

APPROCHE OBJET ET PYRAMIDALE DANS LA CLASSIFICATION NON SUPERVISEE DES IMAGES DE TELEDETECTION.

Emmanuel TONYE*, Alain AKONO*, Jean Michel JOLION**

* LETS, Ecole Nationale Supérieure Polytechnique, BP 8390, Yaoundé, CAMEROUN

** LISPI, Bât. 710, Université Lyon I, 69622 Villeurbanne Cedex, FRANCE

RESUME

Les méthodes conventionnelles de classification des images nécessitent souvent un temps de calcul et un espace mémoire importants dans l'ordinateur, ainsi qu'une mise en oeuvre laborieuse de leurs algorithmes de programmation. L'approche orientée objet a le grand avantage de faciliter cette mise en oeuvre. La méthode pyramidale, quant à elle, permet de réduire considérablement l'espace mémoire nécessaire lors des traitements. Elle réduit ainsi le nombre d'opérations effectuées et de ce fait elle accélère le processus de classification. Notre contribution à l'efficacité du traitement consiste à combiner les deux méthodes précédentes, ce qui nous permet de gagner à la fois en temps de calcul et en espace mémoire. Des résultats satisfaisants ont été obtenus avec les images "SPOT" et "SAR" de la région de Yaoundé en Afrique Centrale.

MOTS CLES

Télé-détection, Méthode pyramidale, Approche objet, Classification

1) INTRODUCTION

Le but de la classification est de diviser l'image originale en plusieurs régions distinctes. Pour ce faire, un degré de corrélation doit exister entre les entités du monde réel se trouvant dans l'image (objets, surfaces, etc....) et les régions extraites de la classification. On peut distinguer trois groupes de techniques de classification : le seuillage, la croissance de région et l'approche multirésolution. Le seuillage ([3], [6]) est une classification des pixels de l'image non texturée en "fond" et "objet". Cette technique s'adresse à des problèmes simples. La technique de classification par croissance de régions ([3], [4], [6]) regroupe les pixels adjacents de l'image qui possèdent un attribut scalaire ou vectoriel homogène. Elle donne des bons résultats sur des images complexes. La classification multirésolution ([5], [6], [10]) consiste en une représentation hiérarchique de l'image ou de ses attributs. Cette technique donne des bons résultats sur des images fortement texturées.

Les techniques de classification ([2], [3], [4], [6], [7], [10]) exigent souvent un espace mémoire important dans l'ordinateur. En effet, les images à traiter (le plus souvent de très grande taille) doivent être stockées sous forme de matrice dans la mémoire vive de l'ordinateur. Et dans plusieurs cas il faut faire appel à deux ou trois matrices pour effectuer un traitement. Il arrive très souvent que les programmes

s'interrompent en cours de traitement, faute d'espace mémoire disponible. L'une des techniques classiques utilisées pour la classification des images de télédétection est la méthode du "maximum de vraisemblance" telle que proposée par Haralick [2]. Cette méthode fait appel au calcul de matrice de cooccurrence et elle exige un temps de calcul considérable pour l'obtention des résultats. Certains chercheurs [7] ont suggéré de traiter les images en les laissant stockées dans le disque dur de l'ordinateur et en y stockant également les résultats intermédiaires. Cette solution ne fait que ralentir le traitement à cause des multiples lectures et écritures faites sur le disque dur.

Actuellement, la plupart des usagers dans les pays en voie de développement ne disposent que d'ordinateurs de faible capacité mémoire et de vitesse moyenne. Pour leur rendre possible la classification des images de télédétection, nous avons mis en oeuvre un outil faisant appel à la fois à la programmation orientée objet [4] et à la méthode pyramidale [1], [5] et [6]. La combinaison de ces méthodes permet d'accélérer le processus de classification et de réduire considérablement l'espace mémoire nécessaire pour les traitements. Ceci peut ressembler à une technique hybride de celles déjà citées. L'outil développé a été appliqué avec succès aux images "SPOT" et "SAR" de la région de Yaoundé en Afrique Centrale.

II) METHODOLOGIE

II.1) L'Approche Orientée Objet

L'utilisation de la programmation orientée objet facilite grandement la mise en oeuvre des algorithmes de recalage. Dans la méthode utilisant les régions comme primitives de mise en correspondance, on définit ces régions comme des objets. Un objet est lui-même défini comme une entité ayant des champs et des méthodes. Nous pouvons par exemple définir un rectangle comme un objet ayant pour champs quatre variables $X1, Y1, X2, Y2$ qui représentent respectivement les coordonnées du coin supérieur gauche et les coordonnées du coin inférieur droit du dit rectangle. Une méthode d'un objet est une fonction que peut exécuter cet objet. Ainsi, nous pouvons associer au rectangle précédent une méthode nommée "Déplace(Xo, Yo)" qui lui permet de se positionner au point de coordonnées (Xo, Yo) chaque fois qu'elle est exécutée. Notons aussi qu'un objet peut avoir des descendants. Chaque descendant hérite des champs et des méthodes de son ancêtre.

Dans le cas de la classification des images, l'objet peut être:

- un pixel avec les champs suivants: niveau de gris, indice de classification (indice permettant de savoir si l'objet a déjà été classé ou non), numéro de la classe.
- la classe avec les champs suivants: le barycentre, la couleur. On peut aussi associer à la classe une méthode lui permettant de s'afficher à l'écran de l'ordinateur.
- une région avec les champs suivants : taille de la région, moyenne des niveaux de gris, variance des niveaux de gris, amplitude de variation des niveaux de gris, couleur de la région.

L'approche Objet permet de traduire facilement un algorithme de classification en langage informatique. Elle permet aussi une grande flexibilité dans les opérations. Considérons par exemple une région avec les champs définis plus haut. A l'objet

"région" on associe une méthode nommée "Affiche" qui permettra d'afficher uniquement cette région à l'écran. Ceci peut avoir une application intéressante qui consiste à pouvoir localiser et observer une région particulière de l'image (exemples : classe de la végétation, classe des bâtiments, etc.). L'ensemble de toutes les régions est défini comme un tableau mono-dimensionnel d'objets : région(i), $i = 1, \dots, K$. Pour afficher la région numéro 2 par exemple, il suffit de faire région(2).Affiche. Et pour afficher toute l'image segmentée il faut faire région(i).Affiche pour tous les $i = 1, \dots, K$, ce qui revient à afficher l'ensemble de toutes les régions. D'autres opérations qu'on aurait difficilement réalisées par les méthodes classiques sont faites aisément avec l'approche objet, par exemple:

- la fusion de deux classes (il suffit d'attribuer un même barycentre et une même couleur aux deux classes et de décrémenter le nombre total de classes de 1),
- la création d'une nouvelle classe centrée en un pixel particulier (il suffit de définir le barycentre de cette classe comme étant le niveau de gris du pixel considéré et d'incrémenter le nombre total de classes de 1),
- etc.

II.2) L'Approche Pyramidale

Le traitement des images numériques nécessite souvent l'occupation d'un espace mémoire important dans l'ordinateur, à cause du grand volume de données que contiennent ces images et de la complexité des algorithmes de traitement. La méthode pyramidale permet de pallier cet inconvénient. Cette méthode consiste premièrement à construire une pyramide d'images dont l'image de base est l'image initiale. La pyramide est donc une suite d'images I_h , h appartenant à l'intervalle $[0, n]$. h représente un niveau de la pyramide et $n+1$ est le nombre total de niveaux de la pyramide, ou encore hauteur de la pyramide. I_0 est donc l'image de base et I_n est le sommet de la pyramide. L'image I_h est une version réduite de l'image I_{h-1} et chaque élément (pixel) de l'image I_h est une moyenne pondérée des éléments de l'image I_{h-1} :

$$I_h(x, y) = \sum_{l=-2}^2 \sum_{k=-2}^2 w(l, k) I_{h-1}(2x + l, 2y + k) \quad (1)$$

avec $h \in [0, n]$, $x \in [0, NC_h]$ et $y \in [0, NL_h]$. $NC_h + 1$: Nombre de colonnes de l'image du niveau h . $NL_h + 1$: Nombre de lignes de l'image du niveau h .

Le plus souvent on a $NC_h = NL_h = 2^n - 1$ et les images de la pyramide sont carrées. On parle alors de structure arborescente quaternaire ([1],[5]) pour désigner la pyramide. Quant à nous, nous avons construit une pyramide d'images rectangulaires pour nos traitements. L'image de base a pour dimensions : $NC_0 = 319$ et $NL_0 = 199$, et $NC_h = ((NC_{h-1} + 1) / 2) - 1$, $NL_h = ((NL_{h-1} + 1) / 2) - 1$.

L'image du niveau h contient donc quatre fois moins d'éléments que l'image du niveau $h-1$ et son traitement nécessite aussi quatre fois moins d'espace mémoire dans

l'ordinateur. Nous gagnons aussi beaucoup en temps de calcul lorsque nous traitons une image réduite. L'image traitée est ensuite agrandie pour une meilleure visualisation du résultat. La fonction de pondération w doit obéir à certains critères .

Plusieurs approches pyramidales sont connues:

- par transformation dyadique: gaussienne puis laplacienne ([1], [5]),
- par transformation dyadique de la représentation en ondelettes ([8]),
- par algorithme non séparable en quinconce ([5]).

Pour plus de simplicité nous construisons une fonction séparable ([1], [5], [8])

:

$$w(l,k) = w_1(l) w_1(k) \quad (2)$$

Une abondante littérature ([1], [5], [6] et [8]) définit les critères caractérisant w_1 .

1) Normalisation :

$$\sum_{m=-2}^2 w_1(m) = 1.$$

2) Symétrie : $w_1(i) = w_1(-i)$, $i = 0,1,2$

3) Equicontribution : Tous les éléments d'une image de niveau $h-1$ doivent contribuer équitablement à l'obtention des éléments de l'image de niveau supérieur h .

Supposons $w_1(0) = a$, $w_1(-1) = w_1(1) = b$ et $w_1(-2) = w_1(2) = c$. Dans ce cas, il faut

qu'on ait $a + 2c = 2b$. Ces trois contraintes sont satisfaites quand

$$w_1(0) = a, \quad w_1(-1) = w_1(1) = 1/4, \quad w_1(-2) = w_1(2) = 1/4 - a/2.$$

Pour différentes valeurs de a , la fonction w_1 prend différentes valeurs [1], [5]:

- Pour $a = 0.4$, la fonction w_1 a une allure gaussienne,
- Pour $a = 0.5$, la fonction w_1 a une allure triangulaire,
- Pour $a = 0.6$, la fonction w_1 a une allure trimodale, ce qui rapproche d'une

transformation en ondelettes [8].

Nous avons choisi $a = 0.4$ et 0.375 . L'agrandissement de l'image traitée se fait par construction de l'image I_{h-1} à partir de l'image I_h . On travaille donc dans le sens inverse de construction de la pyramide initiale. La formule utilisée est la suivante :

$$I_{h-1}(x,y) = 4 \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m,n) \cdot I_h((x-m)/2, (y-n)/2)$$

Seuls les termes pour lesquels $(x-m)/2$ et $(y-n)/2$ sont des entiers sont inclus dans cette somme.

Pour un coût faible (du fait de la séparabilité des masques), on peut réduire très fortement le volume associé à une image tout en la conservant sous une forme bitmap directement exploitable par les algorithmes de classification. Bien sûr, il s'en suit une perte d'information. On peut aisément montrer [1,5] que celle-ci est équivalente à une troncature des plus hautes fréquences du signal image. L'adéquation de cet outil est donc soumise à la nature de l'image (présence / absence de bruit, de microstructures, ...).

III) Techniques de classification

Nous avons utilisé quelques méthodes de Classification décrites dans [2] [4] et [6]. Nous avons appliqué ces deux approches aux méthodes de classification suivantes : classification par la méthode "plus proche voisin", classification itérative avec calcul d'erreur au sens des moindres carrés, classification croissante (progressive), classification avec classes initiales aléatoires, classification mixte. Nous présentons ici trois d'entre elles.

III-1) Classification par la méthode "plus proche voisin" sur les images "SPOT" et "SAR"

Dans cette méthode, les objets sont classés sur la base de la plus proche distance entre leurs niveaux de gris. L'utilisateur doit entrer une valeur de seuil. Les objets à classer sont définis comme des ensembles ayant des paramètres suivants:

- 1) Un niveau de gris (Niv)
- 2) Un indicateur (indice) permettant de savoir si l'objet est déjà classé ou non (ClasseOK \rightarrow Variable Booléenne)
- 3) Un numéro indiquant la classe à laquelle appartient l'objet au cas où il est déjà classé (NuméroClasse).

Voici l'algorithme général de cette méthode:

Etape N°1. Faire $i \leftarrow 1$ et $k \leftarrow 1$. Mettre l'objet x_1 dans la classe n°1.

Etape N°2 Faire $i \leftarrow i+1$. Trouver le plus proche voisin de l'objet x_i parmi les objets déjà classés. Soit D_{\min} la distance de l'objet x_i à son plus proche voisin. On suppose que ce plus proche voisin est dans la classe n° m .

Etape N°3 Si $D_{\min} \leq s$ (seuil de classification), alors on place l'objet x_i dans la classe n° m , sinon on fait $k \leftarrow k+1$ et on place l'objet x_i dans une nouvelle classe n° k

Etape N°4 Si tous les objets sont classés déjà classés on arrête, sinon on revient à l'étape N° 2.

III-2) Classification itérative avec calcul d'erreur au sens des moindres carrés

Dans cette méthode, chaque classe est caractérisée par son barycentre. L'appartenance d'un pixel à une classe dépend de l'écart entre le niveau de gris du pixel et le barycentre de la classe. Cette classification se fait avec calcul de l'erreur au sens des moindres carrés selon la formule suivante :

$$E_K^2 = \sum_{k=1}^K e_K^2 \quad (3)$$

$$e_K^2 = \sum_{i=1}^{n_k} (X_i^{(k)} - m^{(k)})^2$$

e_K^2 : Erreur de classification de la classe numéro k, E_K^2 : Erreur de classification globale. $X_i^{(k)}$: i ème élément de la classe numéro k. $m^{(k)}$: Barycentre de la classe numéro k. n_k : Nombre d'éléments (pixels) de la classe k. K : Nombre total de classes.

Voici l'algorithme général de cette méthode :

Etape N°1. Définir un nombre initial de classes K. Attribuer des barycentres aux classes initiales. Ces barycentres doivent être des entiers appartenant au domaine de variation des niveaux de gris de l'image et ils doivent être assez distants les uns des autres [4].

Répéter les étapes 2 à 4 jusqu'à ce que les classes se stabilisent ou jusqu'à ce qu'un nombre maximal d'itérations soit effectué.

Etape N°2. Faire une nouvelle répartition en plaçant chaque pixel dans la classe ayant le barycentre le plus proche de son niveau de gris.

Etape N°3. Répéter l'étape précédente jusqu'à l'obtention d'une erreur de classification satisfaisante (Expression 3).

Etape N°4. Ajuster le nombre de classes en fusionnant les classes de barycentres rapprochés.

III-3) Classification mixte

Lors des processus de classification, on rencontre très souvent des objets dont la classification dans l'une ou l'autre classe est difficile, du fait que de tels objets semblent pouvoir appartenir à deux classes de façon simultanée. Si on définit par exemple une classe "végétation" et une classe "forêt", un champ d'hévéa pourrait bien appartenir à ces deux classes simultanément, si on prend pour critère de classification le niveau de gris. Dans ce cas, on définit le degré d'appartenance d'un tel objet à chacune des classes auxquelles il est susceptible d'appartenir. Le degré d'appartenance d'un objet x à une classe q est une fonction de probabilité $f_q(x)$. $f_q(x)$ est dans l'intervalle [0,1]. Plus $f_q(x)$ est grand, plus on est sûr que l'objet x appartient à la classe q. Si $f_q(x) = 1$ on peut

affirmer avec certitude que l'objet x appartient à la classe q , et si $f_q(x) = 0$ on peut affirmer avec certitude que l'objet x n'appartient pas à la classe q .

$$\text{On a } \sum_{i=1}^n f_q(x_i) = 1$$

Dans le cas des images, $d(x, C_q)$ est la différence entre le niveau de gris d'un pixel (objet à classer) et un niveau de gris choisi comme barycentre d'une classe.
Soient n objets à classer. On voudrait les répartir en K classes. Nous avons, pour tout objet x :

$$f_q(x) = \frac{P_q \cdot d(x, C_q)}{\sum_{j=1}^K P_j \cdot d(x, C_j)} \quad (4)$$

$d(x, C_q)$: Distance de l'objet x au barycentre de la classe $N^\circ q$.
 P_q est la taille relative de la classe $N^\circ q$: $P_q = n_q / n$; n_q : Nombre d'objets de la classe q .
 n : Nombre total d'objets.

On définit un critère \emptyset_f qui caractérise le degré de chevauchement des classes dans une classification :

$$\emptyset_f = 1 - \frac{2}{K-1} \cdot \sum_{i=1}^{K-1} \sum_{j=1+1}^K I(f_{C_i} \cap f_{C_j}) \quad (5)$$

$I(f_{C_i} \cap f_{C_j})$ est une fonction qui caractérise le degré de chevauchement des classes i et j .
Nous avons :

$$I(f_{C_i} \cap f_{C_j}) = (1/n) \sum_{x \in H} \text{Min}(f_j(x), f_i(x)) \quad (6)$$

H : ensemble des objets à classer. n : Nombre d'objets à classer. $f_j(x)$ (resp. f_i) probabilité d'appartenance de l'objet x à la classe j (resp. i).

La valeur minimale de \emptyset_f est 0, ce qui représente le chevauchement maximal, et la valeur maximale de \emptyset_f est 1, ce qui représente une classification sans chevauchement (l'idéal). Le problème consiste donc à trouver une classification qui maximise \emptyset_f .

Voici un algorithme général de cette méthode :

Etape N°1. Faire une classification initiale $\{C_l\}$, $l = 1 \dots K$. L'utilisateur choisit d'abord un nombre de classes K . Le programme détermine ensuite les barycentres des classes initiales en suivant les étapes suivantes : • Détection du niveau de gris maximal G_{\max} de l'image à classer. • Choix de K barycentres suivant l'expression : $B_k = \text{ALEAT}((k-1) \cdot G_{\max} / K, k \cdot G_{\max} / K)$, $k = 1, \dots, K$ B_k : Barycentre de la classe N° k . $\text{ALEAT}(a,b)$: Valeur aléatoire prise dans l'intervalle ouvert $]a,b[$.

Le programme répartit ensuite les pixels de l'image dans les diverses classes : chaque pixel est placé dans la classe dont le barycentre est le plus proche de son niveau de gris.

Répéter les étapes 2) à 4) jusqu'à obtention d'un \varnothing_f (Expression (5)) satisfaisant ou jusqu'à ce qu'un nombre maximal d'itérations soit effectué :

Etape N°2. Calculer les fonctions de probabilité $f_k(x_j)$ pour toutes les classes et pour tous les objets x_j (cf. formule 3). Les objets sont les pixels de l'image dans le cas présent.

Etape N°3. Calculer la fonction critère \varnothing_f pour la classification courante (formule 4).

Etape N°4. Afficher l'image classée et la valeur \varnothing_f pour la classification courante. Chaque pixel de l'image sera affiché avec la couleur de la classe dont le barycentre est le plus rapproché de son niveau de gris.

Etape N°5. Refaire une classification des pixels de l'image comme à l'étape N°1 et calculer le nouveau \varnothing_f .

Ces différentes méthodes sont de types itératives. La qualité du résultat dépend grandement de l'état initial choisit. La pyramide présente dans ce cas une autre caractéristique intéressante liée au mécanisme connu sous le vocable "coarse_to_fine". Le principe en est simple. Soit une image I et une technique T que l'on souhaite appliquer à l'image. Si I est grande et/ou T complexe (ou itérative comme les méthodes que nous venons de présenter), le coût de $T(I)$ peut être élevé. L'approche *coarse_to_fine* consiste dans un premier temps à construire la décomposition pyramidale de I jusqu'au niveau I_k . Celui-ci est alors traité par la technique T avec un gain en temps (et place mémoire) de l'ordre de $O(4^k)$ ce qui induit des valeurs très intéressantes. En contrepartie, le résultat est bien sûr grossier. Cependant, $T(I_k)$ est un point de départ cohérent avec le résultat théorique $T(I)$ et encore plus avec le résultat $T(I_{k-1})$. On procède alors par raffinement successif pour obtenir $T(I)$. Dans le cas des techniques de type itératif, on réduit considérablement le nombre d'itérations nécessaire à l'obtention d'un état stable. Plus de détails sur ces approches peuvent être trouvés dans [5, 9].

IV) RESULTATS

Les tailles des images utilisées sont les suivantes :

SPOT : 1024 Lignes x 1024 Colonnes (en pixels),

SAR : 2206 Lignes x 1800 Colonnes (en pixels).

L'image SAR découle de la mission dite SIRUA. Il s'agit d'une des expérimentations de la navette spatiale américaine réalisée en novembre 1981. Les données ont été recueillies au moyen d'un radar à ouverture synthétique, 23.5 cm de longueur d'onde avec une résolution de 40m au sol sous un angle d'incidence de 50°.

Nous avons isolé des parties sous un format de 200 Lignes x 320 Colonnes. Les essais ont été effectués sur un compatible PC 486, cadence à 50 MHz de vitesse et disposant de 8 Mo de mémoire vive. Les figures 1 à 4 sont des exemples de résultats obtenus.

L'approche pyramidale (simplement gaussienne ici) permet de réduire l'espace mémoire nécessaire pour les traitements parce qu'elle réduit la taille de l'image à traiter. L'approche pyramidale nous permet donc de stocker l'image réduite en mémoire vive alors que l'image originale n'aurait pu être stockée que dans le disque à cause de sa grande taille. De ce fait, l'approche pyramidale accélère le processus de classification, puisque les opérations de lecture et écriture se font beaucoup plus rapidement sur une image stockée en mémoire vive que sur une image stockée dans un disque (fut-il dur).

La perte d'information causée par l'approche pyramidale a une influence négligeable sur la classification des images, surtout lorsque nous traitons l'image du deuxième niveau de la pyramide gaussienne. En effet, chaque pixel de l'image initiale subit la même opération qui consiste en une moyenne pondérée des pixels voisins. C'est une opération linéaire qui s'applique à tous les pixels et cela n'influence pas leur répartition en diverses classes. Des pixels qui seraient dans une même classe le seront toujours dans l'image réduite. Des mesures plus précises (erreur absolue, erreur moyenne, erreur quadratique, rapport signal sur bruit, entropie) sont en cours d'élaboration.

L'approche orientée objet facilite la mise en oeuvre des algorithmes de programmation mais n'accélère pas le processus de classification. Au contraire, elle le retarde puisque, pour exécuter la méthode d'un objet, le programme doit d'abord aller voir cette méthode chez l'ancêtre le plus proche (consultation de la table des méthodes). Toutefois, il n'y a pas ce retard quand nous avons affaire à des objets qui n'ont pas d'ancêtre (cas de notre classification). L'avantage à retenir est donc la facilité de la mise en oeuvre des algorithmes de programmation, et il nous paraît grand!

Il vaut mieux, dans ces premiers essais, classer les différentes techniques utilisées par ordre de rapidité et par ordre de réduction d'espace mémoire au lieu de donner des chiffres.

RAPIDITE. La comparaison en temps d'exécution des diverses méthodes de classification mises en oeuvre donne le classement suivant (de la méthode la plus rapide à la méthode la plus lente) : 1°) Classification mixte, 2°) Classes initiales aléatoires, 3°) Classification progressive, 4°) Classification par technique itérative. Dans chaque cas, la rapidité décroît dans l'ordre suivant: 1°) approche orientée objet et pyramidale, 2°) approche classique et 3°) approche orientée objet.

OCCUPATION MEMOIRE. La comparaison donne les résultats suivants: 1° approche orientée objet et pyramidale, 2° approche classique ([2]), approche orientée objet.

V) CONCLUSION

Un outil de classification des images de télédétection a été développé. Il peut permettre aux usagers des micro-ordinateurs de faire la classification non supervisée des images de télédétection. Des résultats satisfaisants ont été obtenus sur les images "SPOT" et "SAR" de la région de Yaoundé en Afrique Centrale.

L'approche pyramidale (simplement gaussienne ici) permet de réduire l'espace mémoire nécessaire pour les traitements parce qu'elle réduit la taille de l'image à traiter, image qui sera stockée en mémoire vive de l'ordinateur. Celle-ci accélère le processus de classification, puisque les opérations de lecture et écriture se font beaucoup plus rapidement. La perte d'information causée par l'approche pyramidale a une influence négligeable sur la classification des images, surtout lorsque nous traitons l'image du deuxième niveau de la pyramide gaussienne. Seuls les phénomènes micro-structuraux ne sont pas pris en compte (de même que le bruit). Cependant, ces aspects peuvent être appréhendés par une étude de l'adéquation entre modèle (classification) et données (image initiale).

L'approche orientée objet facilite la mise en oeuvre des algorithmes de programmation mais n'accélère pas le processus de classification. L'avantage à retenir est donc la facilité de la mise en oeuvre des algorithmes de programmation, et c'est un grand avantage! Les essais en cours concernent la mise en oeuvre des développements récents sur les algorithmes pyramidaux. Des mesures plus précises (erreur absolue, erreur moyenne, erreur quadratique, rapport signal sur bruit, entropie) sont en cours d'élaboration pour l'évaluation des différentes méthodes de classification.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] P. J. Burt et E. H. Adelson, "The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code", *IEEE Transactions on Communications*, 31(4), 1983, 532-540.
- [2] R.M Haralick, K. Shanmugan, et I.H. Dinstein, "Textural features for image classification", *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, 3, 1973, 610-621.
- [3] R. Horaud et O. Monga, *Vision par ordinateur*, Hermès, Paris, 1993.
- [4] A. K. Jain et R. C. Dubes, *Algorithms For Clustering Data*, Prentice Hall, 1988.
- [5] J.M. Jolion et A. Rosenfeld, *A Pyramidal Framework for Early Vision*, Kluwer, 1994.
- [6] M. Kunt, G. Granlund et M. Kocher, *Traitement numérique des images*, Presses polytechniques et universitaires romandes et CNET-ENST, 1993
- [7] A. Thierry, "Fiabilité des indices texturaux appliqués aux images Radar", Rapport DESS, Université Pierre et Marie Curie (Paris VI), 1986/1987.

[8] J. Waku Kouomou, "Ondellettes et applications en imagerie et en calcul de surfaces", Thèse Univ. de Grenoble, 1993.

[9] T. Simchony, R. Chellappa et Z. Lichtenstein, "Pyramid Implementation of Optimal-Step Conjugate-Search Algorithms for Some Low-Level Vision problems", *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, 19, 1989, 1408-1425.

[10] J.M. Dubois et F. Blasco (eds), *Outils micro-informatiques et Télédétection de l'évolution des milieux*, actes du Colloque AUPELF, Toulouse, Presses de l'Université du Québec, 1990.

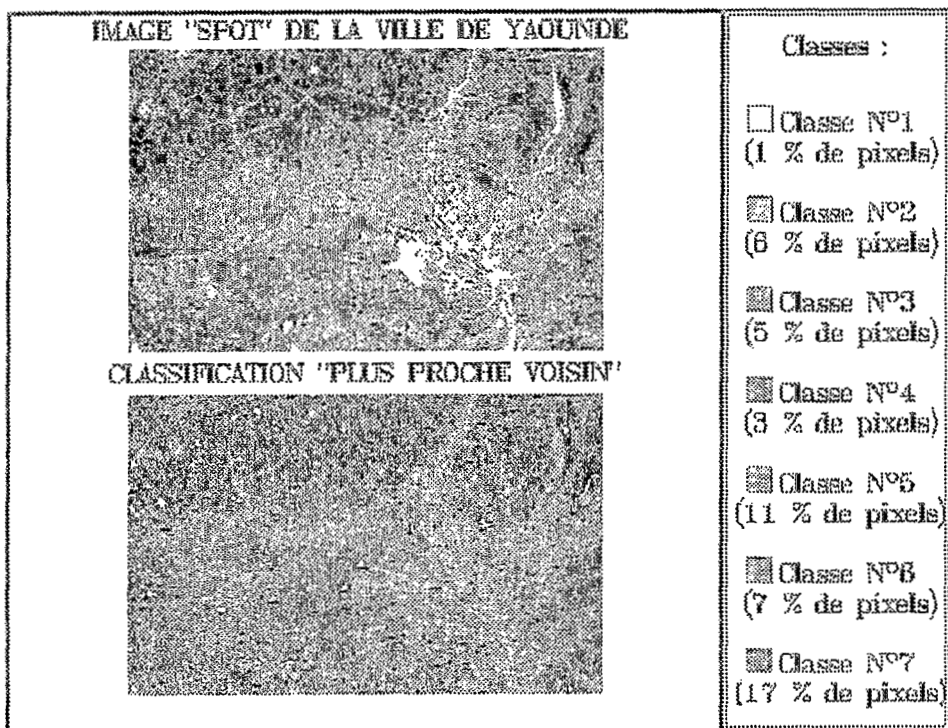


Figure 1. Image "SPOT" de la région de Yaoundé classée par la méthode du "proche voisin" - Approche objet.

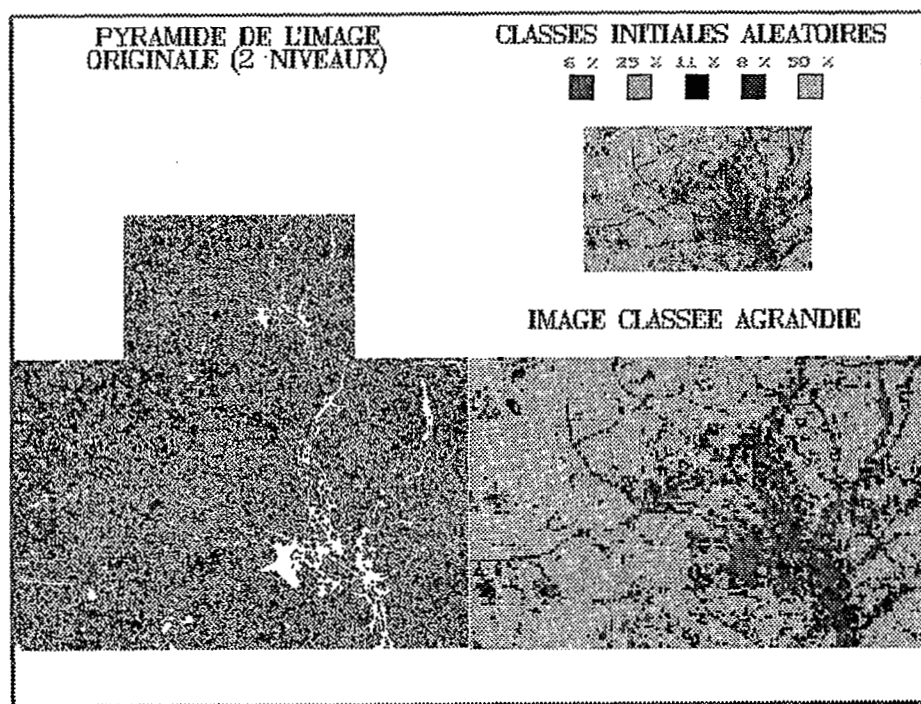


Figure 2. Image "SPOT" de la région de Yaoundé classée par la méthode "Classes initiales aléatoires" (Approche Objet et Pyramidale) - Traitement effectué sur l'image du niveau 2 de la pyramide.

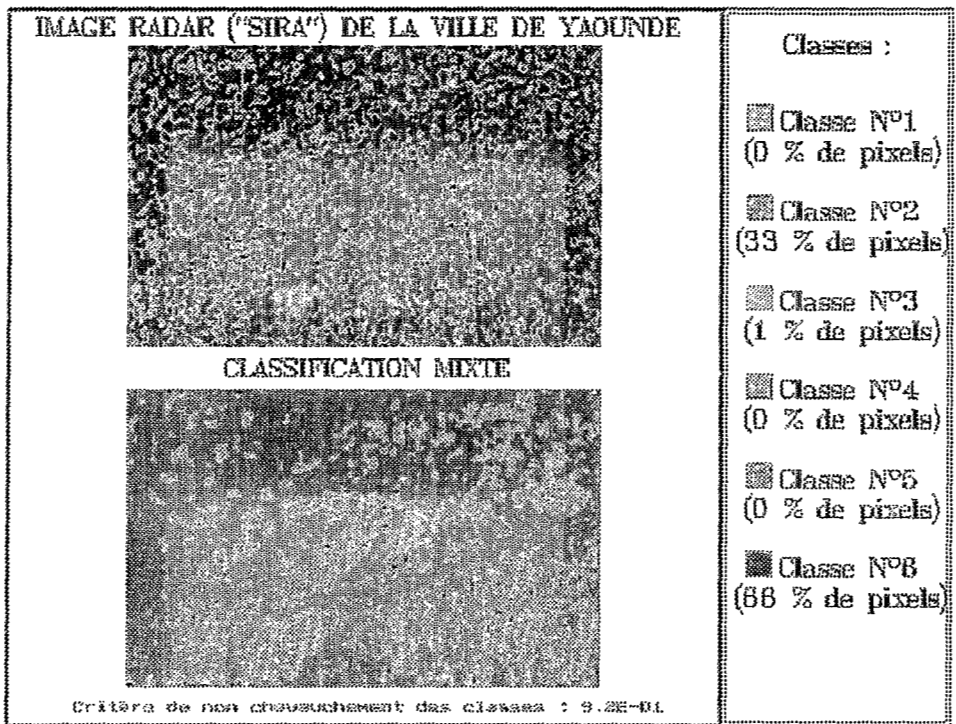


Figure 3. Image "SAR" de la région de Yaoundé classée par la méthode "Classification Mixte" - Approche Objet.

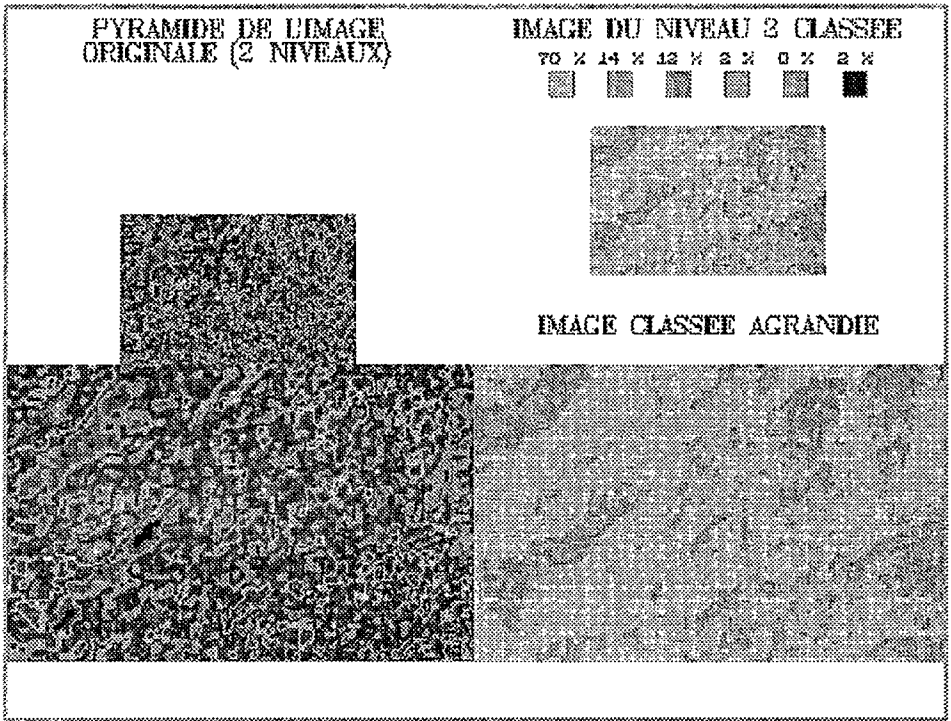


Figure 4. Image "SAR" de la région de Yaoundé classée par la méthode "classification itérative avec calcul d'erreur au sens des moindres carrés" (Approche Objet et Pyramidale) - Traitement effectué sur l'image du niveau 2 de la pyramide.