue: strict et général. *L'exactitude stricte* fait ici référence aux degrés d'exactitude obtenus selon les éléments en diagonale d'un tableau de contingence (ou matrice de confusion) comparant les classes attribuées par le classificateur avec celles connues au sol pour des pixels de régions de vérification. Pour *l'exactitude générale*, la confusion entre deux classes spectrales voisines est admise et est considérée comme une

Tableau 3. Description des classes estivales et de décisions

Classe de décisions	Classe estivale	Couleur	Description
1	1	Bleu moyen	Eau
2	2	Vert moyen	Plus de 80 % de feuillus
3	3	Vert foncé	70-80 % de feuillus
4	4	Bleu foncé	60-70 % de feuillus
5	5	Jaune	Forêt mélangée et/ou clairière
6	6	Orange	60-70 % de conifères
7	7	Brun	Plus de 70 % de conifères
8	8	Rouge	Coupe et/ou clairière
9		Mauve	Ancienne coupe
10		Blue pâle	Régénération générale
11		Brun foncé	Régénération en conifères
12		Blanc	Clairière
13		Blue très pâle	Zone utilisée par l'homme

Tableau 4. Descriptions des classes hivernales

Classe hivernale	Couleur	Description
1	Bleu	Zone enneigée
2	Vert	Zone de feuillus
3	Jaune	Zone de forêt mélangée
4	Brun	Zone de conifères

erreur qui peut être tolérée. Ainsi, il n'est pas très grave qu'un pixel appartienne à la classe de peuplements comptant 60-70 % de feuillus plutôt qu'à celle qui compte 70-80 % de feuillus, surtout puisque l'information de référence-terrain a également sa marge d'erreur. Le concept d'exactitude générale est introduit parce que nous estimons qu'il est plus représentatif des classifications forestières Landsat non dirigées typiques qui ne tentent habituellement pas d'obtenir une répartition par classe si précise.

En général, les classes estivales avaient une exactitude (stricte) d'environ 45 %, une confusion de jusqu'à 15 % entre deux classes spectrales voisines (pour une exactitude général de 75 %) et une confusion de 25 % avec d'autres classes. Les classifications hivernales avaient une exactitude de 47 % en moyenne. Les exactitudes strictes et générales obtenues à partir des classifications figurent au tableau 5. Ces chiffres ont été calculés à l'aide d'un échantillonnage représentatif fondé sur la carte du couvert forestier et qui couvrait un total de 6,1 % de l'image du lac Traverse.

Tableau 5. L'exactitude des classifications

Classification	Exactitude stricte	Exactitude générale
ÉTÉ 1974	44%	75%
ÉTÉ 1976	43%	82%
ÉTÉ 1981	43%	75%
HIVER 1976	49%	
HIVER 1981	44%	

Le processus de classification produit également une *image de fiabilité* avec chaque image de classification. La valeur de chaque pixel de l'image de fiabilité reflète la fiabilité d'attribution d'une classe à ce pixel dans l'image de classification. Étant donné la nature du processus de classification utilisé (essentiellement un classificateur par parallépipèdes), la fiabilité de chaque pixel est défini en tant qu'une expression de sa distance, dans l'espace multispectral, au mode de sa classe. En d'autres termes, il traduit le degré de rapprochement d'un pixel aux pixels les plus courants de cette classe. Cette mesure de la fiabilité est indépendante des autres classes. Les pixels peu fiables sont ceux situés près des bordures de leur classe, indépendamment de leur proximité ou de leur éloignement des bordures ou des modes des autres classes (Alvo et Goldberg, 1981; Goldberg et collab., 1982a). Les classifications et leurs images de fiabilité sont emmagasinées dans une base de données

d'images et par la suite introduites une à une dans le système expert par ordre chronologique.

Essai du PEF sur la région du lac Traverse

a) Les conditions d'essai

Avant de lancer le PEF, il faut établir un ensemble de seuils pour le tableau des seuils de transitions et le tableau des seuils de fiabilité des transitions. Nous l'avons fait avec l'aide de comparaisons de classifications semblables à celles produites par le PEF (voir le tableau 1 qui compare deux classifications estivales), mais qui étaient plus exhaustives. En d'autres termes, l'utilisateur, en examinant des comparaisons de classifications, peut constater la quantité de changements qui se sont produits d'une classe à une autre et peut établir des seuils en conséquence. En situation idéale, ces seuils devraient permettre de s'assurer que la plupart des changements artificiels sont identifiés comme tels et sont considérés comme des transitions non significatives par le logiciel. Malheureusement, il n'en va pas toujours ainsi, comme on le verra ci-dessous.

Pour que le mécanisme de décision du PEF soit activé, il faut que le mécanisme de détection ait rencontré un pixel classé différemment par deux classifications et que ce changement de classe corresponde à une transition qui a été jugée significative par le mécanisme de filtrage (voir figure 1.b). Puisqu'un mécanisme de filtrage fondé sur de simples seuils est loin d'être parfait, les tables de décisions sont en réalité utilisées par le système dans trois situations possibles :

- 1) *Lorsqu'un changement réel est présent et que le changement est détecté en raison de la quantité de pixels touchés.* Une différence de classe est considérée comme un changement réel lorsque le nombre de pixels qui est passé d'une classe à une autre dépasse le seuil préétabli par l'utilisateur pour cette transition. Dans le cas des changements réels radicaux (p. ex., transition d'une forêt de conifères à une clairière), le seuil serait probablement de zéro. Dans le cas des changements réels lents (p. ex., transition de «clairière» à «60 % de conifères», c.-à-d., le recru), le pourcentage de pixels ayant changé de classe se doit d'être plus élevé que le pourcentage prévu de changements artificiels.
- 2) *Lorsque suffisamment de différences artificielles sont présentes,* de sorte que ces différences sont

considérées comme des changements réels parce que le nombre de pixels ayant changé de classe se trouve au-delà du seuil établi pour cette transition.

- 3) *Lorsqu'un changement réel est observé et que ce changement est détecté à cause de la grande fiabilité des pixels touchés.* En règle générale, pour cette transition, le nombre de pixels ayant changé de classe est en deçà du seuil du tableau des seuils de transitions. Toutefois, plus de X % des pixels ayant changé de classe sont plus fiables dans la nouvelle classification que dans l'ancienne (X étant le seuil au tableau des seuils de fiabilité des transitions).

L'idéal serait que seules les situations 1 et 3, qui sous-tendent des changements réels, atteignent le stade de décision. Toutefois, en raison des faiblesses du mécanisme de filtrage, les situations de type 2 se produisent souvent. En principe, cela ne devrait pas poser de problème majeur parce que l'utilisateur devrait être en mesure de relever la nature artificielle des changements détectés. L'utilisateur n'est que forcé à prendre un plus grand nombre de décisions qu'à l'accoutumée. Néanmoins, ces décisions peuvent sembler non pertinentes et être difficiles à prendre. De plus, le fait que ces cas atteignent le mécanisme de décision implique qu'ils échappent aux fonctions d'augmentation ou de diminution de la fiabilité. En pratique, dans le temps, cette situation est probablement à l'origine d'une légère distorsion de l'information (voir la section 6).

b) Les détails de l'étude de cas

Au cours de l'exécution du programme, les nouvelles classifications sont introduites une à une, par ordre chronologique, dans le PEF. L'introduction de la première classification, celle de l'été 1974, est simple. Elle est comparée avec une classification nulle (celle de l'été précédent, qui n'est pas connue) et met donc en marche le processus de décision pour tous les pixels. Puisqu'il n'existe aucune classification ni aucune image de décision antérieures, l'utilisateur n'a qu'à créer les règles qui relieront les classes estivales aux classes de décisions correspondantes afin que le système puisse créer une nouvelle image de décision. Ici, la première image de décision ne fait que reproduire la classification de l'été 1974, car, par souci de simplicité, les classes de types forestiers de l'image de décision sont généralement les mêmes et présentées dans le

même ordre que les classes de types forestiers de la classification (voir le tableau 3). De façon similaire, l'image de fiabilité de la classification devient la première image de fiabilité des décisions.

Sur l'image de décision 1, la superficie des coupes récentes est appréciable (figure 3, en rouge). Il est à remarquer que, dans le cas présent, elles s'y trouvent parce que classées comme telles dans la classification estivale de 1974. En règle générale, toutefois, si une coupe à blanc n'occupe pas une partie importante de l'image, une classification automatique peut l'omettre complètement. Dans les étapes ultérieures de l'exécution du programme, l'identification des coupes à blanc provient généralement des inférences effectuées (à l'aide des règles forestières) et est donc plus significative pour la présente étude de cas. Il est à noter également que les routes sont confondues avec les coupes récentes en raison de la similitude de leurs signatures spectrales. De plus, certains parterres de coupe où une quantité importante de feuillus a été laissée sur pied se remarque à leur mélange de pixels verts et rouges.

La prochaine étape est l'intégration de la classification de l'hiver 1976 qui produit l'image de décision 2 (figure 4) et sa fiabilité. Comme à l'étape précédente, cette classification est comparée à une classification nulle, ce qui fait croire au système que des changements réels se sont produits pour tous les pixels (et par conséquent, utiliser les tables de décisions). Toutefois, l'effet net est que la classification de l'hiver 1976 est comparée de façon indirecte à l'image de décision 1 (et encore plus indirectement à l'été 1974). C'est pour cette raison que beaucoup de règles de décision doivent être ajoutées à ce moment. La plupart de ces règles ne font qu'établir des relations entre les classes de décision (ou estivales) et les classes hivernales, disant ainsi au PEF, par exemple, que la transition des classes estivales 6 et 7 à la classe hivernale 4 n'est pas un véritable changement (que ce sont toutes des classes de conifères) et que les décisions 6 et 7 devraient être maintenues. D'autres règles reflètent des décisions réelles qui correspondent à la détection de changements réels ou à un gain d'information par rapport à une seule classification estivale.

Vous trouverez ci-dessous certaines des observations et des décisions les plus

intéressantes. Sur l'image de décision 1 (et à l'été 1974), la classe 5 représente les régions des forêts mélangées ainsi que les clairières couvertes de graminées, d'arbustes et de terres humides le long des cours d'eau, car elles ont des signatures très similaires. L'ajout de la classification hivernale au système a permis de différencier les deux types de végétation de produire une décision plus éclairée, la 5, qui représente uniquement la forêt mélangée et de créer une décision 12, les clairières (blanc). L'enneigement complet de cette dernière pendant l'hiver a permis de la distinguer de la forêt mélangée, qui était aussi facilement reconnaissable. De plus, comme nous l'avons mentionné précédemment, la classe 8 de l'été 1974 (et de l'image de décision 1) (rouge) contient des routes et des coupes récentes. Ces dernières ont été séparées et réaffectées à la décision 9, ancienne coupe (mauve) afin d'illustrer le temps écoulé et de permettre de les distinguer des nouvelles coupes. En fait, d'autres activités de coupe (région F de la figure 2) et l'extension des coupes existantes (région G) se sont déroulées à l'hiver 1974 et 1975. Elles n'ont jamais été classées comme coupes à blanc dans aucune classification, en raison du nombre insuffisant de pixels pour créer une classe distincte (appréciable), mais elles ont été facilement détectées par le système expert (figure 4, décision 8) puisque ces endroits sont passés de l'état de conifères purs à l'état de clairières.

En règle générale, un examen des effets d'ensemble de l'intégration de l'image de l'hiver 1976 nous permet de constater que l'image de décision 2 est moins détaillée que l'image de décision 1, principalement en raison du moins grand nombre de classes disponibles dans la classification hivernale et des décisions de l'utilisateur favorables à des types forestiers moins purs quand, par exemple, une formation autrefois qualifiée de feuillue pur était classée comme forêt mélangée dans la classification hivernale de 1976 (une situation très répandue). Ce biais provient de l'hypothèse que les classifications hivernales sont généralement aptes à quantifier la composante résineuse des peuplements forestiers et que le PEF finira par prendre la bonne décision à long terme. Toutefois, compte tenu de l'exactitude de la classification hivernale figurant au tableau 5, l'utilisateur aurait pu mieux agir en favorisant les résultats de la classification estivale contenue dans l'image de décision 1. D'autre part, il vaut généralement mieux faire appel à des

décisions plus modérées afin d'éviter les effets radicaux sur le système et de laisser le PEF établir la situation de façon plus précise avec le temps et de l'information additionnelle. Il convient de noter que cela ne signifie pas que la nouvelle image de décision contient de l'information moins valable que l'ancienne. Elle ne reflète que le fait que l'information additionnelle (la classification hivernale) peut, dans certains cas, ne corroborer que partiellement l'information antérieure.

L'image de décision 3 (figure 5) est produite en intégrant la classification estivale de 1976 et en la comparant à celle de l'été 1974 afin de détecter les changements. Les nouvelles décisions sont prises selon l'information figurant sur les images de ces deux étés et de l'image de décision 2. Certains secteurs exploités avant 1974 et désignés comme étant d'anciennes coupes (9) sur l'image de décision 2 sont affectés à la décision 10, régénération générale (bleu pâle), parce qu'un certain recru a été détecté. Il est trop tôt pour connaître le type de régénération en cours. Ces secteurs conserveront cette désignation tant et aussi longtemps que les jeunes conifères qui y ont été plantés ne pourront être identifiés comme tels par des images Landsat. Les coupes plus récentes identifiées grâce à l'intégration de l'image hivernale de 1976 ont été redésignées comme anciennes coupes (9), afin de tenir compte du passage du temps.

À la quatrième étape de décision, soit la comparaison entre l'hiver 1976 et l'hiver 1981, certaines extensions mineures des parterres de coupe ont été également détectées (à nouveau dans l'une des régions F). L'image de décision (figure 6) laisse également voir le succès de la régénération dans les régions H et I. Cette régénération a été détectée grâce à la présence de végétation sur ces régions dans la classification hivernale de 1981 alors que rien n'avait pu être détecté au dessus de la neige lors de la classification hivernale de 1976. Certaines parties de ces deux régions ont par la suite été désignées comme régénération de conifères (brun foncé) lorsque la classification de l'été 1981, qui a réellement permis d'identifier ces parties comme peuplements de conifères, fut intégrée au système pour obtenir l'image de décision 5. En effet, à ce moment-là, une régénération surtout constituée de pins gris de 9 ans et de 2 m de hauteur était très denses (voir le tableau 2).

Une comparaison visuelle des images de décision 3 et 4 montre que la composante mûre, stable, des régions boisées de la scène sont pratiquement inchangées (voir également le tableau 6). Cela indique que les classifications qui ont été rajoutées corroborent les données antérieures. La fiabilité de ces régions devrait augmenter chaque fois que l'on ajoute au système des renseignements corroborants. Cela tend à appuyer l'hypothèse que l'image de la décision finale sera une représentation beaucoup plus exacte de la réalité à l'égard des régions inchangées que toute classification isolée.

Tableau 6. Pourcentage de pixels appartenant à la même classe lors de la comparaison de deux images de décision

1 ^{re} image de décision	2 ^e image de décision	Pourcentage
Un	Deux	63
Deux	Trois	88
Trois	Quatre	90
Quatre	Cinq	95
Un	Trois	64
Deux	Quatre	80
Trois	Cinq	86

Lors de l'intégration de la dernière classification (été 1981), un fait intéressant a été relevé dans l'image d'anomalies. Rappelons-nous que l'image d'anomalies est une image intermédiaire produite par le PEF pour montrer à l'utilisateur l'emplacement des pixels connaissant une transition significative mais pour laquelle il n'existe aucune décision dans les tables de décision. L'image d'anomalies caractéristique a un fond noir tacheté ici et là de points colorés représentant généralement des changements artificiels jugés à tort réels (considérés comme bruit) et quelques grappes distinctives montrant les changements réels exigeants des décisions de la part de l'utilisateur. Dans ce cas particulier, une partie du bruit prenait des configurations que des observateurs humains pouvaient détecter. Une de ces configurations a été associée à un ancien parterre de coupe en rangées des années 60. Une autre provenait de la lente régénération en pins gris de coupes à blanc reboisées pendant les années 50. Malheureusement, rien n'a pu être fait pour utiliser cette information dans le système actuel, car la nécessité d'une intervention sophistiquée par l'homme à ce niveau n'avait pas été prévue.

En général, l'image de décision 5 (figure 7) ressemble à l'image de décision 4, constatation que met facilement en évidence une comparaison

directe (voir le tableau 6). Les seules différences significatives sont attribuables à la croissance de la régénération de pins gris. Une certaine régénération en conifères dans les parterres de coupe à blanc a été détectée lorsque certains secteurs sont passés de la classe 5, à l'été 1976, à la classe 7, à l'été 1981. Cependant, elle n'a pas été détectée en entier puisque certains secteurs ne sont passés que de la classe 5 à la classe 6. Cette transition n'est pas jugée significative en raison de l'utilisation d'un seuil de transition élevé (afin de filtrer les changements artificiels). On peut également extrapoler que ces mêmes secteurs passeraient de la classe 6 à la classe 7 lors de la prochaine comparaison estivale, transition qui pourrait ne pas être détectée pour cette même raison. Cela illustre une autre faiblesse du système actuel, la difficulté de surveiller des phénomènes à évolution lente comme la régénération.

Points faibles du PEF

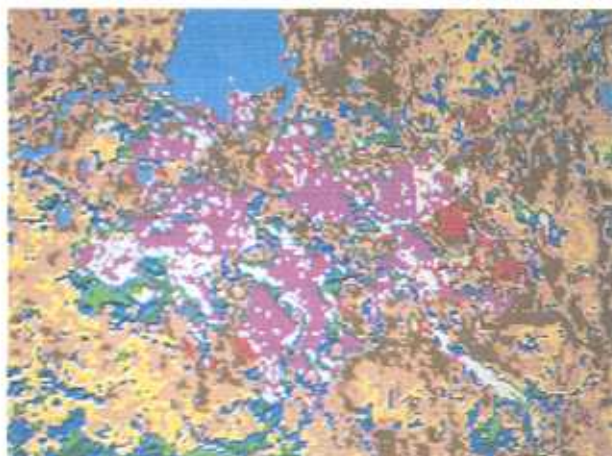
Le PEF a bien réussi à détecter les changements provoqués dans la forêt par l'exploitation forestière. Il a facilement reconnu les petites extensions des parterres de coupe qui n'avaient pas été détectés par les classifications unidates non dirigées. En revanche, le PEF n'a réussi que modérément à assurer le suivi de la régénération en conifères. Certains secteurs ayant un recrû important en conifères ont été détectés et adéquatement identifiés, contrairement à d'autres ayant une régénération plus éparsée et plus lente. Cette faiblesse a été principalement attribuée à un mécanisme de filtrage inadéquat.

Le PEF a besoin d'un mécanisme de filtrage parce que l'inexactitude et l'imprécision qui caractérisent les classifications Landsat, surtout lorsqu'on utilise des classes à définition très restreinte, compliquent ce qui en principe semble être de simples comparaisons de classifications anciennes et nouvelles de certains secteurs. Certains pixels marginaux, situés en bordure de classes spectrales ou à la limite de peuplements forestiers, ont tendance à passer d'une classe à une autre lorsque l'on effectue une comparaison chronologique des classifications. Ces changements, dits changements artificiels, doivent être différenciés de ceux qui sont causés par des activités forestières, car le mécanisme de décision ne doit pas avoir à en tenir compte.

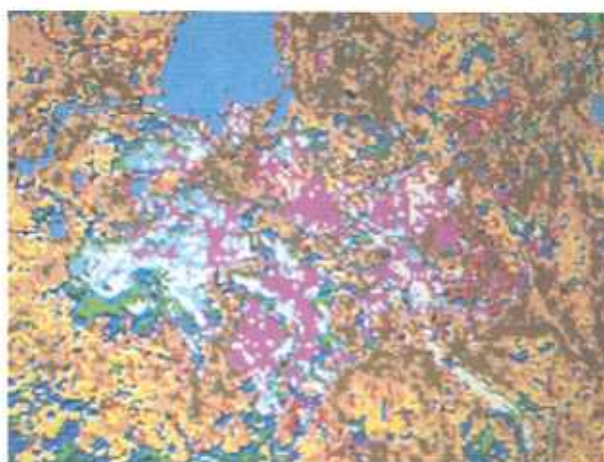
3



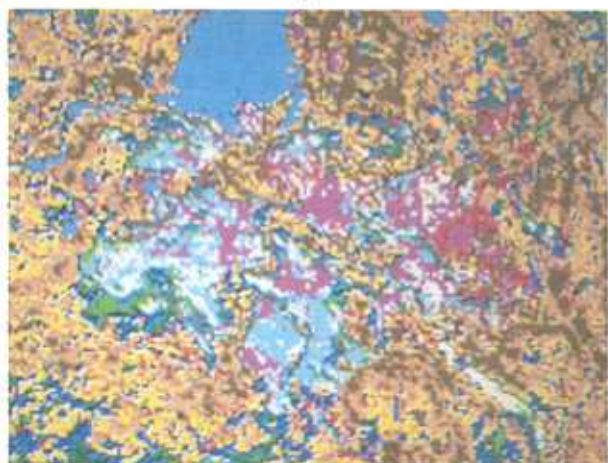
4



5



6



7



Figure 3. Classification non dirigée d'une image du Landsat l'été 1974 et/ou image de décision 1 produite par le PEF (sous-ensemble d'une image complète ne montrant que les régions où les activités se sont déroulées)

Figure 4. Image de décision 2 qui reflète indirectement la combinaison des classifications de l'été 1974 et de l'hiver 1976

Figure 5. Image de décision 3 produite par l'ajout de la classification estivale de 1976

Figure 6. Image de décision 4 produite par l'ajout de la classification hivernale de 1981

Figure 7. Image de décision 5 produite par l'ajout de la classification estivale de 1981.

Le mécanisme de filtrage du PEF tente de faire cette différenciation en utilisant un système plutôt simple de seuils quantitatifs. Ce système est fondé sur l'hypothèse que les changements importants d'origine humaine (p. ex. exploitation forestière) entraînent des transitions entre des classes qui sont significativement différentes (p. ex., de «conifères purs» à «clairières»), tandis que les changements artificiels se retrouvent surtout entre des classes étroitement apparentées (p. ex., «feuillus à 60-70 %» et «feuillus à 70-80 %»). Il est donc possible d'établir au préalable des seuils assez élevés pour ces derniers, empêchant ainsi les changements artificiels d'atteindre le mécanisme de décision, tout en utilisant des seuils faibles pour les premiers. Quand cette hypothèse est respectée, le mécanisme de filtrage fonctionne plutôt bien. Ainsi, il n'empêche pas la détection des activités d'exploitation forestière. Toutefois, il n'en va pas pas de même pour le suivi des changements plus lents. Par exemple, l'actuel mécanisme de filtrage peut nuire à la détection de la régénération, car ce phénomène est généralement lent et présume des transitions graduelles d'une classe à une autre au fil des années. Les seuils élevés utilisés pour s'assurer que les changements artificiels sont jugés non significatifs empêchent les changements graduels d'être détectés et, par conséquent, d'atteindre le mécanisme de décision.

Une autre faiblesse du PEF est son incapacité d'augmenter la fiabilité de la classification des secteurs n'ayant pas connu de changement. Bien que la stabilité des décisions à l'égard des secteurs inchangés augmente avec chaque nouvelle classification (voir le tableau 6 qui montre que les images de décisions deviennent de plus en plus similaires), le PEF n'a pas nécessairement arrêté son choix sur la bonne décision (voir le tableau 7 montrant les images de décisions devenant de plus en plus inexactes). L'amélioration de l'exactitude prévue à chaque ajout de données qui viennent corroborer l'information ne s'est pas manifestée. Mais pour quelle raison?

Une comparaison pixel par pixel des classifications estivales (tableau 8) a mis en évidence que, en règle générale, 50 % des pixels ne sont pas dans la même classe d'une classification à l'autre.

Cette constatation est attribuable à l'utilisation de classes à spectre étroit qui entraîne pour les pixels de nombreux changements de classes, soit

Tableau 7. Exactitude des images de décisions

Image de décision	Exactitude stricte	Exactitude générale
Un	44%	75%
Deux	41%	71%
Trois	39%	72%
Quatre	36%	69%
Cinq	38%	72%

Tableau 8. Pourcentage de pixels demeurant dans la même classe lors de la comparaison de deux classifications

1 ^{re} classification	2 ^e classification	Pourcentage
ÉTÉ 1974	ÉTÉ 1976	46
ÉTÉ 1974	ÉTÉ 1981	47
ÉTÉ 1976	ÉTÉ 1981	53
HIVER 1976	HIVER 1981	67

en raison de légères variations dans la définition des classes (déphasages spectraux), soit à cause de leur position spatiale (pixels situés en bordure de régions uniformes dont la classification peut être affectée par des erreurs relativement petites de superposition d'images). Les classifications hivernales ne diffèrent que de 33 %. C'est probablement en raison du petit nombre de classes et, par le fait même, de secteurs généralement plus grands et plus uniformes, et donc d'un nombre inférieur de pixels de bordure. Une comparaison des trois classifications estivales laisse voir que seulement 30,4 % des pixels n'ont jamais changé de classe. Lors d'une comparaison de toutes les classifications, seulement 12,5 % des pixels sont jugés comme appartenant à des classes de même nature. En d'autres termes, lors de l'intégration des cinq classifications, jusqu'à 87,5 % des pixels ont pu utiliser les tables de décision au moins une fois, selon l'efficacité du mécanisme de filtrage. La plupart de ces changements sont bien sûrs artificiels parce que nous savons qu'au maximum seulement 6 % de la région a connu un changement (voir la section 3). Ces changements artificiels devraient être idéalement identifiés comme tels par le mécanisme de filtrage et ne devraient jamais atteindre le mécanisme de décision.

Malheureusement, étant donné que le mécanisme de filtrage repose surtout sur des seuils quantitatifs et compte tenu du trop grand nombre de changements artificiels (situation qui n'a probablement pas été prévue lors de la conception du PEF), la plupart de ces changements sont soumis au mécanisme de décision à des fins d'évaluation. Cela force l'utilisateur à insérer dans les matrices de décision de nombreuses décisions mineures et sans raison

apparente. L'effet combiné de ces décisions semble ébranler l'intégrité de l'information ainsi obtenue.

Un mécanisme amélioré de filtrage ne devrait pas être fondé uniquement sur des seuils quantitatifs et devrait être en mesure de faire aisément face aux oscillations de certains pixels dont la classification est marginale. Ces oscillations se produisent lorsque des pixels changent de classe lors de chaque nouvelle classification, variant de façon caractéristique soit entre deux classes spectrales voisines ou soit parce qu'en bordure de deux régions adjacentes dans l'image. Il suffira probablement que le mécanisme de filtrage reconnaisse cette situation et la réfère aux fonctions augmentant ou diminuant la fiabilité. De la même façon, ces fonctions de fiabilité elles-mêmes ne devraient pas être trop sensibles à ces oscillations mineures.

Il semble donc que le mécanisme de filtrage (et les fonctions de fiabilité), pour donner des résultats satisfaisants, doit avoir accès aux données spectrales brutes d'après lesquelles les classifications ont été établies ou, du moins, aux données de vraisemblances dans les cas de classification par maximum de vraisemblance. Il semble que le mécanisme de filtrage ne puisse être dissocié du processus de classification, et l'utilisation d'images classifiées peut ne pas être opportun, sans disposer des données spectrales sous-jacentes. De plus, le mécanisme de filtrage, qu'il s'en tienne ou non aux données de classification, doit accorder un traitement raisonnable aux pixels de bordure. Ces derniers, dont la valeur spectrale résulte de l'intégration d'au moins deux réflectances spectrales typiques, sont difficiles à classer et peuvent changer de classe à la moindre différence d'alignement des images. Par conséquent, l'intégration d'un opérateur spatial au mécanisme de filtrage pourrait également être souhaitable.

Conclusions

La couverture répétitive offerte par les images Landsat convient bien au suivi et à la détection des changements, pourvu que les nuages ne soient pas un problème majeur. Traditionnellement, les groupes d'images d'une région prises à de multiples dates étaient combinés de diverses façons afin de faire ressortir les changements ou de les rendre aptes à une classification. Une

nouvelle approche consiste à utiliser un système expert pour comparer des classifications non dirigées unidates d'images de différentes années et saisons, conjuguée à l'identification des classes par l'utilisateur. Le présent rapport a décrit une première tentative à cet égard, le Progiciel expert en foresterie, et les essais menés pour vérifier ses capacités sur une région boisée du parc Algonquin, en Ontario.

Le PEF s'est révélé bien capable de détecter des changements en forêt causés par des activités d'exploitation, mais il s'est montré moins efficace pour décèler les changements attribuables à la régénération des conifères. Cette faiblesse a été attribuée principalement à l'inefficacité du mécanisme de filtrage. Il est essentiel de disposer d'un mécanisme de filtrage pour différencier les changements artificiels des changements réels attribuables à des activités forestières car le mécanisme de décision ne doit pas avoir à en tenir compte. L'actuel PEF tente de faire cette différenciation à l'aide d'un système de seuils quantitatifs plutôt simple. Ceci n'empêche pas la détection de changements radicaux, comme ceux qui sont causés par les activités d'exploitation forestière, mais il rend peu fiable le suivi des changements plus lents. Les seuils élevés établis pour s'assurer que les changements artificiels sont jugés non significatifs empêchent souvent la détection des changements graduels qui n'atteignent donc pas le mécanisme de décision.

De plus, c'est aussi cette faiblesse du mécanisme de filtrage qui a eu l'effet le plus dévastateur sur la capacité théorique du PEF à rendre la classification des zones restées inchangées plus exacte. Même si les seuils établis étaient relativement élevés, certains changements artificiels mettaient souvent en marche le mécanisme de décision et exigeaient de nombreuses décisions mineures. L'effet cumulatif de toutes ces décisions a été l'obtention d'une image de décision finale ayant un degré d'exactitude général plus faible que les classifications estivales unidates.

En règle générale, un mécanisme de filtrage à seuil quantitatif ne donne pas de bons résultats parce que les changements réels sur les images Landsat n'occupent généralement qu'un faible pourcentage de l'ensemble de l'image et peuvent être graduels, tandis que les changements artificiels sont omniprésents. Le mécanisme de filtrage des versions futures devra être plus

sophistiqué (et utiliser, par exemple, des données spatiales).

Le bien-fondé de comparer uniquement les classifications d'images satellitaires est également mis en doute. Une classification *a priori* des données impose une structure quelque peu artificielle qui peut nuire à l'ensemble du processus. D'autre part, la comparaison des classifications est un moyen simple d'éliminer rapidement du processus de décision la plupart des pixels (où aucun changement ne s'est produit) et elle n'exige pas que des décisions soient prises tout en analysant des données multidimensionnelles dans plusieurs espaces. Il faudrait réfléchir sérieusement à ces aspects avant de concevoir un autre système expert pour assurer le suivi des ressources naturelles à l'aide d'images satellitaires successives.

Il est possible d'apporter de nombreuses améliorations pratiques et théoriques au PEF afin d'en faire un outil de gestion précis et flexible: un meilleur mécanisme de filtrage de changements artificiels, un mécanisme décisionnel plus flexible (au moyen de règles à syntaxe variable), un accès aux données spectrales, une comparaison directe de la nouvelle classification avec l'image de décision la plus récente et une plus grande facilité d'utilisation.

Dans une future version, un système semblable pourrait être plus étendu et permettre l'intégration des données thématiques provenant d'autres capteurs ou de bases de données d'inventaires forestiers existantes (c.-à-d. de systèmes d'information géographique). Le groupe de télédétection numérique de l'Institut forestier national de Petawawa poursuit les recherches en ce sens, fort de l'expérience acquise dans le cadre de la présente étude et de recherches complémentaires ou connexes (Leckie, 1990; Kourtz, 1987, 1990).

Remerciements

L'auteur voudrait remercier Peter Kourtz et Morris Goldberg d'avoir amorcé ce projet, Don Leckie pour les données - terrain, plusieurs révisions de texte et son appui, ainsi qu'Alain Dombrowski, Susan Yatabe, Steve Joyce et Mark Gillis qui ont révisé le texte et formulé des commentaires pertinents.

Références

- Alvo, M.; Goldberg, M. 1981. A measure of reliability for classification of earth satellite data. *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernet.* SMC-11:312-318.
- Banner, A.V.; Lynham, T. 1981. Multitemporal analysis of Landsat data for forest cutover mapping: a trial of two procedures. Pages 233-240 in *7th Can. Symp. Rem. Sens.*, Winnipeg, Man., 8-11 September, 1981.
- Gillis, M.D. 1988. Estimating change from successive static forest inventories. *For. Chron.* 64:352-354.
- Goldberg, M.; Shlien, S. 1976. A four-dimensional histogram approach to the clustering of Landsat data. *Can. J. Rem. Sens.* 2:1-11.
- Goldberg, M.; Kourtz, P. 1977. The use of Landsat imagery for forest mapping: description of a proposed operational system. Pages 61-63 in *Proc. IEEE Workshop of Picture Data Description and Management*, New York.
- Goldberg, M.; Alvo, M.; Karam, G. 1982a. A measure of confidence for improving classifications of Landsat imagery. Pages 155-157 in *Proc. IEEE Pattern Recognition and Image Processing Conf.*, Las Vegas, Nevada, June 14-17, 1982.
- Goldberg, M.; Alvo, M.; Karam, G. 1982b. Computer analysis of Landsat imagery. Technical Report by Scientific Consulting Services Inc., July 28, 1982.
- Goldberg, M.; Karam, G.; Alvo, M. 1983a. A production rule-based expert system for interpreting multi-temporal Landsat data. Pages 77-82 in *Proc. Conf. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, Washington, D.C., June 19-23, 1983.
- Goldberg, M.; Alvo, M.; Karam, G. 1983b. The analysis of Landsat imagery using an expert system: forestry applications. Pages 493-503 in *Proc. Sixth Int. Symp. on Automated Cartography*, Ottawa, vol. II, Oct. 16-21, 1983.
- Goodenough, D.G.; Goldberg, M.; Plunkett, G.; Zelek, J. 1987. An expert system for remote sensing. *IEEE Trans. Geoscience Rem. Sens.* GE-25:349-359.
- Goodenough, D.G.; Deguise, J.-C.; Robson, M. 1990. Expert systems for DTM use in

- mountainous terrain. *In* ISPRS Commission VII Mid-term Symposium: Global and Environmental Monitoring Techniques and Impacts, Victoria, B.C. Sept. 17-21, 1990.
- Goodenough, D.G.; Shanzer, D.; Robson, M. 1990. Knowledge-based systems for coping with clouds. *In* ISPRS Commission VII Mid-term Symposium: Global and Environmental Monitoring Techniques and Impacts. Victoria, B.C. Sept. 17-21, 1990.
- Gray, S.L.; Nietmann, K. 1991. Inventaire des forêts du Canada 1986 - supplément technique. Forêts Canada, Institut forestier national de Petawawa. Rapp. d'inf. PI-X-86F.
- Hall, R.J.; Crown, P.H.; Titus, S.J. 1984. Change detection methodology for aspen defoliation with Landsat MSS digital data. *Can. J. Rem. Sens.* 10:135-142.
- Hayes-Roth, F.; Waterman, D.A.; Lenat, D.B. 1983. Building expert systems. Addison-Wesley, Reading, MA.
- Hegyí, F.; Quenet, R.V. 1983. Integration of remote sensing and computer assisted mapping technology in forestry. *Can. J. Rem. Sens.* 9:92-98.
- Howarth, P.J.; Wickware, G.M. 1981. Procedures for change detection using Landsat digital data. *Int. J. Rem. Sens.* 2(3):277-291.
- Kourtz, P. 1987. Expert system dispatch of forest fire control resources. *AI Applications* 1:1-8.
- Kourtz, P. 1990. Artificial intelligence: a new tool for forest management. *Can. J. For. Res.* 20:428-437.
- Leckie, D.G. 1990. Advances in remote sensing technologies for forest surveys and management. *Can. J. For. Res.* 20:464-483.
- McKeown, D.M., Jr. 1984. Knowledge-based aerial photo interpretation. *Photogrammetria* 39:91-123.
- McKeown, D.M., Jr.; Perlant, F.P.; Shufelt, J. 1990. Information fusion in cartographic feature extraction from aerial imagery. *In* ISPRS Commission VII Mid-term Symposium: Global and Environmental Monitoring Techniques and Impacts. Victoria, B.C. Sept. 17-21, 1990.
- Mooneyhan, D.W. 1983. The potential of expert systems for remote sensing application. Pages 4.1-4.5 *in* Proc. Int. Geoscience and Remote Sensing Symp. (IGARSS), San Francisco, 2(FP-1).
- Moore, T.G.E.; Lockwood, C.G. 1991. Description et guide d'utilisation du programme HSG de modélisation de le réserve de bois. Forêts Canada, Institut forestier national de Petawawa. Rapp. d'inf. PI-X-98F.
- Nagao, M.; Matsuyama, T. 1980. A structural analysis of complex aerial photographs. Plenum Press, New York.
- NASA. 1979. Forest resource information system. Lyndon B. Johnson Space Center, Houston, Texas.
- Newnham, R.M. 1987. FIRFOR - A simple forest management model. *For. Can., Petawawa Natl. For. Inst. Inf. Rep.* PI-X-72.
- Pilon, P.G.; Wiart, R.J. 1990. Operational forest applications using Landsat TM data: The British Columbia experience. *Geocarto Int.* 1:25-30.
- FIDSINFOBASE - Système d'information sur le relevé des insectes et des maladies des arbres. Forêts Canada, Institut forestier national de Petawawa. Rapp. d'inf. PI-X-65F.
- Power, M. 1987. FIDSINFOBASE - The forest insect and disease survey information system. *Can. For. Serv. Petawawa Natl. For. Inst. Inf. Rep.* PI-X-65.
- Tinney, L.R.; Sailer, C.; Estes, J.E. 1983. Applications of artificial intelligence to remote sensing. Pages 225-269 *in* 17th Int. Symp. on Remote Sensing of Environment, Ann Arbor, Michigan, May 9-13, 1983.

