

CLASSIFICATION AUTOMATIQUE DES IMAGES SATELLITAIRES OPTIMISÉE PAR L'ALGORITHME DES CHAUVES-SOURIS

Soumia Benmostefa¹, Hadria Fizazi²

1 : Laboratoire SIMPA, Équipe Imagerie et Décision, Université de sciences et technologies USTO, Oran, Algérie
soumiabenmostefa@gmail.com

2 : Laboratoire SIMPA, Équipe Imagerie et Décision, Université de sciences et technologies USTO, Oran, Algérie – hadriafizazi@yahoo.fr

Résumé

Cet article propose une nouvelle approche de classification automatique non supervisée des images. La classification est l'une des opérations les plus importantes dans plusieurs domaines d'analyse d'images telles que la médecine et la télédétection. Elle consiste à rechercher les différents thèmes constituant une scène représentée. Cependant, en raison de sa complexité plusieurs méthodes ont été proposées, spécifiquement des méthodes d'optimisation. Nous nous intéressons à la technique des chauves-souris, une métaheuristique d'optimisation biologique très récente, visant à modéliser le comportement d'écholocation des chauves-souris que nous allons adapter au problème de classification. Elle combine les avantages de plusieurs métaheuristicques telles que l'optimisation par essais particuliers, les algorithmes génétiques et le recuit simulé.

Une nouvelle approche de classification automatique basée sur l'algorithme des chauves-souris est implémentée et appliquée sur deux images, la première est synthétique contenant des objets polyédriques, la seconde est satellitaire représentant la région d'Oran ouest en Algérie. Les différentes expérimentations effectuées conduisent à des résultats satisfaisants et montrent l'efficacité de l'approche.

Mots clés : Classification non-supervisée des images, Algorithme des chauves-souris, Imageir satellite.

Abstract

This paper proposes a new unsupervised image classification method. The image classification is one of the most important operation in many areas of image analysis such as remote sensing and medicine. The classification aim is to find the different themes in a represented scene. However, because of its complexity several methods have been proposed, specifically the optimization methods. This paper is interested in the bat algorithm, a recent metaheuristic to model the echolocation behavior of bats that we will adapt to the problem of classification. It combines the advantages of several metaheuristicqs such as particle swarm optimization, genetic algorithms and simulated annealing.

A new automatic classification approach based on bat algorithm is implemented and applied to two images, the first image is synthetic and containing the polyhedral objects, the second one is a satellite image and representing the Oran's west region, Algeria. The different experiments performed lead to satisfactory results and show the effectiveness of the new approach.

Keywords : Unsupervised classification, Bat Algorithm, Satellite imagery.

1. Introduction

La classification joue un rôle prépondérant dans le traitement d'images. Elle est réalisée avant les étapes d'analyse et de prise de décision dans plusieurs domaines, telle que la télédétection. Elle aide à localiser et à délimiter les entités présentes dans l'image (Sebari and He, 2007).

On peut distinguer deux approches principales de classification d'images (Pal and Pal, 1993) : supervisée et non supervisée. Dans l'approche supervisée, le nombre et la signification des classes sont des données connues au préalable (par un analyste) et utilisés dans l'étape d'apprentissage. Quant à l'approche non supervisée, aussi appelée "classification automatique", elle regroupe les

pixels similaires selon un certain critère d'homogénéité sans connaître à l'avance le nombre de régions et leurs significations. L'approche non supervisée possède l'avantage de ne nécessiter aucune connaissance préalable et donc de se passer d'un analyste.

De nombreuses méthodes ont été conçues pour résoudre le problème de classification automatique d'images. La littérature mentionne de nombreuses méthodes populaires : K-means, ISO-DATA, Parallélépipède, ou encore le maximum de vraisemblance. Toutefois, celles-ci présentent des inconvénients : une grande sensibilité à la configuration initiale ou une convergence prématurée vers un optimum local. Par conséquent, les recherches ont adapté le problème de classification à un problème d'optimisation. Ce point de vue a permis d'appliquer des

métaheuristiques au domaine de la classification des images. La majorité des métaheuristiques s'inspirent des phénomènes biologiques et physiques de la nature, tels que l'optimisation par essais particuliers (PSO) basée sur le comportement d'essaim d'oiseaux ou de poissons (Omran et al., 2002), les algorithmes génétiques dérivés de la théorie d'évolution de la nature et le recuit simulé fondé sur un processus de métallurgie.

Cet article propose une nouvelle approche de classification d'images non supervisée, en utilisant l'algorithme des chauves-souris, proposé par Xin-She (2010). Cet algorithme modélise le comportement d'écholocation chez les chauves-souris. L'approche présente l'avantage de classifier l'image avec la meilleure partition selon une fonction objective. L'approche proposée a été appliquée sur deux types d'images, synthétique et satellitaire, qui ont été choisies pour la diversité de leurs contenus. Les résultats obtenus ont démontré l'efficacité et la performance de l'algorithme, ainsi que son applicabilité sur plusieurs types d'images.

L'article est organisé comme suit : dans la seconde section, nous formulons le problème de classification automatique des images, dans la troisième section nous présentons le comportement biologique des chauves-souris et nous énonçons l'algorithme des chauves-souris. La quatrième section constitue la partie principale de cet article consacrée à l'application de l'algorithme des chauves-souris à la classification d'images. Enfin, des expérimentations et interprétations de l'approche seront discutées dans la cinquième section.

2. Formalisation du problème de classification

D'un point de vue mathématique, la classification d'images se définit comme suit : soit $P\{P_1, P_2, \dots, P_m\}$ l'ensemble de m pixels de dimension $d = 3$, correspondant respectivement aux couleurs Rouge, Vert et Bleu. Ce pixel peut être aussi représenté par la matrice $Z_{m \times d}$. Le i ème vecteur \vec{Z}_i caractérise le i ème pixel de l'ensemble et chaque élément $z_{i,j}$ dans correspond à la i ème valeur de la composante ($j = 1, 2, \dots, d$) du i ème pixel ($i = 1, 2, \dots, m$). Un algorithme de classification tente de trouver une partition $C = \{C_1, C_2, \dots, C_k\}$ tel que la similarité entre les pixels du même groupe C_i est maximale, et entre les pixels de groupes différents est minimale. À partir de l'image originale plusieurs partitions peuvent être proposées, d'où la nécessité de définir une fonction d'évaluation. En effet, résoudre le problème de classification consiste à trouver une partition optimale C^* après l'avoir comparée avec toutes les autres partitions possibles $C = \{C^1, C^2, \dots, C^{N(m,k)}\}$ tel que $N(m,k)$ est le nombre de partitions possibles. Cela correspond à

$$\text{optimiser}_C f(Z_{m \times d}, C) \quad (1)$$

où C est une partition de l'ensemble C et f est une fonction objective qui doit évaluer une partition en se basant

sur les mesures de similarité et dissimilarité des pixels. Cette dernière est calculée par la Distance Euclidienne (Equation 2) entre deux vecteurs. Le pixel est affecté au groupe duquel il est le plus proche, i.e. ayant une distance minimale définie par :

$$d(\vec{Z}_u, \vec{Z}_v) = \sqrt{\sum_{i=1}^d (z_{u,i} - z_{v,i})^2} = \|\vec{Z}_u - \vec{Z}_v\| \quad (2)$$

3. L'optimisation par algorithme des chauves-souris

La chauve-souris est l'un des mammifères les plus méconnus. Elle a cependant fasciné les plus grands chercheurs et intéresse jusqu'à aujourd'hui les scientifiques, pour sa capacité de vol actif, unique chez les mammifères et sa capacité à voler de nuit, en évitant les obstacles, et cela même à grande vitesse grâce à un système d'écholocation très perfectionné (Van Laere, 2008). La plupart des chauves-souris utilisent l'écholocation à un certain degré ; parmi toutes les espèces, les microchiroptères disposent d'une capacité d'écholocation très avancée, contrairement au Mégachiroptères qui n'en disposent pas (Hill and Smith, 2008 ; Richardson, 2012).

La majorité des microchiroptères sont des insectivores. Elles émettent des pulsations sonores très fortes par la bouche ou le nez (ultrason). Dès que cet ultrason rencontre un obstacle (proie, végétation, ?), il rebondit vers la chauve-souris. Celle-ci capte l'écho grâce à ses oreilles, son cerveau va alors calculer la distance, la vitesse, la position et la forme de l'objet détecté (Van Laere, 2008).

Bien que chaque pulsation ne dure que quelques millièmes de seconde (environ 8 à 10 ms), elles ont des fréquences constantes qui sont habituellement dans la région 25 kHz et 100 kHz pour la plupart des espèces des chauves-souris. Toutefois, certaines espèces peuvent émettre des fréquences plus élevées jusqu'à 150 kHz (Grinnell, 1995). Chaque cri ultrasonique peut durer en moyenne entre 5 et 20 ms. Typiquement les microchiroptères émettent de 10 à 20 cris par seconde. En cas de chasse, le taux d'émission peut être accéléré jusqu'à environ 200 pulsations par seconde quand celles-ci volent à proximité de leurs proies. Ces cris sonores courts marquent la capacité étonnante du traitement puissant du signal des chauves-souris. La pulsation émise pourrait être aussi forte que 110 dB. L'intensité varie également si la chauve-souris cherche une proie ou la poursuit (Richardson, 2012).

L'algorithme des chauves-souris est une méthode d'optimisation qui tente de modéliser le comportement d'écholocation des microchiroptères.

Le but d'un problème d'optimisation est de trouver une

solution maximisant (resp. minimisant) une fonction objectif donnée. Résoudre un problème d'optimisation revient à déterminer s'il existe une solution pour laquelle la fonction objectif soit supérieure (resp. inférieure) ou égale à une valeur donnée.

Formellement : Soit $f : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$, trouver x^* tel que $f(x^*) \leq$ (ou \geq en cas de maximisation) $f(x), \forall x \in \mathbb{R}^d$.

Tel que :

- \mathbb{R}^d : espace de recherche ;
- X : solution locale ou solution réalisable ;
- f : fonction objectif ;
- x^* : meilleure solution, solution globale ou solution optimale.

L'algorithme des chauves-souris repose essentiellement sur le scénario suivant : des chauves-souris volent aléatoirement en vue de trouver de la nourriture, celles-ci n'ont aucune connaissance de l'endroit où se trouvent leurs proies, cependant elles peuvent calculer la distance qui sépare chacune d'elles de la cible au moyen de l'écholocation. Leur objectif commun est non seulement d'atteindre leurs proies mais aussi de trouver la meilleure stratégie de chasse. La stratégie la plus efficace consiste à suivre la chauve-souris la plus proche de la volée. Ceci est similaire à résoudre un problème d'optimisation.

1. Formellement, chaque chauve-souris i est considérée comme une solution dans l'espace de recherche qui possède les propriétés suivantes : une position dans l'espace de recherche x_i ;
2. Une vitesse v_i ;
3. Une fréquence f_i ;
4. Une intensité A_i ;
5. Un taux d'émission r_i ;

L'algorithme des chauves-souris, est essentiellement composé des trois étapes suivantes, répétées jusqu'à atteindre un certain nombre d'itérations :

6. Évaluer la position de chaque chauve-souris ;
7. Mettre à jour les meilleures solutions locales et globales ;
8. Mettre à jour les positions, les vitesses et les fréquences de chacune des chauves-souris.

L'évaluation de la position de chacune des chauves-souris s'effectue à l'aide de la fonction objective. La mise à jour des meilleures solutions locales et globales s'effectue en comparant la position courante de chacune des chauves-souris avec la position de la chauve-souris correspondant à la meilleure position qu'elle a rencontré jusqu'ici, puis est choisie la meilleure d'entre elles. Quant à la recherche de la solution globale, les meilleures solutions locales sont comparées pour trouver la meilleure.

La troisième étape est la plus cruciale. En effet, le mouvement des chauves-souris est responsable de l'efficacité de l'algorithme. Les règles définissant la nouvelle

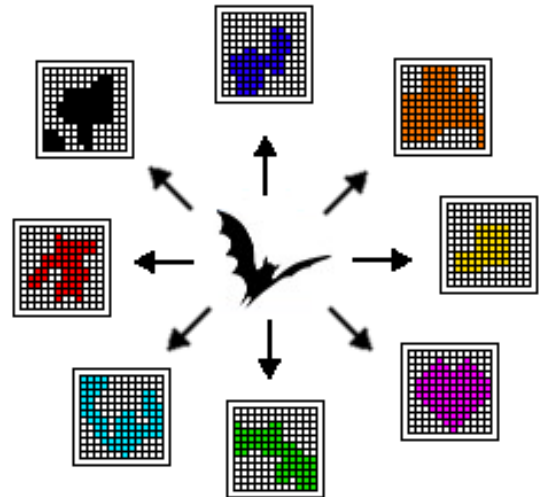


FIGURE 1 : Déplacement de la chauve-souris : chaque déplacement donne lieu à une image classifiée.

solution et mettant à jour la position et la vitesse de chacune des chauves-souris dans un espace de d dimensions sont les suivantes :

$$f_i = f_{min} + \beta(f_{max} - f_{min}), \quad (3)$$

$$v_i^t = v_i^{t-1} + f_i(x_i^t - x.), \quad (4)$$

$$x_i^t = x_i^{t-1} + v_i^t. \quad (5)$$

Tel que f_i est la fréquence d'émission de la chauve-souris x_i et qui appartient à la gamme $[f_{min}, f_{max}]$. Afin de simplifier l'implémentation, il a été supposé que $f \in [0, f_{max}]$. $\beta \in [0, 1]$ est un vecteur aléatoire tiré à partir d'une distribution uniforme. r_i est le taux d'émission de pulsations peut être de la gamme $[0, 1]$ où 0 signifie qu'il n'a aucune pulsation et 1 signifie le taux maximale d'émission de pulsations.

x_i est la meilleure location (solution) courante globale, qui sera calculée par comparaison de toutes les solutions obtenues par chacune des n chauves-souris.

Pour la recherche locale, une fois une solution sélectionnée parmi les meilleures solutions courantes, une nouvelle solution pour chaque chauve-souris est générée localement en utilisant le parcours aléatoire :

$$x_{new} = x_{old} + \epsilon A^t, \quad (6)$$

où $\epsilon \in [-1, 1]$ est un nombre aléatoire, tandis que $A^t = \langle A_i^t \rangle$ est la moyenne d'intensité de toutes les chauves-souris à l'instant t . En outre, l'intensité $A_i \in [A_0, A_{min}]$ et le taux d'émission r_i doivent être mis à jour à chaque itération de l'algorithme. Durant la poursuite de la proie, plus l'intensité diminue (indiquant que la chauve-souris a trouvé sa proie), plus le taux d'émission augmente. Par exemple en utilisant $A_0 = 1$ et $A_{min} = 0$, cela indique que la chauve-souris a trouvé sa proie et a

arrêté temporairement d'émettre des pulsations. En effet nous avons

$$A_i^{t+1} = \alpha A_i^t r_i^{t+1} = r_i^0 [1 - \exp(-\gamma t)], \quad (7)$$

tels que α et γ sont des constantes. Pour chaque $0 < \alpha < 1$ et $\gamma > 0$, nous avons

$$A_i^t \rightarrow 0, r_i^t \rightarrow r_i^0 \text{ quand } t \rightarrow \infty. \quad (8)$$

Afin de simplifier l'implémentation, il est possible de supposer que $\alpha = \gamma$.

4. Classification par algorithme des chauves-souris

Dans le contexte d'une classification d'images, chaque chauve-souris correspondra à un vecteur B de dimension $d \times k$, tel d la dimension de l'espace de recherche qui est égale à trois car un pixel dispose de trois coordonnées : rouge, vert et bleu. k est le nombre de groupes ou de régions présentes sur l'image. En effet, chaque chauve-souris est composée d'un représentant u_i de chaque classe, aussi appelé centre.

Par conséquent, une volée de chauves-souris représente plusieurs classifications possibles de l'image. Donc des solutions candidates, d'où la nécessité de les évaluer pour n'en garder qu'une, jugée comme meilleure selon une fonction objective prédéfinie. Cette dernière est décrite dans l'équation 11, connue dans la littérature sous le nom, DB (The Davis-Bouldin Index), très employée en télédétection, spécifiquement en traitement d'images satellitaires.

Afin d'aboutir à une meilleure classification, il est nécessaire de minimiser la fonction objective (DB). Une valeur minimale de l'indice correspond à une classification avec une distance minimale entre les pixels appartenant à la même région (inertie intra-classe) tout en maximisant la distance entre deux pixels de régions différentes (inertie interclasses). Premièrement, nous définissons respectivement la dispersion du i ème groupe et la distance entre le i ème et le j ème groupe par les équations suivantes :

$$S_i = \left[\frac{1}{N_i} \sum_{\vec{X} \in C_i} \|\vec{X} - \vec{m}_i\|^2 \right]^{1/2}, \quad (9)$$

$$d_{ij} = \|\vec{m}_i - \vec{m}_j\|_2. \quad (10)$$

\vec{m}_i est le centre du i ème groupe, N_i est le nombre de pixels appartenant au groupe i et C_i le centre du i ème groupe.

La valeur R_i est définie par :

$$R_i = \max_{j \in K, j \neq i} \left\{ \frac{S_i + S_j}{d_{ij}} \right\}. \quad (11)$$

Finalement, nous définissons l'indice DB par :

$$DB(K) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k R_i. \quad (12)$$

Dans le cadre de ce projet, une version itérative de l'algorithme a été mise en œuvre. L'algorithme accepte une image en entrée. Notons que la distance entre deux pixels est calculée en utilisant la distance euclidienne. Les étapes principales de l'algorithme peuvent se résumer ainsi :

1. Initialiser la population des chauves-souris aléatoirement.
2. Pour $t < \text{nombre maximale d'itérations}$, pour chacune des chauves-souris.
 - (1) Générer des nouvelles solutions par ajustement des fréquences et mise à jour des vitesses.
 - (2) Pour chaque pixel :
 - Calculer les distances entre le pixel et les centres des groupes ;
 - Assigner le pixel au groupe avec une distance minimale
 - (3) Si ($\text{rand} > r$) alors
 - (4) Mettre à jour solution locale ;
 - (5) Evaluer la position de la chauve-souris et tester si la solution augmente ou non l'intensité ;
 - (6) Mettre à jour la solution globale.

5. Résultats et expérimentations

Le nouvel algorithme de classification d'image automatique a été appliqué sur deux images, la première synthétique, la seconde satellitaire. Ces deux images ont été sélectionnées pour leur disparités.

Images synthétiques : la figure 1 représente une image synthétique, obtenue d'une base de données composée de trente images. Ces dernières contiennent des objets polyédriques, entre un et cinq objets sur chaque vue. Les objets et les régions figurant sur les images sont distinguables à l'œil nu, permettant d'évaluer l'exactitude des résultats obtenus.

Images satellitaires : la figure 2 représente une image de la région d'Oran (Ouest de l'Algérie) acquise par le satellite LANDSAT5 TM (Thematic Mapper) datée du 15 mars 1993. Cette zone d'étude a été choisie pour son paysage varié pouvant présenter un intérêt pour l'évaluation de l'approche proposée. Avant d'appliquer la nouvelle approche de classification proposée sur l'image satellitaire dont nous disposons, il a été nécessaire d'effectuer les prétraitements suivants :

1. Chargement des trois images correspondantes aux trois canaux ;
2. Rehaussement de contraste ;
3. Composition colorée en associant les filtres bleu, vert et rouge aux trois canaux.

Pour toutes les expérimentations, nous avons fixé les paramètres comme suit $\forall i = 1, \dots, n, A_i = r_i = 0,25$ (ces valeurs ont été déterminées après plusieurs

expérimentations et garantissent une bonne convergence, selon la littérature [8]), et le nombre d'itérations à 30. D'un autre côté, nous avons varié le nombre des chauves-souris n , les fréquences minimales et maximales f_{min} et f_{max} et le nombre d'itérations, afin d'évaluer leur contribution sur la qualité de la classification, la fonction objectif (DB) et le temps d'exécution (TE). Les différents résultats obtenus sont résumés dans les tableaux 1 et 2.

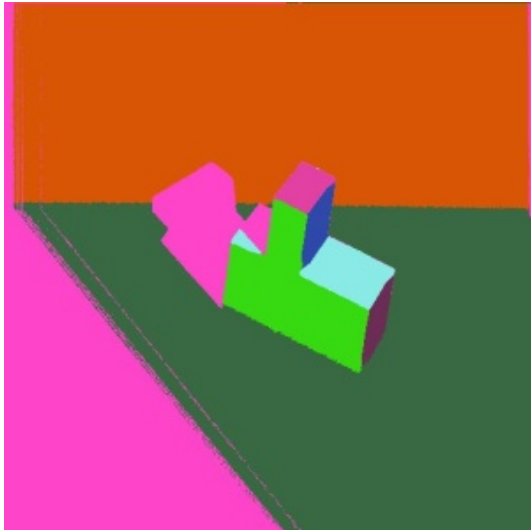


FIGURE 2 : Image synthétique.

À partir des résultats obtenus, nous avons déduit que plus on augmente le nombre de chauves-souris plus il apparaît des confusions entre les différentes classes et parfois même l'absence de certaines régions et plus le temps d'exécution accroît. En revanche la valeur de DB reste stable.

Il est aussi important de noter que nous avons fait varier le nombre d'itérations et conclu qu'au bout de 30 itérations, l'algorithme nous offre les meilleurs résultats.



FIGURE 3 : Image satellitaire.

6. Conclusion et perspectives

Cet article a proposé une nouvelle approche de classification non supervisée d'images satellitaires basée sur le comportement d'écholocation des chauves-souris. Ce dernier s'est montré performant. D'après les tests effectués, on déduit que le choix des paramètres influe fortement sur la qualité de la classification, tel que la taille de la volée, les fréquences minimales et maximales ainsi que le nombre d'itérations.

Pour ce qui des performances de l'algorithme, les différents tests effectués ont montré que le choix des paramètres influait de manière significative sur les résultats. Par conséquent il est important d'étudier d'une façon plus minutieuse le choix des paramètres.

Des améliorations intéressantes peuvent être apportées à notre approche, incluant l'utilisation de plusieurs longueurs d'ondes, des variations de fréquences, du taux d'émission et d'intensité. Afin d'améliorer la performance de l'algorithme proposé, on peut mettre en évidence l'influence des paramètres sur les résultats obtenus.

L'utilisation d'autres indices de validité, tel que les indices J_m et CS , très connus en littérature, peut être bénéfique. Nous proposons dans le futur d'appliquer l'algorithme de classification sur d'autres types d'images, comme des images médicales ou encore industrielles.

Une étude plus approfondie du comportement des chauves-souris peut apporter des extensions intéressantes à l'algorithme proposé, de surcroît l'étude des aspects de communication entre les chauves-souris peut influencer avantageusement sur le temps d'exécution.

Références

Eason G., Noble B., and Sneddon I.N., 1955. On certain integrals of Lipschitz-Hankel type involving products of Bessel functions. Philosophical Transactions of the Royal Society of London, Series A, Mathematical and Physical Sciences 247(935) : 529–551.

Grinnell A. D., 1995. Hearing in bats : An overview. Hearing by bats, R. Fay (Ed.), Springer, New-York, USA, pp. 1–36.

Hill J.E. and Smith J.D., 2008. Bats : a natural history. London : Cambridge Univ. Press, UK.

Pal N.R., Pal S.K., 1993. A review on image segmentation techniques. Pattern Recognition 26(9) :1277–1294.

Omran M., Salman A., Engelbrecht A.P., 2002. Image classification using particle swarm optimization. In : Conference on Simulated Evolution and Learning, 1, Singapore, Singapore, pp. 370–374.

Richardson P., 2012. The secrete life of bats. <http://www.nhm.ac.uk> (accédé le 1 septembre

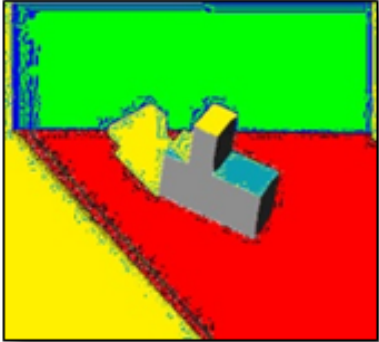
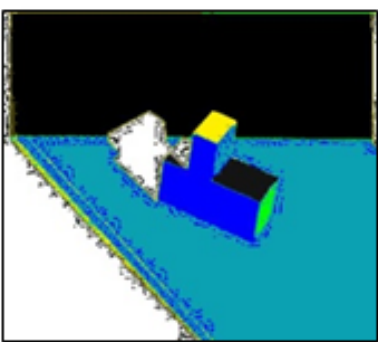
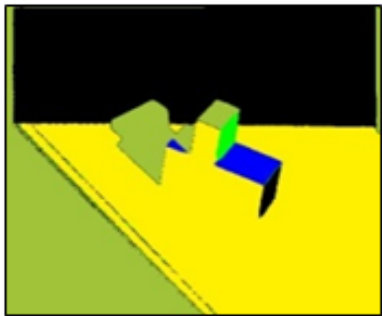
		
n = 10 DB = 0.201 TE = 620766 m.s	n = 20 DB = 0.145 TE = 303969 m.s	n = 30 DB = 0.350 TE = 1052922 m.s

TABLE 1 : Image synthétique classifiée par algorithme des chauves-souris.

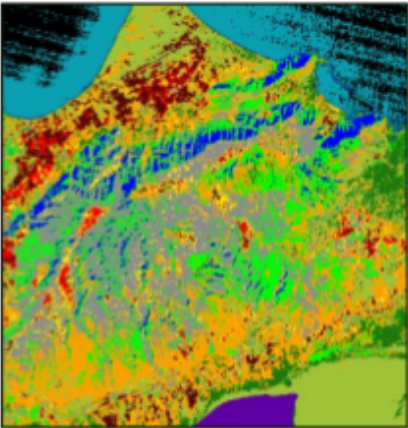
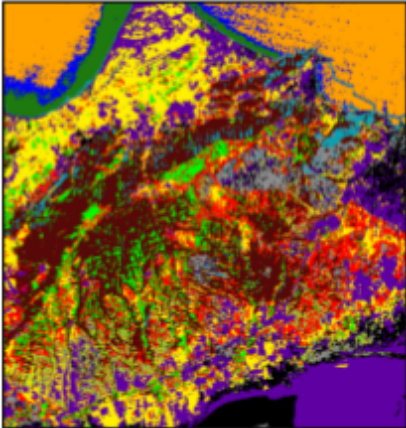
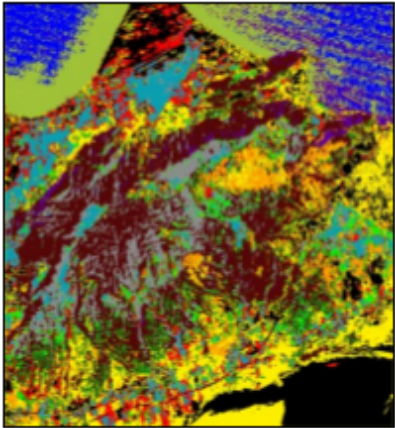
		
n = 10 DB = 0.216 TE = 707484 m.s	n = 20 DB = 0.217 TE = 1676453 m.s	n = 30 DB = 0.216 TE = 2685406 m.s

TABLE 2 : Image satellitaire classifiée par algorithme des chauves-souris.

2012).

Sebari I. and He D.C, 2007. Les approches de segmentation d'image par coopération régions-contours. *Téledétection* 7(1-2-3-4) :499–506.

Van Laere P., 2008. L'écholocation chez les chauves-souris. Msc report, University Paris 13, Paris, France.

Xin-She Y., 2010. A New Metaheuristic Bat-Inspired Algorithm. *Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization (NICSO 2010)*, Granada, Spain, pp. 65–74.