



Jean-Marie Beaulieu

BeaulieuJM.ca

[Bea2000b]

Détection des Arbres Individuels dans des Images de Haute Résolution

Authors: **Beaulieu Jean-Marie, Mohammed Bouzkraoui**

Conference: **Vision Interface 2000**

mai, 2000, pp. 311-317

Détection des Arbres Individuels dans des Images de Haute Résolution,
Beaulieu Jean-Marie, Mohammed Bouzkraoui,
Vision Interface 2000, mai, 2000, pp. 311-317.

[\[Bibtex\]](#)

DOWNLOAD [the published version](#)

DOWNLOAD [the slide PDF file](#)

(cr) Jean-Marie Beaulieu

DÉTECTION DES ARBRES INDIVIDUELS DANS DES IMAGES DE HAUTE RÉOLUTION

Mohammed Bouzkraoui
Jean-Marie Beaulieu
Département d'informatique,
Université Laval, Pavillon Pouliot,
Québec, QC, Canada, G1K-7P4,
bouzkraoui_simo@hotmail.com,
jean-marie.beaulieu@ift.ulaval.ca

Résumé

Le but de cette recherche est de détecter les arbres individuels dans des images de haute résolution. La détection des arbres nous permet de les dénombrer et d'estimer le volume de bois présent. La connaissance du volume de bois permet une meilleure gestion des ressources par les propriétaires forestiers. La cime d'un arbre correspond à une zone claire entourée d'une zone sombre. L'algorithme de détection consiste à rechercher le pixel le plus clair parmi ceux correspondant à un arbre. Nous utilisons une fenêtre de 5x5 pour faire une recherche dans le voisinage de chaque pixel et pour localiser le point le plus clair, soit un maximum local. Nous procédons ensuite à la classification des points maximums pour conserver seulement ceux correspondant à des cimes. La classification est basée sur l'hypothèse que l'intensité lumineuse des cimes est plus élevée que celle des autres pixels de l'image. Dans un premier temps, l'attribut utilisé pour la classification est l'intensité lumineuse des points maximums. Les seuils servant à la classification doivent être calculés automatiquement. Nous utilisons la valeur moyenne de l'attribut calculée sur l'ensemble des points maximums. Ensuite, nous utilisons comme attribut la valeur moyenne sur le voisinage de chaque point maximum. Nous obtenons ainsi de meilleurs résultats. Cependant, plusieurs arbres n'ont pas été détectés. La position du point maximum dans la partie éclairée d'un arbre est affectée par la position du soleil et de la caméra (direction et l'angle d'inclinaison). Nous avons donc développé une technique permettant de déplacer la fenêtre de voisinage vers le centre de la partie éclairée. Nous obtenons alors une intensité moyenne sur le voisinage plus représentative de la cime. Ceci réduit les risques de non-détections. Les résultats obtenus sont de bonne qualité et sont nettement meilleurs que ceux obtenus sans classification.

Abstract

The topic of this research is the detection of individual trees in high resolution images. The number of trees and the estimation of the wood volume could result from the detection of trees in images. The forest owners could use the knowledge of the wood volume to improve the stock management. The upper part of a tree corresponds to a bright zone surrounded by a dark zone. The detection algorithm consists in finding the brightest pixel among those belonging to a tree. We use a 5x5 window to search over the neighborhood of each pixel and to find the brightest point which will correspond to a local maximum. The classification of the maximum points is then performed in order to keep only the points corresponding to the tops of the trees. The classification process assumes that the light intensities of the top pixels are higher than the intensities of the other pixels of the image. Initially, the light intensity of maximum points is used as attribute for the classification process. The threshold value used by the classification process must be calculated automatically. The average value of the attribute calculated over the whole set of maximum points is used as threshold value. Later, the average value over the neighborhood of each maximum point is used as attribute. Better results are then obtained. However, several trees were not detected. The position of the maximum point in the bright part of a tree is affected by the position of the sun and the camera (direction and inclination angle). We have developed a technique that moves the neighbor window towards the center of the bright part. The average neighbor intensity value is then more representative of the tree top pixel. The risk of detection misses is reduced. The obtained results are of good quality and are definitely better than those obtained without classification.

1. Introduction

En télédétection, l'évolution technologique permet la mise au point de capteurs fournissant des images avec une résolution de plus en plus élevée. Compte tenu de l'augmentation du volume des données et de l'accroissement de la résolution de l'image, il est nécessaire de développer des outils logiciels appropriés.

La gestion des activités forestières est surtout basée sur la mesure du volume de bois local, mais aussi sur les caractéristiques des sites dans la forêt commerciale. En théorie, le degré avec lequel les objectifs de gestion sont réalisés dépend largement de la qualité et de la précision de l'évaluation du nombre d'arbres dans la région forestière étudiée. Les inventaires forestiers conventionnels, impliquant un travail sur le terrain et l'interprétation de photos aériennes, offrent un point de départ pour les estimations du nombre d'arbres présents. Toutefois, ces inventaires sont fastidieux à établir et dispendieux. À partir des images aériennes, nous pouvons évaluer de manière plus efficace l'état des ressources forestières en utilisant des méthodes de traitement d'images pour détecter les changements dans l'occupation des sols.

1.1 La classification spectrale traditionnelle et la cartographie forestière

Lors d'un inventaire forestier, des placettes échantillons sont établies dans des classes de peuplement ayant les mêmes caractéristiques (essence, densité et hauteur). On obtient le volume moyen de chaque classe de peuplement présent dans l'unité de sondage. Un photointerprète peut délimiter manuellement chacune de ces classes dans une photo aérienne. Les techniques du traitement d'images et certains modèles de corrélation entre les données forestières et les données aériennes permettent également de délimiter les frontières de chaque peuplement.

Plusieurs méthodes basées sur la classification automatisée ont été utilisées dans la cartographie forestière, mais elles n'ont pas donné de bons résultats. Beaubien [1][2] a conclu dans ses recherches qu'il est nécessaire d'obtenir des classes homogènes et représentatives de la forêt, surtout que certains types de couverts forestiers et d'essences retournent des réflectances très voisines pouvant créer une confusion. Les travaux de Beaubien sont basés sur des images Landsat TM utilisant une procédure qui permet la classification semi-automatisée. Cette classification est prise comme complément à la photo-interprétation pour augmenter le niveau d'objectivité du photointerprète.

1.2 Photographies de haute résolution

Les techniques de classification traditionnelles ne parviennent pas à extraire l'information locale de la forêt dans les images satellitaires où la dimension du pixel est de 10 à 80m. Le fait que le pixel peut contenir plusieurs arbres rend délicate la compréhension de l'information de l'image. L'acquisition et l'utilisation d'images de haute résolution permettent de corriger ces limitations. Ces images permettent de distinguer chacun des arbres. La dimension du pixel est de l'ordre du mètre et moins. La structure de l'image et son traitement s'en trouvent profondément modifiés. On peut maintenant compter les arbres et mesurer la densité du peuplement.

Différents auteurs ont développé des tables de volume de bois qui permettent d'estimer le volume de bois en fonction de la hauteur des cimes et de la proximité des tiges. Cette technique n'est pas précise, car l'information est extraite manuellement. La densité est obtenue par photointerprétation et la hauteur est extraite par mesures stéréoscopiques.

Des méthodes d'analyse automatique des images de haute résolution ont été proposées. Des techniques ont été développées pour distinguer les différentes essences forestières. Fournier et al [4] ont présenté des critères de discrimination spatiale des cimes d'arbres individuels permettant d'identifier l'essence en fonction du patron visuel de chaque cime. D'autres recherches ont été réalisées pour distinguer les cimes des arbres résineux et celles des feuillus. Yan et Edwards [6] ont utilisé les photographies aériennes numérisées à l'échelle 1:5 000. Ces techniques sont encore à leurs premiers pas, l'automatisation n'étant pas encore complétée. Les méthodes permettent d'obtenir un estimé valable du volume de bois moyen pour une grande superficie. Il faut cependant beaucoup de travail pour traiter un territoire en entier.

Gougeon [5] a appliqué un algorithme sur des images MEIS (résolution de 0.31m) pour délimiter et dénombrer les arbres avec une validation par photointerprétation. De bons résultats sont obtenus pour les images de plantations. Cependant, on rencontre de nombreux problèmes pour le traitement de forêts naturelles. De plus, cette méthode utilise un algorithme complexe et exige un temps de calcul très élevé.

1.3 Détection des cimes des arbres

Le but de cette recherche est de détecter les arbres individuels dans des images de haute résolution. La détection des arbres nous permet de les dénombrer et d'estimer le volume de bois présent. La connaissance du volume de bois permet une meilleure gestion des ressources par les propriétaires forestiers.

La cime d'un arbre correspond à une zone claire entourée d'une zone sombre. L'algorithme de détection consiste à rechercher le pixel le plus clair parmi ceux correspondant à un arbre. Nous utilisons une fenêtre de 5x5 pour faire une recherche dans le voisinage de chaque pixel et pour localiser le point le plus clair, soit un maximum local. Cependant, cette approche nous donne beaucoup de fausses détections à cause du bruit. Une phase de classification est nécessaire pour réduire les fausses détections.

La classification des points maximums est basée sur l'hypothèse que l'intensité lumineuse des cimes des arbres est plus élevée que celle des autres pixels de l'image. Le choix des seuils de classification par l'opérateur donne de bons résultats. Nous avons ensuite examiné le calcul automatique des seuils à partir des caractéristiques de l'image. Dans un premier temps, l'attribut utilisé pour la classification est l'intensité lumineuse des points maximums. Nous utilisons comme seuil la valeur moyenne de l'attribut calculée sur l'ensemble des points maximums. Ensuite, nous utilisons comme attribut la valeur moyenne sur le voisinage de chaque point maximum. Il y a amélioration des résultats obtenus. Cependant, plusieurs arbres n'ont pas été détectés. La position du point maximum dans la partie éclairée d'un arbre est affectée par la position du soleil et de la caméra (direction et l'angle d'inclinaison). Nous avons donc développé une technique permettant de déplacer la fenêtre de voisinage vers le centre de la partie éclairée. Nous obtenons alors une intensité moyenne sur le voisinage plus représentative de la cime. Ceci réduit les risques de non-détections. Les résultats obtenus sont de bonne qualité et sont nettement meilleurs que ceux obtenus sans classification.

2 Algorithme de détection des arbres

Dans les images de haute résolution, un arbre peut avoir quelques pixels de diamètre. Il est alors possible de détecter chacun des arbres matures. La Figure 1 est un exemple d'une région de conifères. Une partie de l'arbre est exposée au soleil et produit une région claire dans l'image. Les arbres projettent également de l'ombre sur le feuillage avoisinant et sur le sol. En fait, seulement la partie supérieure de l'arbre est exposée au soleil, le reste étant dans l'ombre. La forme d'un arbre, sa hauteur et son diamètre peuvent affecter son exposition au soleil et influencer la forme et la taille de la zone claire correspondante dans l'image. La position du soleil et de la caméra par rapport à l'arbre détermine également la forme de la zone claire. L'arbre aura une forme circulaire si l'image est prise verticalement et une forme très allongée si l'image est prise latéralement.

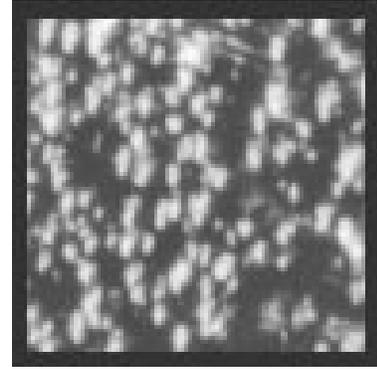


Figure 1 : Placette d'une image forestière de haute résolution

Ces travaux sont une suite de la recherche effectuée par monsieur Pascal Bolduc [3]. Nous avons essentiellement utilisé la même méthode de détection des arbres. Nous avons approfondi les causes des erreurs de détections et développé des techniques de classification pour réduire les fausses détections.

2.1 Détection des points maximums

La partie claire correspondant à un arbre dans une image de haute résolution n'est pas de forme régulière. Il peut alors être difficile de délimiter la partie claire pour chacun des arbres. Les parties claires de deux arbres voisins peuvent se toucher et être perçues comme un seul arbre. Une approche plus fiable est de considérer qu'à l'intérieur de chaque zone claire, il existe un pixel plus brillant que ses voisins et que chaque arbre possède un seul de ces points (points maximums). Ce point est normalement près de la cime de l'arbre qui est la partie mieux exposée au soleil. Ceci est particulièrement vrai pour les conifères. La détection des arbres se réduit alors à la détection de ces points maximums qui doivent correspondre aux cimes des arbres. Il s'agit de détecter un maximum pour chaque arbre. Il faut utiliser un algorithme permettant de détecter les maximums locaux. Un maximum local est défini comme un pixel dont l'intensité est supérieure à celles de tous les pixels voisins. La définition des voisins est importante. Souvent, on utilise une fenêtre carrée centrée sur le pixel pour définir son voisinage.

La méthode de détection des points maximums utilisée par Bolduc [3] est basée sur une fenêtre de NxN. La fenêtre est déplacée et centrée à tour de rôle sur chacun des pixels de l'image (fenêtre glissante). À chaque position, on examine chacun des pixels contenus dans la fenêtre et on retient le pixel avec l'intensité maximum. Le pixel retenu est un maximum local et devrait correspondre à la cime d'un arbre. La taille de la fenêtre est importante. Elle

devrait être à peu près égale au diamètre de l'arbre ou de la zone claire.

L'image de la Figure 1 correspond à un site d'échantillonnage (placette) utilisé par Bolduc. Nous disposons aussi de plusieurs autres placettes similaires. Notre étude est basée sur ces placettes. Nous avons appliqué la technique de détection des points maximums sur chacune de ces placettes. Nous avons utilisé des fenêtres de tailles 3x3, 5x5 et 7x7. Nous avons comparé les résultats et constaté que l'utilisation d'une fenêtre de 5x5 donne les meilleurs résultats. Seulement ces résultats seront employés dans la suite de ce travail.

Les variations du signal dû au bruit introduisent beaucoup de maximums et de minimums locaux. Pour réduire l'effet du bruit, nous pouvons utiliser un filtre passe-bas qui réduit les variations trop brusques. Cependant, le lissage ne devra pas être trop important pour éviter de déformer le signal et de perdre de l'information. Un arbre correspond à une zone claire. Le filtrage doit préserver la forme et le profil de ces zones. Le filtrage précède la détection des maximums. Nous voulons choisir un filtrage qui améliore la qualité des maximums détectés. Après plusieurs essais, nous avons retenu un filtre de 3x3 qui lisse légèrement l'image. Les figures suivantes présentent le filtre utilisé, l'image de la Figure 1 après filtrage (un point noir indique la position d'un maximum) et une image montrant la position des maximums.

1/16	2/16	1/16
2/16	4/16	2/16
1/16	2/16	1/16

Figure 2: Coefficients du filtre 3x3

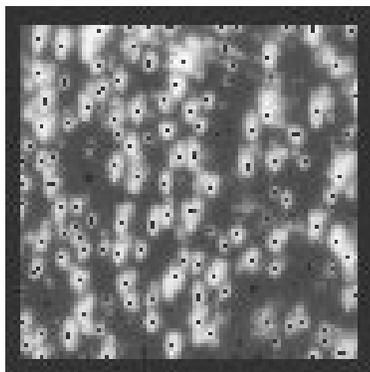


Figure 3 : Image filtrée avec les positions des maximums.

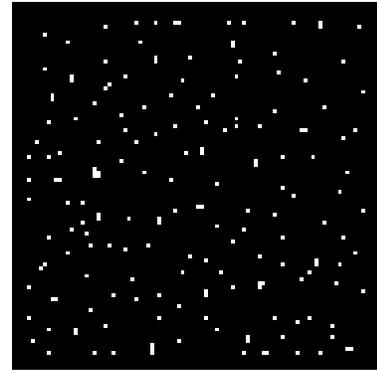


Figure 4: Positions des maximums détectés

L'utilisation d'une fenêtre qui se déplace pour la détection des maximums locaux peut conduire à la sélection de points adjacents comme maximums. Les points adjacents sont choisis comme maximums dans deux positions distinctes de la fenêtre. Normalement, deux cimes d'arbres ne peuvent pas être aussi proche à cause de la haute résolution de l'image. Nous traitons les maximums dédoublés pour ne conserver qu'un seul des deux points. Nous choisissons le point dont le voisinage est le plus clair (8 voisins). En cas d'égalité, nous préférons le point le plus haut et le plus à gauche (soit le premier rencontré lors du parcours de l'image). Pour la placette # 2 présentée dans la Figure 1, cela permet de réduire le nombre de maximums de 179 à 135.

3 Classification des points maximums

Parmi les maximums détectés, plusieurs ne correspondent pas à des cimes d'arbres. Nous pensons particulièrement aux maximums situés dans les zones foncées de l'image correspondant aux parties ombragées de la forêt. Après la détection des maximums, nous devons maintenant examiner l'étape suivante, soit la classification des points maximums. La classification doit discerner les maximums correspondant à des cimes d'arbres de ceux produits par le bruit (ou autres phénomènes parasites). En pratique, le processus de classification n'est pas exact et produit régulièrement des erreurs. Nous avons quatre cas possibles: 1) la classification correcte d'un maximum comme correspondant à la cime d'un arbre (les "vraies cimes"), 2) la classification fautive d'un maximum comme correspondant à la cime d'un arbre (les "fausses cimes"), 3) le rejet erroné d'un maximum (les "cimes oubliées") et 4) le rejet correct d'un maximum produit par le bruit.

Nous devons développer un processus de classification qui réduit les erreurs de classification, soit le nombre de "fausses cimes" et de "cimes oubliées". Pour évaluer les taux d'erreurs, nous devons connaître les vraies classes de

chaque maximum. Nous avons procédé à une inspection visuelle de chaque maximum et déterminer sa vraie classe. Pour donner plus de valeur à nos résultats, il aurait été préférable que cette analyse soit effectuée par un géographe ou un photointerprète. Il y a des situations ambiguës où un non-expert peut se tromper. Dans le contexte actuel de notre recherche, il n'est pas pertinent de considérer ces cas particuliers.

3.1 Intensité lumineuse des points maximums

Nous voulons distinguer les points maximums correspondant aux cimes des arbres de ceux produits par le bruit. Les points maximums recherchés sont situés dans des zones claires correspondant à des arbres. De plus, un maximum est le point le plus clair d'une zone. La cime est normalement la partie de l'arbre la plus directement exposée au soleil et donc la partie la plus brillante. Une première approche simple de classification est d'examiner l'intensité lumineuse des points maximums et de retenir seulement les plus brillants comme les cimes des arbres. Nous utilisons une valeur seuil pour le processus de classification. Si le point maximum possède une valeur supérieure au seuil, il sera considéré comme correspondant à la cime d'un arbre. Sinon, le point maximum sera rejeté.

Il est important de bien choisir la valeur seuil du processus de classification. Nous avons d'abord fait une sélection manuelle de la valeur seuil. Nous choisissons arbitrairement plusieurs valeurs seuils et nous effectuons la classification pour chaque valeur. Après l'étude des résultats, nous pouvons choisir la valeur seuil produisant le moins d'erreurs de classification. Nous avons constaté que le seuil doit être adapté à chaque image ou partie de l'image (placette). Dans cette situation, la sélection des seuils par un opérateur devient un processus long et coûteux. L'opérateur doit évaluer les résultats de la classification pour choisir le meilleur seuil.

Nous avons automatisé le processus de classification en effectuant une sélection automatique des seuils. Dans cette approche, la sélection des seuils ne doit pas être basée sur l'évaluation des résultats de la classification. Le seuil est choisi *a priori* et la valeur retenue doit s'adapter à l'image à traiter. Nous avons choisi comme seuil la valeur moyenne des intensités lumineuses des points maximums de l'image. Après classification, nous ne conservons que les points maximums dont l'intensité est supérieure au seuil (valeur moyenne). Ces points seront considérés comme les cimes des arbres. Plusieurs essais nous ont convaincu que la valeur moyenne des maximums est la valeur la plus appropriée pour le seuil. Le Tableau 1 présente les résultats de la classification pour 4 placettes. La placette 2 est présentée à la Figure 1. Nous constatons que plusieurs cimes ont été oubliées, c'est-à-dire, rejetées par le

processus de classification. Nous modifierons l'algorithme de classification pour essayer de récupérer les cimes oubliées.

Tableau 1 : Résultats de la classification basée sur l'intensité lumineuse des points maximums.

	Placette 2	Placette 9	Placette 21	Placette 22
vraies cimes	91	65	58	81
fausses cimes	0	2	4	0
cimes oubliées	13	10	3	6

3.2 Utilisation du voisinage des points maximums

Pour améliorer les résultats de la classification, nous employons le voisinage des points maximums. Dans la section précédente, nous utilisons l'intensité lumineuse d'un point maximum pour le classifier. Cette valeur peut être affectée par le bruit. Nous pouvons utiliser l'intensité moyenne sur quelques pixels pour réduire l'effet du bruit. Pour chaque point maximum, nous calculons l'intensité moyenne sur une fenêtre de 3x3 centrée sur le point. Si le point maximum est situé dans une zone claire correspondant à un arbre, les pixels voisins auront normalement une intensité élevée. Si le point maximum est dans une zone foncée et est dû au bruit, les pixels voisins auront normalement une intensité faible. Le nouvel attribut utilisé pour la classification est maintenant la valeur moyenne calculée sur une fenêtre centrée sur le point maximum. La valeur seuil pour la classification est la valeur moyenne des attributs, calculée sur l'ensemble des points maximums. Le Tableau 2 présente les résultats de la classification pour les 4 placettes. Nous constatons une légère réduction du nombre de cimes oubliées.

Tableau 2 : Résultats de la classification avec utilisation du voisinage.

	Placette 2	Placette 9	Placette 21	Placette 22
vraies cimes	92	70	58	83
fausses cimes	0	0	4	2
cimes oubliées	12	5	3	4

3.2 Déplacement des centres de voisinages

L'utilisation du voisinage reposait sur l'hypothèse que le point maximum se situerait au centre d'une zone claire correspondant à un arbre. Les pixels voisins d'un point maximum devraient normalement être situés dans cette même zone claire. L'étude des résultats précédents nous a permis de constater que le point maximum est souvent situé en bordure de la zone claire. Les pixels voisins sont alors tantôt dans la partie éclairée de l'arbre, tantôt dans la partie ombragée de l'arbre. Il faut souligner que la forme de l'arbre est fonction de la position de la caméra et du soleil par rapport à l'arbre. En particulier, nous obtenons une forme circulaire si la caméra est située à la verticale au-dessus de l'arbre. À mesure que nous nous déplaçons vers une prise de vue latérale de l'arbre, la forme va s'allonger et la cime va se déplacer vers une des extrémités. Les figures 5 et 6 illustrent cette modification de la forme de l'image d'un arbre.

Lorsque l'image des arbres est prise latéralement, le pixel le plus brillant d'un arbre (sa cime) est situé sur la frontière de sa zone claire. Nous voulons que la fenêtre 3x3 utilisée pour le calcul de la moyenne des voisins soit située entièrement à l'intérieur de la zone claire. Le centre de la fenêtre était précédemment placé sur le point maximum. Nous devons maintenant déplacer le centre. Le déplacement doit éloigner la fenêtre de la partie ombragée. Pour chaque point maximum, nous examinons les pixels voisins pour savoir quel côté est le plus clair. Ensuite, nous effectuons un déplacement du centre de la fenêtre de voisinage dans cette direction. Nous pouvons considérer que chaque pixel possède 8 voisins immédiats correspondant à 8 directions possibles de déplacement (voir Figure 7). Pour chacune des 8 directions, nous sommes la valeur du pixel correspondant avec ces deux voisins. Par exemple, dans la Figure 7, pour la direction 1, nous sommes la valeur du pixel 1 avec les valeurs des deux voisins 2 et 8. Pour la direction 2, nous sommes les valeurs des pixels 1, 2 et 3. Parmi les 8 directions possibles, nous choisissons celle donnant la somme la plus élevée pour les 3 pixels de cette direction. Ce traitement est appliqué à tous les points maximums. Pour chaque point maximum, le centre de la fenêtre est déplacé dans la direction la plus claire. Ensuite, nous calculons la moyenne sur la fenêtre. Cette moyenne est utilisée comme attribut pour la classification des points maximums. Comme précédemment, le seuil de classification correspond à la moyenne des valeurs des attributs pour l'ensemble des points maximums.

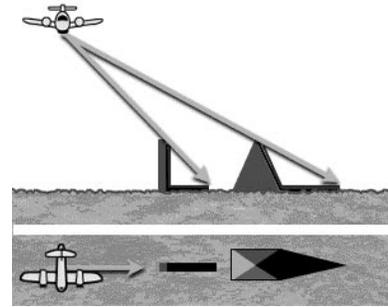


Figure 5 : Prise d'image latérale.

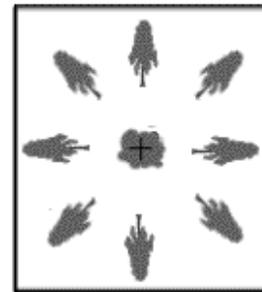


Figure 6 : Variation de la forme d'un arbre.

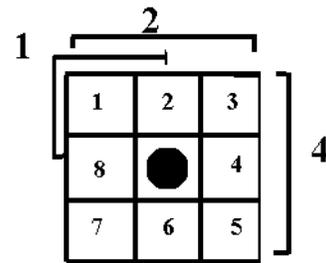


Figure 7 : Les 8 directions correspondant aux 8 voisins d'un pixel.

Le Tableau 3 présente les résultats de la classification pour les 4 placettes. Nous constatons une importante réduction du nombre de cimes oubliées. Pour les 4 placettes, nous avons maintenant 5 cimes oubliées sur 327 cimes. Initialement, nous avions 32 cimes oubliées sur 327 cimes. Le nombre de fausses cimes a cependant augmenté de 6 à 10. Le nombre d'erreurs de classification (fausses cimes + cimes oubliées) est réduit de 38 à 15, soit une réduction de 59%.

Tableau 3 : Résultats de la classification avec déplacement des centres de voisinages.

	Placette 2	Placette 9	Placette 21	Placette 22
vraies cimes	100	74	61	87
fausses cimes	1	1	5	3
cimes oubliées	4	1	0	0

4 Conclusion

Nous avons présenté une approche pour la détection des arbres dans des images de haute résolution. Nous avons exploité le fait que la cime d'un arbre est plus brillante que son voisinage. La détection repose sur l'identification des points maximums de l'image et sur la classification de ces points pour ne conserver que les points correspondant à des cimes d'arbres. De bons résultats sont obtenus.

Remerciement

Nous tenons à remercier messieurs Pascal Bolduc et Geoffrey Edwards du Centre de Recherche en Géomatique de l'Université Laval pour leur collaboration. Ils ont fourni les données utilisées dans ce projet.

Références

- [1] J. Beaubien, "Landsat TM Satellite Images of Forest: from Enhancement to Classification", *Journal canadien de télédétection*, Vol. 20, no 1, pp. 17-26, 1994.
- [2] J. Beaubien, "Visual Interpretation of vegetation through digitally Enhanced Landsat MSS Images", *Remote Sensing Reviews*, Vol. 2, pp. 17-26, 1986.
- [3] P. Bolduc, *Nouvelle Méthode pour Estimer le Volume Local à partir de Photographies à Grande Échelle Numérisées*, mémoire de maîtrise, Faculté de Foresterie et de géomatique, Université Laval, 1997.
- [4] R. Fournier, G. Edwards et N.R. Eldridge, "A catalogue of potentiel spatial discriminators for high spatial resolution digital images of individual crown", *Canadian journal of remote sensing*, Vol. 21, no 3, pp. 285-298, 1995.
- [5] F.A. Gourgeon, "System for individual tree crown classification of conifer stands at high spatial resolutions", *Processing of 17th Canadian Symposium on remote Sensing*, Saskatchewan (Canada), 1995.
- [6] M.Y. Yan, et G. Edwards, "Classification de cimes d'arbres individuelles à l'aide de photographies aériennes", *Compte rendu du 9ième congrès de l'association québécoise de télédétection (AQT)*, 15 pages (sur CD-ROM), 1996.