

ANALYSE TEXTURALE DES IMAGES RADAR PAR LES METHODES DES RESEAUX DE NEURONES

Emmanuel TONYE, Alain AKONO, Serge Sylvain TCHEUFFA,
Ecole Nationale Supérieure Polytechnique de Yaoundé, B.P. 8390 Yaoundé, Cameroun
tonye@lets.ensp.cm, akono@lets.ensp.cm

MOTS CLES

imagerie radar, speckle, texture, reseaux de neurones, ondelettes, multirésolution, filtre adaptatif,

RESUME

L'approche texturale se prête bien au traitement des images radar. La transformée en ondelettes et des filtres adaptatifs sont utilisés comme prétraitement une estimation de paramètres de texture. Le "perceptron multicouche" réalise la classification. Deux logiciels ont été produits : ATIR pour les routines d'Analyse Texturale et PMUC comme un environnement robuste de programmation neuronale. Une application sur une image de la mangrove de DOUALA au Cameroun a donné des résultats satisfaisants.

ABSTRACT

Textural analysis deals very well with radar images. Wavelet transform and adaptive filters are used as a pre-treatment to the estimation of textural parameters. The "multilayer perceptron" does the classification. Two software packages were produced : ATIR for textural analysis and PMUC for neural network programming. These techniques have been applied successfully on a radar image of the Douala region in Cameroon.

1 - INTRODUCTION

Le RADAR entre dans l'histoire de l'humanité pendant la seconde guerre mondiale comme un dispositif de vision distance des bâtiments ennemis. Il prend depuis une importance croissante dans des domaines aussi divers que l'aéronautique, le spatial ou l'imagerie. Les méthodes d'analyse texturale fournissent par le biais de statistiques du second ordre des informations liées au voisinage des pixels. L'estimation de paramètres de texture s'intègre depuis quelques années dans les approches neuronales de reconnaissance des formes en mode supervisé et non supervisé.

Dans cette étude, nous nous intéressons à une extraction de paramètres de texture après un prétraitement par transformée en ondelettes discrète et filtrage. L'image de Douala utilisée est produite par un RADAR aéroporté, de taille 1078*682, codée sur 256 niveaux de gris. L'image est découpée en zones de taille paramétrable avec ou sans chevauchement. Une classification par la méthode du plus proche voisin est réalisée sur une version réduite de l'image. L'image classifiée obtenue est utilisée pour entraîner le réseau. Le réseau entraîné sert ensuite au classement de l'image réelle. Le prétraitement et l'extraction des paramètres de texture sont implémentés dans le logiciel ATIR (*Analyse Texturale Des Images Radar*).

La méthode de classification fonctionne en mode supervisé; elle est effectuée par un réseau de neurones multicouches ou "perceptron multicouches". La création, l'apprentissage et l'utilisation des réseaux de neurones sont mis en oeuvre dans le logiciel PMUC (*Perceptron MultiCouches*)

2 - IMAGERIE RADAR

2.1 Le concept

Le modèle mathématique de l'image RADAR couramment utilisé est de type multiplicatif [TCH], [SOR]. Les apports de l'imagerie RADAR sont multiples. On peut ainsi citer pêle-mêle : la vision par tous temps, la vision de jour comme de nuit, le surcroît d'information et les détails de type nouveaux et une résolution en perpétuelle amélioration. Une des réalisations les plus intéressantes est sans contexte la synthèse d'ouverture¹.

Les défauts de l'image RADAR sont, tout comme les apports annoncés, liés au mode d'acquisition. Il génère en effet des imperfections qui rendent ardu l'usage de l'image RADAR. Il y a formation dans l'image de zones très brillantes ou très sombres (scintillement) correspondant respectivement aux pics ou aux minima de l'amplitude de l'onde résultante : c'est le speckle.

2.1 Filtrage de l'image RADAR

Les filtres utilisés doivent présenter les caractéristiques suivantes : une grande adaptabilité : le filtrage des régions homogènes, la préservation des contours et des textures, aucune création de détails fictifs et une perte minimale d'information texturale. Différents filtres ont été proposés et sont basés sur des statistiques locales de l'image. C'est le cas des Filtres de speckle. La méthode des statistiques locales ou Local Statistics Method, LSM (Lee 1986) a été implémenté dans ce travail.

3. LA TRANSFORMEE EN ONDELETTES (T.O.)

La transformée en ondelettes est un outil essentiel d'analyse du signal en fournissant une information dans deux fenêtres : la fenêtre temps et la fenêtre fréquentielle.

3.1 T.O et Analyse Multirésolution

L'analyse multirésolution est la construction d'une suite de sous-espaces vectoriels (V_j) consécutifs de précisions différentes; il suffit alors de passer d'un espace à un autre pour changer de résolution, et modifier ainsi la taille de l'objet manipulé.

Dans le cadre de l'analyse des images, la T.O. sera essentiellement utilisée par le biais de filtres séparables. Effectuer une transformée en ondelettes d'une image revient donc à la convoluer avec un filtre obtenu par discrétisation d'une ondelette. La séparabilité du filtre permet de traiter les lignes puis les colonnes de l'image sans en perdre la vision globale.

Le schéma de décomposition retenu s'inscrit dans le cadre des bancs de filtres séparables (algorithme de Mallat)[TCH].

¹ Simulation d'une antenne virtuelle de taille plus grande que l'antenne réelle de façon à améliorer la résolution de l'image sans s'embrancher d'une antenne surdimensionnée.

Le filtre H est un filtre passe-bas de type CQF de Daubechies [TCH] de longueur 5 tandis que le filtre G est le filtre passe-haut dérivé du filtre H. Le filtre H utilisé est défini par :

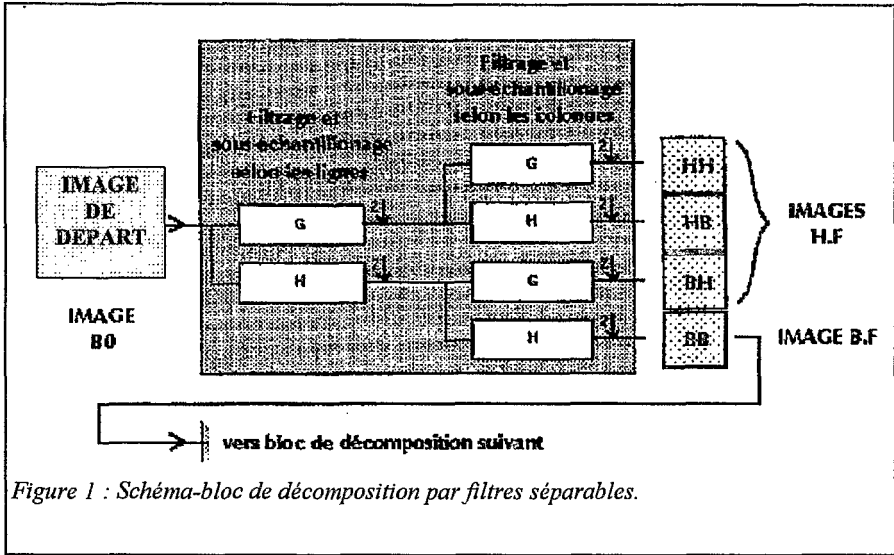


Figure 1 : Schéma-bloc de décomposition par filtres séparables.

$$H = [0.542, 0.307, -0.035, -0.078, 0.023, 0.030, -0.012, -0.013]^2$$

Seules les cinq premières composantes sont effectivement utilisées dans le filtrage, en effet le rajout de composantes supplémentaires ne semblent pas apporter de détails nouveaux mais ralentit par contre les calculs.

3.2 Une fenêtre ouverte sur le futur.

La transformée est utilisée dans ce travail pour essentiellement réduire l'image RADAR. En effet, l'une des difficultés majeures de manipulation reste celle de la taille, or la transformée en ondelettes nous permet de changer de résolution sans une perte sensible d'information. Une approche intéressante serait éventuellement d'essayer après la réduction de l'image par ondelettes et traitement, de procéder à une reconstruction de façon à apprécier ce qu'aurait pu donner un traitement direct sur l'image non réduite.

Après le prétraitement par filtrage et réduction par ondelettes, il devient intéressant d'extraire les indices de texture.

4. LA TEXTURE

La texture présente de multiples propriétés qui la qualifient pour une analyse des images RADAR. Ce sont essentiellement : le caractère multi-échelles, qui permet de réduire la taille de l'image sans dénaturer complètement l'information texturale; la faible sensibilité à

² Source : Séminaire Sur la Vision par Ordinateur (1995). Université des Nations Unies/INRIA, Faculté de Mathématiques Informatique de l'Université de Yaoundé I Cameroun (Exposé de M. Jules WAKU sur les ondelettes)

l'absence de calibration parfois rencontré en imagerie RADAR; le pouvoir discriminant élevé, même en présence de flou.

4.2 Les paramètres de texture

Notre choix s'est porté sur des estimateurs de co-occurrence qui présentent l'avantage de pouvoir être calculés directement sur l'image sans nécessiter le calcul explicite de matrices de co-occurrence. Ces estimateurs, appelés covariabilités, mesurent des co-occurrences de pixels pour : vignette ou fenêtre de taille 32 X 32; décalage entre deux vignettes successives = 4 pixels échelles : d=1, 2, 4, 8 et 16 pixels; et 4 orientations différentes : $\theta=0, 45, 90$ et 135° .

Ces paramètres caractérisent la différence moyenne de niveau de gris entre deux pixels, en fonction de leur distance et de leur direction ([ANO], [AKO]). Ils sont définis pour une image ou sous-image R(i,j) de taille N x N par :

Covariabilité par ligne (0°):

$$COVH(d) = \frac{1}{(N * (N - d))} * \sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{N-1-d} |R(i, j) - R(i + d, j)|$$

Covariabilité oblique (45°):

$$COVO(d) = \frac{1}{(N - d)^2} * \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1-d} |R(i, j) - R(i + d, j + d)|$$

Covariabilité par colonne (90°):

$$COVV(d) = \frac{1}{(N * (N - d))} * \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1-d} |R(i, j) - R(i, j + d)|$$

Covariabilité inverse (135°):

$$COVA(d) = \frac{1}{(N - d)} * \sum_{j=d}^{N-1} \sum_{i=0}^{N-1-d} |R(i, j) - R(i + d, j - d)|$$

On notera que ces estimateurs peuvent être également obtenus à partir des matrices de co-occurrence de terme général $P_{d,\theta}(i,j)$, en choisissant les mêmes valeurs de d, et des directions égales à 0, 45°, 90° et 135°. On calcule alors (avec NG=256 niveaux de gris).

$$COV(d, \theta) = \frac{1}{NG} \sum_{i=1}^{NG} \sum_{j=1}^{NG} |i - j| * P_{d,\theta}(i, j)$$

5 - LES RESEAUX DE NEURONES

Un réseau de neurones est un ensemble de neurones interconnectés. Il est caractérisé par : son architecture, les fonctions de ses éléments déterminées automatiquement par des algorithmes d'apprentissage. La manipulation des réseaux de neurones nécessite en général un codage de l'information. L'utilisation d'un réseau passe par les phases suivantes TCH 96 : *la création du réseau ; l'apprentissage; et l'utilisation ou reconnaissance* . Nous avons choisi le perceptron

multicouches comme architecture neuronale par excellence des tâches de classification. Il convient de prime abord, de disséquer le perceptron brique de construction du perceptron multicouches.

5.1 Le perceptron

Le perceptron est un modèle électronique du neurone. Un diagramme bloc du perceptron figure ci-contre :

Liste de Symboles :

u_i : i ème composante du vecteur d'entrée u

Q_i : poids de la connection i

θ (téta) : valeur du seuil d'activation

-1.0 : le seuil est pondéré par la valeur -1.0 qui est une entrée fictive.

$Y(t)$: sortie actuelle du perceptron

En particulier, $y(t)$ la sortie actuelle du neurone est donnée par :

$$y(t) = f\left(-\theta + \sum_{i=1}^m a_i u_i(t)\right)$$

où f est une fonction d'activation non linéaire. La sortie attendue (apprentissage) est donnée par y^* .

On considère le seuil θ comme un poids d'une connection provenant d'une entrée égale à -1.0. Ceci permet de définir un vecteur d'entrée augmenté :

$$u'(t) = [u_1(t), u_2(t), \dots, u_m(t), -1.0]$$

La fonction d'activation

Elle détermine la nature et les performances du perceptron. Elle modélise le seuil de mise à feu du neurone en fonction des stimuli d'entrée. La fonction retenue est la fonction sigmoïde d'équation :

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-(x-\theta)}}$$

Entraînement

L'erreur $e(t) = y(t) - y^*(t)$ est utilisée dans un algorithme d'apprentissage pour ajuster les poids de façon à ce que $y(t)$ converge vers $y^*(t)$.

Un exemple typique d'objectif d'apprentissage serait de minimiser la fonction de coût :

$$J = \frac{1}{2} e^2(t) \text{ où } e(t) \text{ est l'erreur actuelle,}$$

5.2 Le "Perceptron MultiCouches (PMUC)"

Le perceptron multicouches est une architecture de réseau de perceptrons dans laquelle chaque perceptron d'une couche est connecté à tous ceux de la couche suivante. Les données présentées en entrée du réseau sont donc propagées vers les sorties du réseau. L'algorithme d'apprentissage utilisé est l'algorithme de rétropropagation du gradient de Rumelhart. [AKO] ou [FRA]. Deux architectures ont été retenues : un réseau à 2 couches, 4 entrées, 1 sortie.

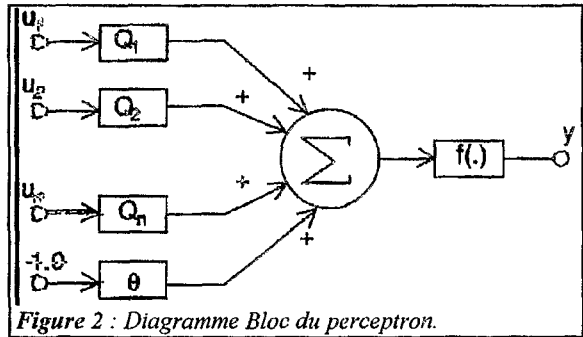


Figure 2 : Diagramme Bloc du perceptron.

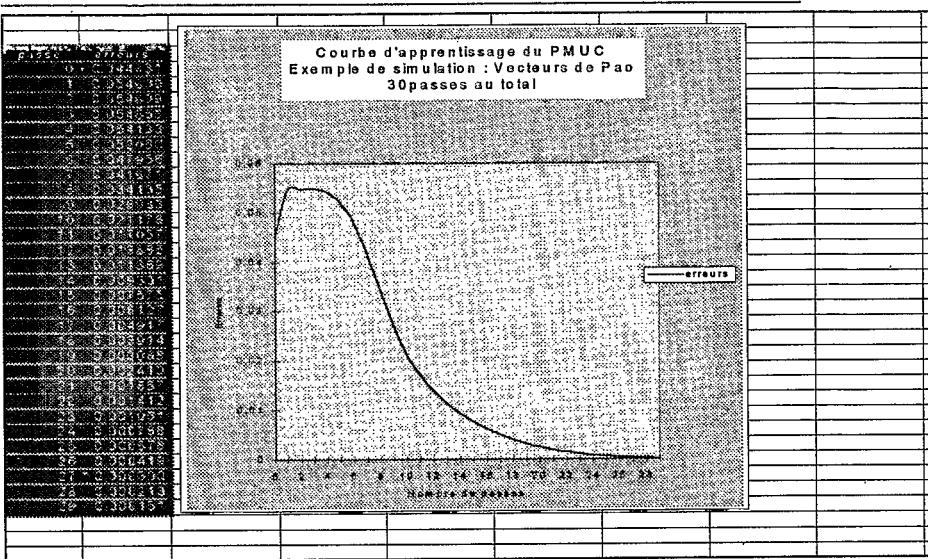
5 neurones/couche1, 1 neurone/couche2 utilisé pour évaluer le réseau par rapport à des implémentations effectuées ailleurs, un réseau à 2 couches, 20 entrées acceptant les paramètres de texture, 8 neurones/couche1, 4 neurones/couche2 utilisée pour la classification des images RADAR.

L'implémentation a été comparée à celles effectuées dans d'autres pays avec une conclusion favorable à notre réseau. Signalons qu'un travail de fond a été réalisé sur tous les aspects du perceptron où aucun théorème n'est disponible. En ce qui concerne la procédure de choix des poids aléatoires, l'intervalle idéal trouvé sur la base des vecteurs de Pao est [-1,1] [TCH].

Le pas de convergence dans l'algorithme de rétropropagation du gradient optimum est de 0.9. Par rapport à la sortie attendue le PMUC approche dès 30 passes d'apprentissage les résultats obtenus par [APP] . Un tableau récapitulatif figure ci-dessous

u1	u2	u3	u4	sortie attendue	notre réseau (60 passes)	Appiah (300 passes)	Pao (3000 passes)
0.6	0.8	0.2	0.6	1	0.881872	0.87722	0.85000
0.5	0.8	0.5	0.2	0	0.00534643	0.00936	0.01000
0.5	0.2	0.5	0.4	1	0.878403	0.89444	0.83000
0.5	0.5	0.5	0.8	1	0.962881	0.97709	0.90000
0.5	0.8	0.5	0.6	0	0.0833301	0.11878	0.13000
0.5	0.4	0.5	0.2	0	0.0683009	0.08608	0.13000
0.6	0.2	0.2	0.8	1	0.999056	0.99978	0.99000
0.6	0.2	0.2	0.4	1	0.995086	0.99727	0.98000
0.6	0.4	0.2	0.4	1	0.979449	0.98189	0.96000
0.6	0.8	0.2	0.2	0	0.0640036	0.06548	0.16000
0.5	0.2	0.5	0.8	1	0.996193	0.99853	0.98000
0.6	0.5	0.2	0.8	1	0.997359	0.99898	0.99000

Les valeurs d'erreurs obtenues pendant l'apprentissage nous ont permis de tracer la courbe d'apprentissage qui figure sur la page suivante:



6 - CLASSIFICATION

Une extraction de paramètres de texture après un prétraitement par transformée en ondelettes discrète (figure 3) et filtrage a été effectuée sur une image des mangroves de Douala. L'image de Douala utilisée est produite par un RADAR aéroporté, de taille 1078*682, codée sur 256 niveaux de gris. L'image est découpée en zones de taille paramétrable (figure 4) avec ou sans chevauchement. Une classification par la méthode du plus proche voisin est réalisée sur une version réduite de l'image. L'image classifiée obtenue est utilisée pour entraîner le réseau (figure 5). Le réseau entraîné sert ensuite au classement de l'image réelle. Le prétraitement et l'extraction des paramètres de texture sont implémentés dans le logiciel ATIR (*Analyse Texturale Des Images Radar*). La méthode de classification fonctionne en mode supervisé; elle est effectuée par un réseau de neurones multicouches ou "perceptron multicouches.". La création, l'apprentissage et l'utilisation des réseaux de neurones sont mis en oeuvre dans le logiciel PMUC (*Perceptron MultiCouches*)

7 - CONCLUSION

Cette étude a mis en place tous les composants nécessaires à une analyse texturale des images RADAR par les réseaux de neurones et la logique floue. La classification de l'image par réseaux de neurones reste à effectuer. Deux logiciels performants ont été mis sur pied. Dans le contexte de cette étude, la transformée en ondelettes permet d'obtenir des versions réduites de l'image d'origine qui servent à entraîner le perceptron multicouches, utilisé comme outil de classification de l'image d'origine. Nous avons envisagé une ouverture vers les réseaux de neurones multidimensionnels. Il est également possible de penser à une classification

multidimensionnelle dans laquelle le réseau tiendrait compte de la différence d'échelle entre l'image d'entraînement et l'image à classifier.

8 - BIBLIOGRAPHIE

[AKO] AKONO Alain Jean Georges(1994), Approche Orientée Objet et Pyramidale pour le recalage des images multisources de télédétection. Thèse de Doctorat en Sciences de l'Ingénieur de l'Ecole Nationale Supérieure Polytechnique de Yaoundé et de l'Université de Yaoundé I.

[ANO] ANONYMOUS(1994), Temps-Fréquence, Ondelettes et Multirésolution, Théories, modèles et applications. Journées thématiques et Colloque INSA Lyon 9-11 Mars 1994 page 43.1.

[APP] R.K. APPIAH, J.H. DAIGLE, J.M. MANYIKA et T. MAKHURANE (1992), Modelling and Training of Artificial Neural Networks, AJST Series B Vol.6 N°1 Jan 1992. CAL Project Faculty of Engineering, University of Zimbabwe.

[FRA] FRANCOISE FOGELMAN LRI Paris (1992), Réseaux de neurones : de la théorie aux applications industrielles. Actes du 1er colloque Africain sur la Recherche en Informatique 14-20 Octobre 1992 Yaoundé.

[SOR] SOREN NORVANG MADSEN(1986), Modelling, Analysis and Applications related to Synthetic Aperture Radar data; Technical University Denmark Lyndby LD 62 November 1986.

[TCH] TCHEUFFA Serge Sylvain (1995), Analyse texturale des images radar par les réseaux de neurones et logique floue, Mémoire d'ingénieur, ENSP de Yaoundé.

9. REMERCIEMENTS

Ce travail a bénéficié du soutien de l'AUPELF-UREF, de l'ORSTOM et du programme CAMPUS de la Coopération Française.

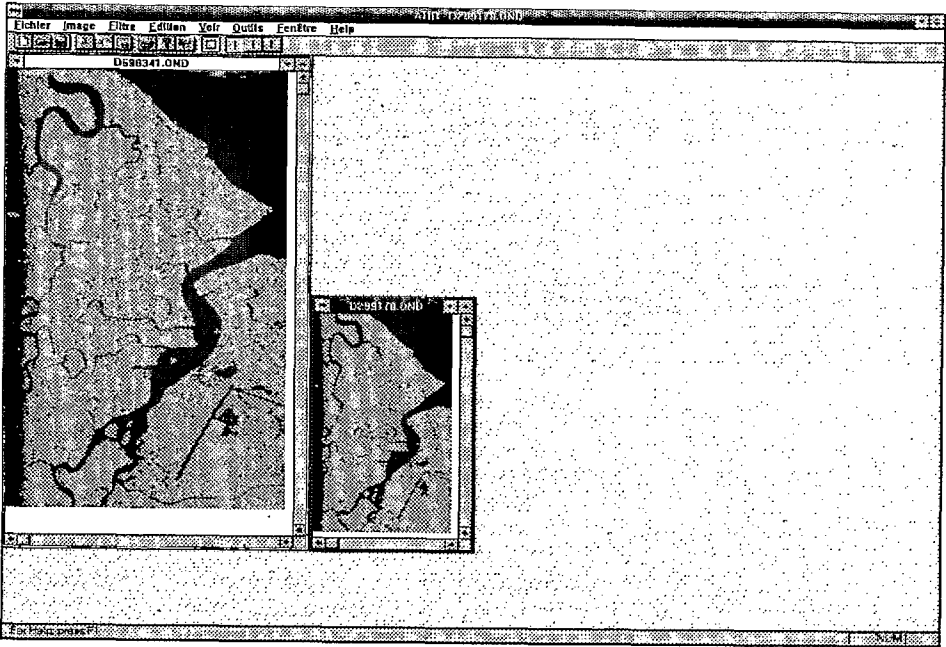


Figure 3 : Versions réduites par Ondelettes de l'image de Douala g : 598*341 dr : 299*170

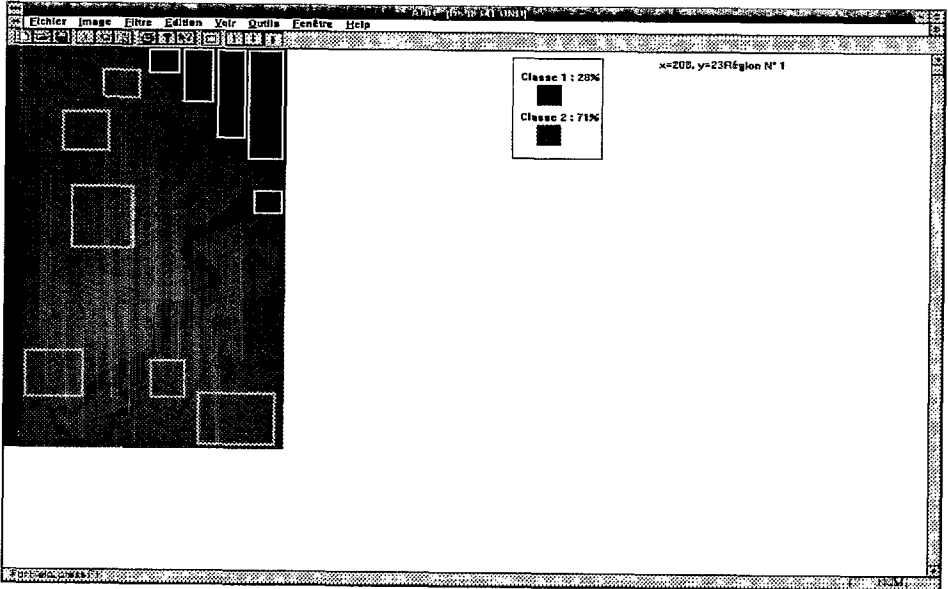


Figure 4 : Etiquetage de l'image classée par plus proche voisin de Douala 598*341 = - générer les exemples.

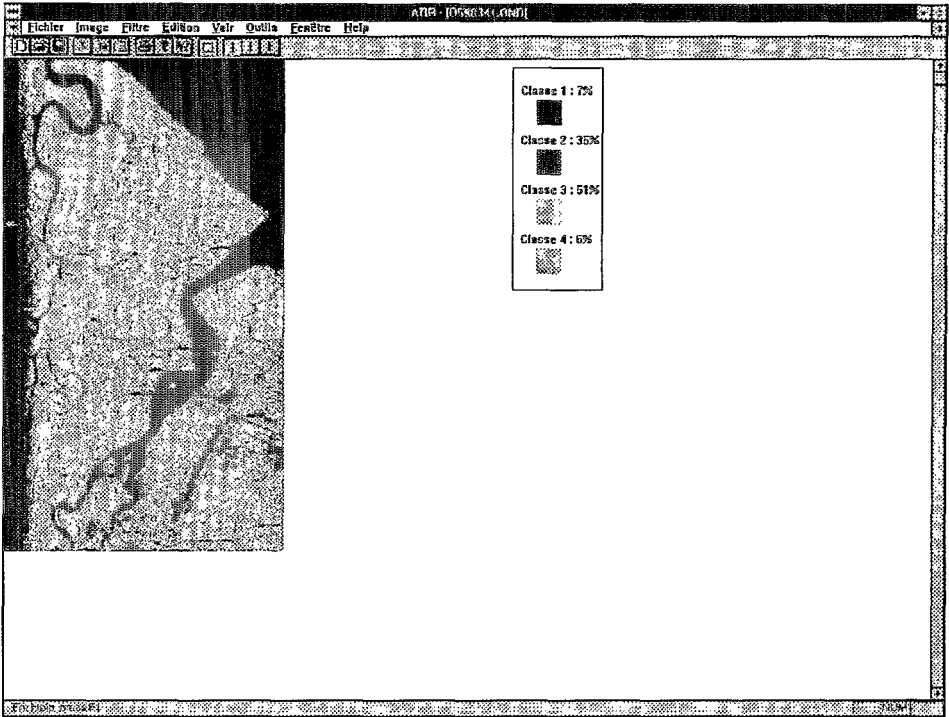


Figure 5 : Image réduite 598*341 de Douala classifiée par plus proche voisin (4 classes)