

## Utilisation d'une image RBV (VHR) pour la discrimination des habitats de la zone humide de Oualidia (Maroc) à partir d'une méthodologie hybride basée sur la classification orientée objet avec l'algorithme K-means

### [ Using a satellite image RGB (VHR) for discrimination of habitat for wetland Oualidia (Morocco) from a hybrid methodology based on object-oriented classification with the K-means algorithm ]

*Boris Olengoba Ibara<sup>1-2-3</sup>, Mohamed Dakki<sup>2</sup>, Mustapha Hakdaoui<sup>3</sup>, and Rhimou El Hamoumi<sup>1</sup>*

<sup>1</sup>Laboratoire d'Ecologie et Environnement, Faculté des sciences Ben M'sick, Université Hassan II, Casablanca, Maroc

<sup>2</sup>Laboratoire de Zoologie, Equipe Biodiversité et Zones Humides, Institut scientifique, Université Mohamed V Rabat, Maroc

<sup>3</sup>Laboratoire de Géologie Appliquée, Géomatique et Environnement, Faculté des sciences Ben M'sick, Université Hassan II, Casablanca, Maroc

---

Copyright © 2016 ISSR Journals. This is an open access article distributed under the **Creative Commons Attribution License**, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

**ABSTRACT:** The mapping of wetland habitats requires image data of high spatial resolution in order to establish the precise contours and space occupies a specific habitat. However, the spectral deficiency of high resolution images accentuates the problems of proximity and spectral mixing between image objects, which makes them very sensitive classification operations in such environments. The present work offers a solution based on an unsupervised approach to habitat classification of the wetland lagoon of Oualidia and its surroundings. To do this, a picture RBV (1m) covering the study area was segmented from the software GRASS, followed by extraction optimal segments as polygons from QGIS software. The partitioning algorithm K-means was used for classification of selected polygons in the respective classes, and this using three (3) discrimination criteria (color, shape, and size). The objective is to propose a solution in the discrimination of different types of wetland habitats from a poor image spectral resolution, but harboring a very high spatial resolution. As such, the algorithm permits to classify the different habitats with an accuracy of 0.88 according to the index of Kappa.

**KEYWORDS:** Cartography, Wetland, Clustering, Segmentation, partitioning algorithm, object oriented, remote sensing.

**RESUME:** La cartographie des habitats des zones humides requiert des données images de très haute résolution spatiale afin de délimiter avec précision les contours et l'espace qu'occupe un habitat spécifique. Cependant la déficience spectrale des images à très haute résolution accentue les problèmes de proximité et de mixité spectrale entre objets de l'image, ce qui rend les opérations de classification très délicates dans ce type de milieu. Ce présent travail, propose une solution, basée sur une approche non supervisée pour la classification des habitats de la zone humide de la lagune de Oualidia et ses environs. Pour ce faire, une image RBV (1m) couvrant la zone d'étude a été segmentée à partir du logiciel GRASS, suivi d'une extraction des segments optimaux sous forme de polygones à partir du logiciel QGIS. L'algorithme de partitionnement K-means a été utilisé pour la classification des polygones sélectionnés dans les classes correspondantes, et cela en utilisant trois (3) critères de discrimination (la couleur, la forme, et la taille). L'objectif est de proposer une solution dans la discrimination des différents types d'habitats des zones humides à partir d'une image déficiente en résolution spectrale, mais recelant une très haute résolution spatiale. En tant que tel, l'algorithme a permis de classer les différents habitats avec une précision de 0.88 suivant l'indice de Kappa.

**MOTS-CLEFS:** Cartographie, Zone humide, Classification non supervisée, Segmentation, algorithme de partitionnement, orienté objet, télédétection.

## 1 INTRODUCTION

Face aux menaces environnementales, la protection et la restauration des écosystèmes deviennent de nos jours des priorités absolues. De ce fait, la biodiversité, les différents types de couvertures terrestres et les activités d'utilisation des milieux naturels sont au centre des préoccupations de différents acteurs (politique, scientifique, ONGs...). Ces derniers mobilisent toute une panoplie d'outils pour récolter, extraire et analyser les informations nécessaires relatives à ces milieux [2]. Ces données permettent ainsi de mener à bon escient les actions en faveur du maintien de ces milieux vitaux. D'aucuns ont recours à la télédétection et SIG [3][4][5]. Dans ce sens, de nombreuses approches méthodologiques ont été développées pour la classification de différents éléments de la couverture terrestre dans différents types d'écosystèmes [7][8][9]. Le choix de la méthode de classification est souvent fonction des caractéristiques des données images (résolutions spectrale et spatiale), de la nature du site et de l'objectif de l'étude [7][10]. De ce fait, les approches de classification peuvent obéir à une logique « flou » ou « nette »; à un apprentissage « supervisée » ou « non supervisée »; à un calcul « paramétrique » ou « non paramétrique »; et à un mode opératoire « ponctuel » ou « objet » ou encore « global » [1].

Durant les dernières décennies, et en raison de son importance, la cartographie et l'inventaire des zones humides sont au cœur des préoccupations de la communauté scientifique. Pour ce faire, les méthodes de classification les plus exploitées sont: les arbres de décision[11][12][14], les réseaux neurones[17][16][15], la méthode des Support Vectors Machines (SVM)[18][19][22][21][20], la classification par maximum de vraisemblance[23][24][25][26], les systèmes experts [27], la classification orientée objet [28][29], les méthodes basées sur la logique floue[31][32][33][34] et les modèles hybrides [35][36][30]. Les quatre (4) premières méthodes utilisent un apprentissage « supervisé », une classification « nette », un mode opératoire « ponctuel » et un calcul « non paramétrique », exceptée, la méthode maximum de vraisemblance qui est par contre « paramétrique ».

Par ailleurs, le mode opératoire ponctuel (pixellique) présente des limites dans la discrimination des habitats des zones humides, lesquelles sont caractérisées par une hétérogénéité spatiale et une proximité spectrale entre différentes classes de végétations [7][37][37][39]. Pour faire face à cette situation, plusieurs travaux relatifs à la classification des habitats des zones humides s'orientent vers le développement et l'utilisation de l'approche orientée- objet, laquelle va au-delà du pixel en considérant plutôt un ensemble de pixels en se servant des images à très haute résolution spatiale [40][41][42][30]. Cependant de nombreuses études montrent que, les algorithmes appliqués dans la quasi-totalité de ces travaux sont de type hiérarchique. Cette préférence est due au fait que, l'approche hiérarchique garantit une bonne précision de la classification en mobilisant plusieurs calculs [13]. Mais d'une part la complexité de ces calculs rend l'exercice de la classification plus lente au fur et à mesure que le volume des données à traiter augmente [43]. D'autre part le principe de fonctionnement de ces algorithmes tend à classer les objets de façon définitive à niveau donné, ce qui ne permet pas d'améliorer éventuellement leur classification dans les niveaux succédant [44].

Dans l'objectif de contourner les contraintes relatives aux différentes méthodes évoquées précédemment, ce papier propose une solution, basée sur une approche orientée objet non supervisée, en utilisant un algorithme de partitionnement K- means[45][46]. Cet algorithme est susceptible d'offrir d'un côté, un meilleur rapport complexité/performance quelque soit le volume de données à traiter [47]; et de l'autre la possibilité qu'un objet migre d'une classe à une autre, permettant ainsi d'avoir une classification optimale [48]. Cette solution est appliquée sur une image (RBV) à très haute résolution (1m) couvrant la zone humide d'Oualidia (Maroc) et ses environs (Fig. 1), cela dans le but de discriminer et cartographier avec précision les différents habitats humides de ce site Ramsar (zone humide d'importance internationale).

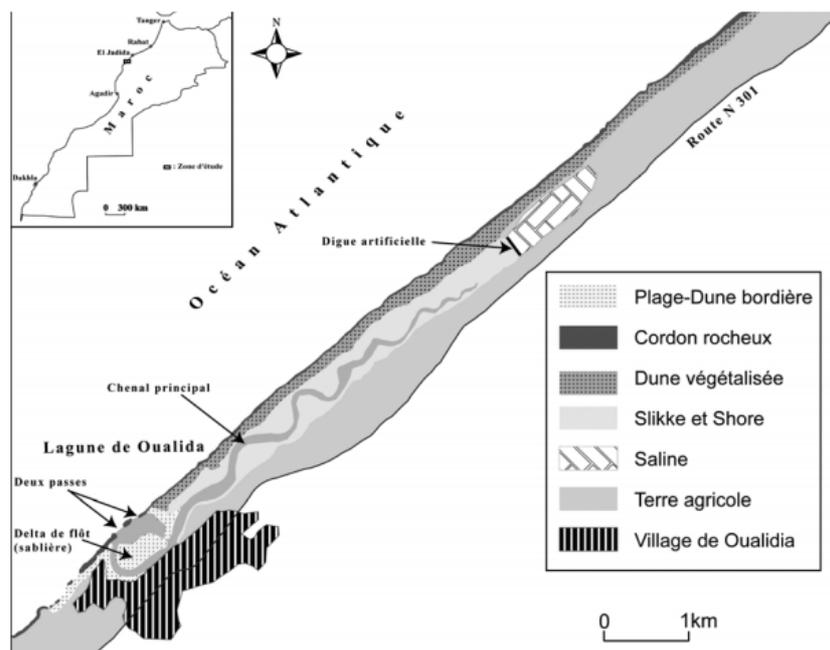


Fig. 1. Carte de localisation et d'occupation du sol de la lagune de Oualidia

## 2 ZONE D'ÉTUDE

Situé dans l'étage bioclimatique semi-aride (moyenne: 120mm) au sud de la côte atlantique marocaine ( $32^{\circ} 40'42''N$ -  $32^{\circ} 47'07''N$  et  $8^{\circ} 52'30''W$ -  $9^{\circ} 02'50''W$ ), la lagune et les salines de Oualidia constituent l'une des entités du grand complexe lagunaire Sidi Moussa- Oualidia. L'ensemble fait partie des zones humides d'importance internationale pour sa richesse avifaunistique et son rôle d'escale dans la migration des oiseaux d'eau [50].

La zone humide Oualidia (lagune, marais salants et salines) occupe une superficie d'environ 1000Ha avec une prédominance de l'entité lagunaire située en aval du site.

La lagune communique avec l'océan par l'intermédiaire de deux passes assurant la rentrée et la sortie des eaux de mer ainsi que l'entrée des sédiments sous l'effet des marées [51]. Ces deux passes se raccordent en amont pour constituer un long chenal sinueux d'environ 6 km de long et 0,4 km de large en moyenne (Fig. 1) et de profondeur moyenne de 2m, tendant à diminuer vers l'amont. On y trouve également des résurgences d'eau douce tout au long de la lagune[51].

A la première vue, le paysage lagunaire montre les vasières occupant principalement la zone basse de la marée tout le long des canaux et les marais salants bien développés tout au long de la lagune, dominés par la végétation halophile [52]. La zone des salines se situe en amont de la lagune, les deux zones contiguës sont séparées par une digue (Fig. 1). Cependant comme la plupart des zones humides marocaines, la zone humide de Oualidia fait face à de nombreuses pressions anthropiques en raison de ses ressources halieutique et avifaunistique. Pour faire face à ces menaces, plusieurs initiatives mondiales et régionales encourageant les études orientées vers la connaissance et la compréhension de ces milieux pour leur maintien et protection ont été mises en place.

La plupart a eu pour objet, l'hydrogéologie [53] [54] [55], la pollution [56] [57] [58] [59] l'inventaire de la biodiversité [50]. Cependant peu de travaux ont porté sur l'inventaire des habitats humides et quasiment aucune cartographie de ces habitats n'a été produite. Les rares travaux connexes à la cartographie menés au sein de la zone humide de Oualidia ont porté sur la dynamique hydro sédimentaire de la lagune [54] [55].

Peu de travaux associés aux habitats de la lagune de Oualidia, ont permis d'inventorier avec certitude le nombre de types d'habitats dominants, lesquels restent néanmoins difficiles à représenter dans une scène cartographique en raison de l'hétérogénéité du milieu et de la proximité spectrale entre les différentes formations. Ces acquis et ces difficultés ont largement influencé sur les choix de donnée d'entrée (image) et l'algorithme de classification utilisée.

### 3 DONNÉES

L'image utilisée a été téléchargée à partir du logiciel Global Mapper, c'est une image en mode composition colorée (RBV) ayant 1m de résolution spatiale. C'est une scène couvrant la zone humide d'Oualidia et ses environs en période d'hiver (2011) et en situation de marée basse (Fig. 2).

L'utilisation d'une image à très haute résolution permet de situer et de limiter avec précision les différents types d'habitats, ce qui permet une meilleure représentation cartographique de leur distribution et une bonne estimation de leur superficie en utilisant une méthodologie adaptée à la donnée et aux attentes.

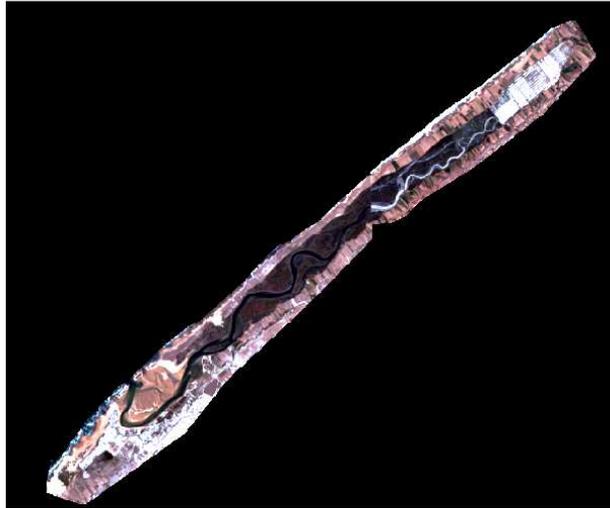


Fig. 2. Image RBV de la zone humide de Oualidia

### 4 MÉTHODE

Les classifications «orientée objet» font intervenir successivement une phase de préparation de données, suivi de la phase de classification. Dans ce présent travail, la première phase a porté sur la segmentation de l'image sous le logiciel libre de traitement d'images GRASS 6.4. Les segments ont été par la suite vectorisés en polygones sous le logiciel libre QGIS 2.12. Les polygones optimaux sont extraits pour constituer une base de données dans laquelle ils sont considérés comme des objets. La classification a été effectuée avec l'algorithme K-means. Le diagramme ci-après (Fig. 3) résume les étapes de la méthodologie adoptée pour ce présent travail.

Le regroupement des pixels voisins se fait de manière itérative jusqu'à ce que tous les pixels soient traités [38]. La segmentation sur Grass Gis 6.4 offre la possibilité de choisir le paramètre VMD (Valeur Minimale de Différence entre les pixels), qui est un critère d'hétérogénéité d'une région (segment). Deux valeurs de VMD ont pu produire des segments significatifs par rapport aux besoins de l'étude. Ces segments sont traités par le logiciel QGIS 2.12 afin d'obtenir des données vectorielles (polygones) exploitables pour une classification orientée objet.

#### 4.1 CLASSIFICATION ORIENTÉE-OBJET: L'ALGORITHME « K-MEANS »

Le K-means [45][46][60] est une méthode de classification de «partitionnement» caractérisée par un apprentissage non supervisé, une logique nette et un calcul non paramétrique. Son mode de fonctionnement consiste à répartir les objets en k classes de façon à minimiser la fonction *objectif* (1). Cet algorithme permet de déterminer préalablement le nombre de classes K par l'utilisateur, ce qui concorde avec le cas de la cartographie de la zone humide d'Oualidia dans la mesure où le nombre de ses habitats dominants est connu. Au regard de plusieurs travaux, le K-means s'est avéré avoir un rapport complexité/efficacité avantageux par rapport à d'autres algorithmes de partitionnement [46].

$$C = \sum_{j=1}^k \sum_{i \in I_j} p_i * d^2(i, g_j) \quad (1)$$

Le fonctionnement de K-means est présenté dans le diagramme ci-après (Fig. 4)

#### **4.2 LES CRITÈRES UTILISÉS POUR LA CLASSIFICATION**

Les critères utilisés pour les besoins de classification sont: la forme, la taille et la position des polygones sur la scène, ainsi que la signature spectrale (couleur) correspondante à l'emplacement du polygone sur l'image (Fig. 5).

- La forme et la taille des polygones reproduisent les contours (limites) des unités spatiales homogènes, ces limites décrivent des polygones tout en lui attribuant un dimensionnement (taille), et chaque formation peut avoir une ou des géométries particulières [43];
- La couleur constitue une donnée spectrale qui informe sur la nature des pixels et implicitement, sur celle des objets (polygones de couleur homogène).

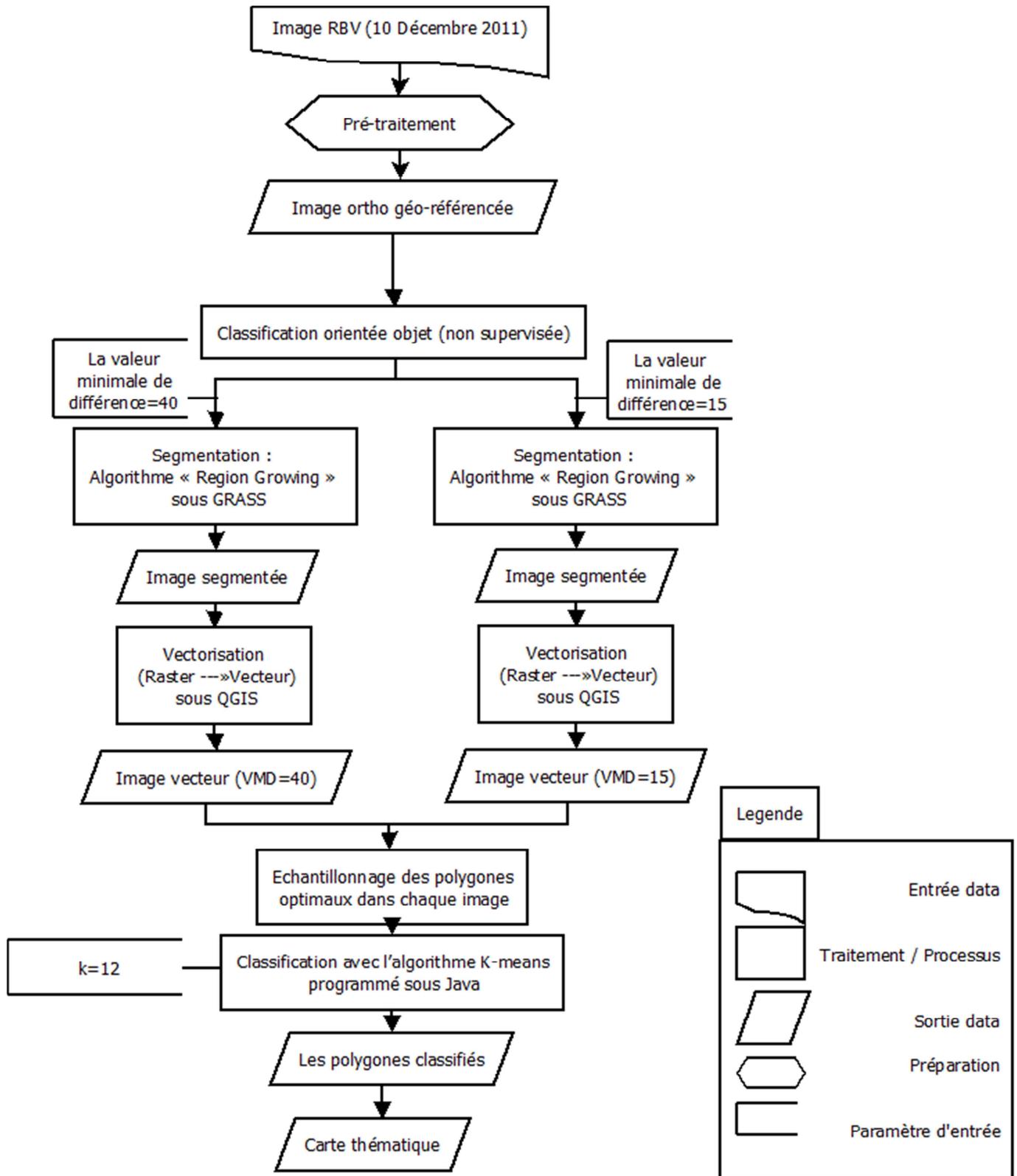


Fig. 3. La méthodologie de classification appliquée dans ce présent travail

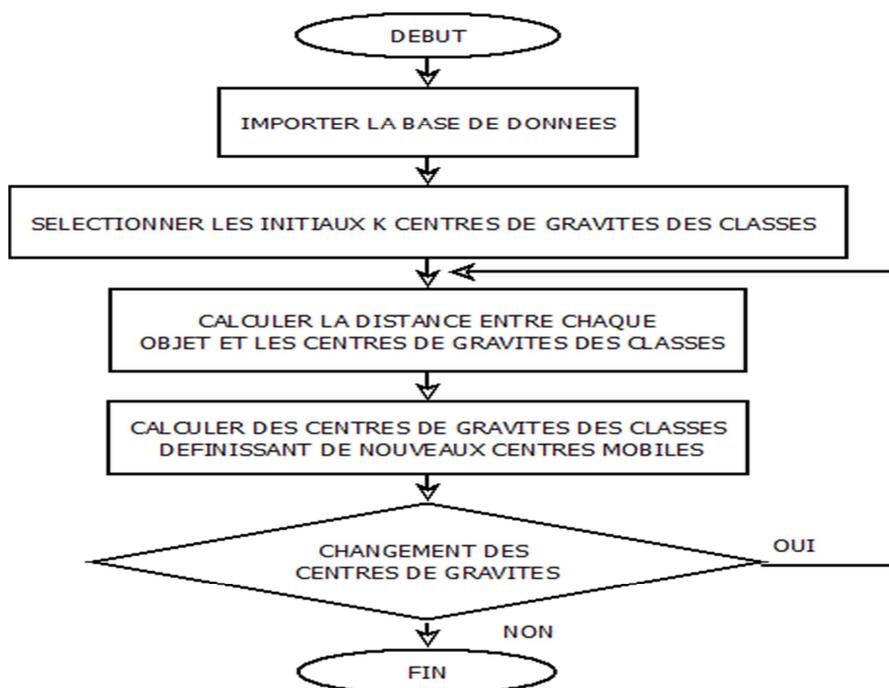


Fig. 4. L'algorithme K-means

Selected attribute			Selected attribute		
Name: Taille			Name: Couleur		
Missing: 0 (0%)			Missing: 0 (0%)		
Distinct: 4			Distinct: 5		
Type: Nominal			Type: Nominal		
Unique: 0 (0%)			Unique: 0 (0%)		
No.	Label	Count	No.	Label	Count
1	Grande	42	1	Verdâtre	65
2	Moyenne	72	2	Beige	58
3	Petite	62	3	Marron	39
4	TresGrande	25	4	Blanchâtre	33
			5	Jaunâtre	6

Selected attribute		
Name: Forme		
Missing: 0 (0%)		
Distinct: 5		
Type: Nominal		
Unique: 0 (0%)		
No.	Label	Count
1	Amorphe	22
2	Rectangle	59
3	Arrondie	61
4	incurve	0
5	Allongee	53
6	Tresallongee	6

Fig. 5. La distribution des polygones par rapport aux trois critères

## 5 RÉSULTAT

Après l'extraction des polygones à partir de scènes de l'image segmentée avec différentes valeurs (VDM: 15; 40) (Fig. 6), Quinze (15) classes ont été sélectionnées. Les figures (Fig. 7, Fig. 8 et Fig. 9) représentent la répartition de ces classes en fonction des attributs/critères sélectionnés.

La validation de ces classes a été faite par un échantillonnage des points au sol (réalité de terrain) recueillis en utilisant un GPS différentiel avec 49 points de contrôle au sol recueillis au cours du processus de pré-classification et 107 points recueillis post-classification. La validation des résultats à partir de ces points a montré que les habitats ont été classifiés avec une précision de 0.88 suivant l'indice de Kappa. La phase de validation a permis également de remplacer les différentes classes jusque-là anonymes (Fig. 10) par les noms des habitats correspondants (Tableau 1).

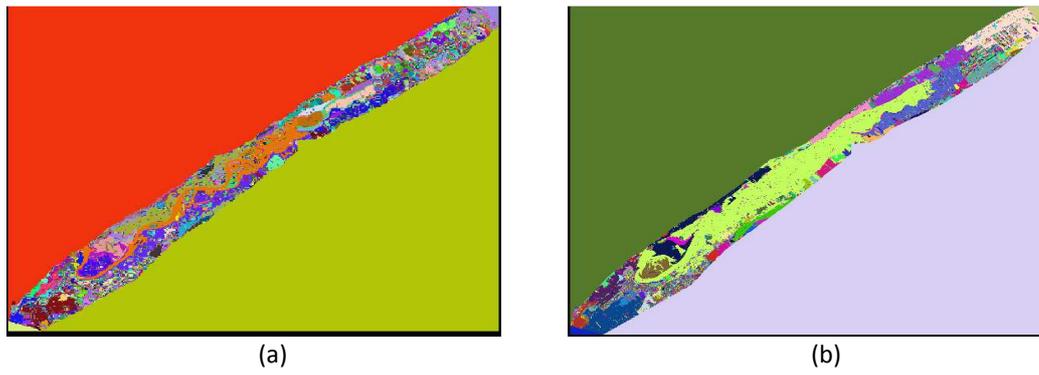


Fig. 6. Résultats des différentes segmentations en fonction du VMD; (a) Segmentation VDM:15; (b) Segmentation VDM:40.

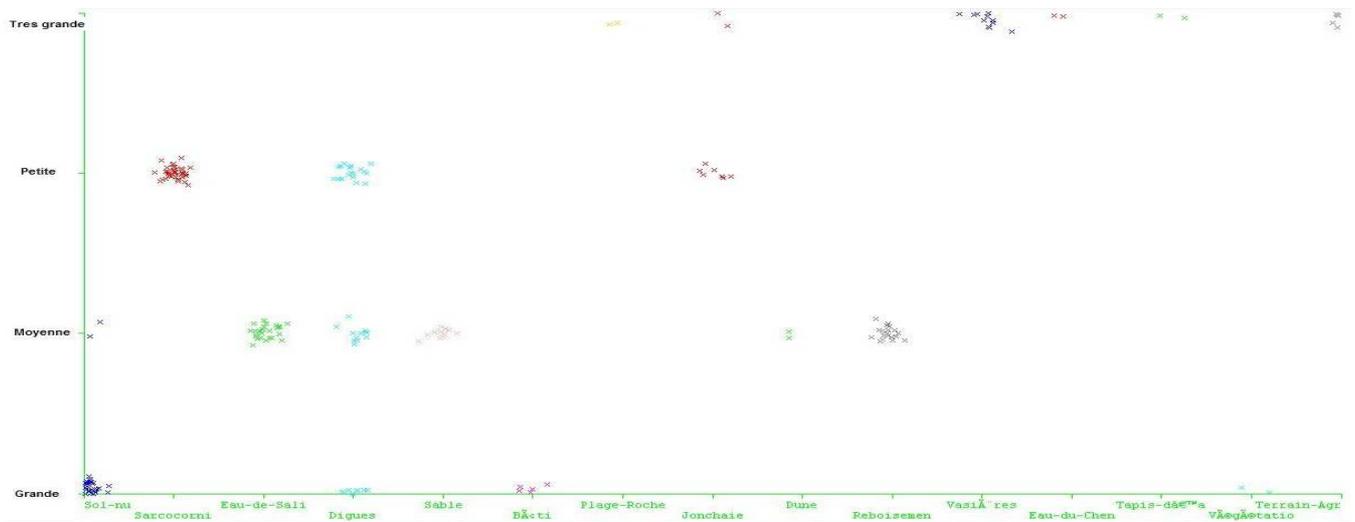


Fig. 7. La répartition des classes obtenues en fonction de la Taille



Fig. 8. La répartition des classes obtenues en fonction de la Couleur



Fig. 9. La répartition des classes obtenues en fonction de la Forme

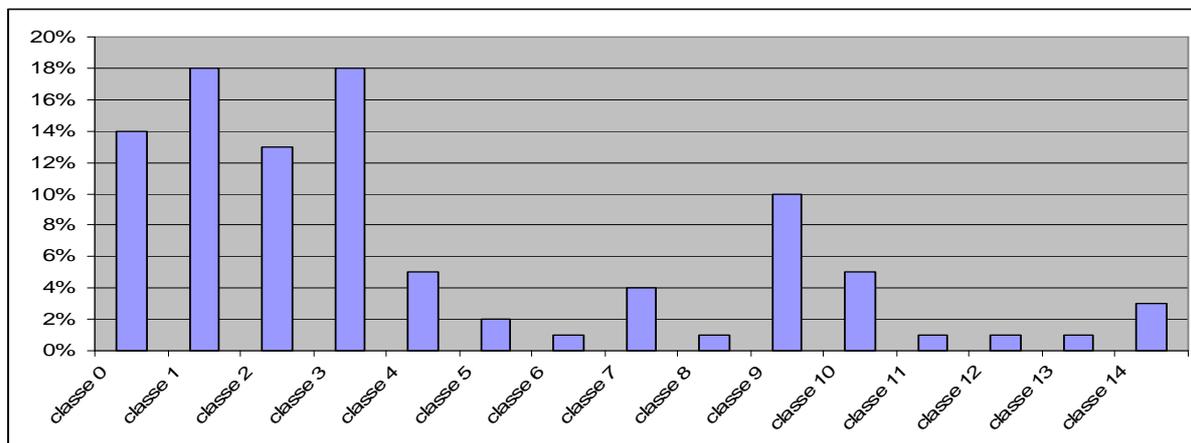


Fig. 10. La taille de chaque classe par rapport à la taille totale de la base de données utilisée

Tableau 1. Les différentes classes obtenues avec les noms des habitats correspondants

Classe	% des polygones	Habitat
Classe 0	14%	Sol nu
Classe 1	18%	Sarcocornia
Classe 2	13%	Eau de saline
Classe 3	18%	Digue
Classe 4	5%	Sable
Classe 5	2%	Bâti
Classe 6	1%	PlageRocheuse
Classe 7	4%	Jonchaie
Classe 8	1%	Dune
Classe 9	10%	Reboisement
Classe 10	5%	Vasières
Classe 11	1%	Eau du Chenal
Classe 12	1%	Tapis Algues
Classe 13	1%	VégétationDunaire
Classe 14	3%	Terrain Agricole

## Cartographie des Habitats de la Zone Humide de Oualidia (10 Décembre 2011)

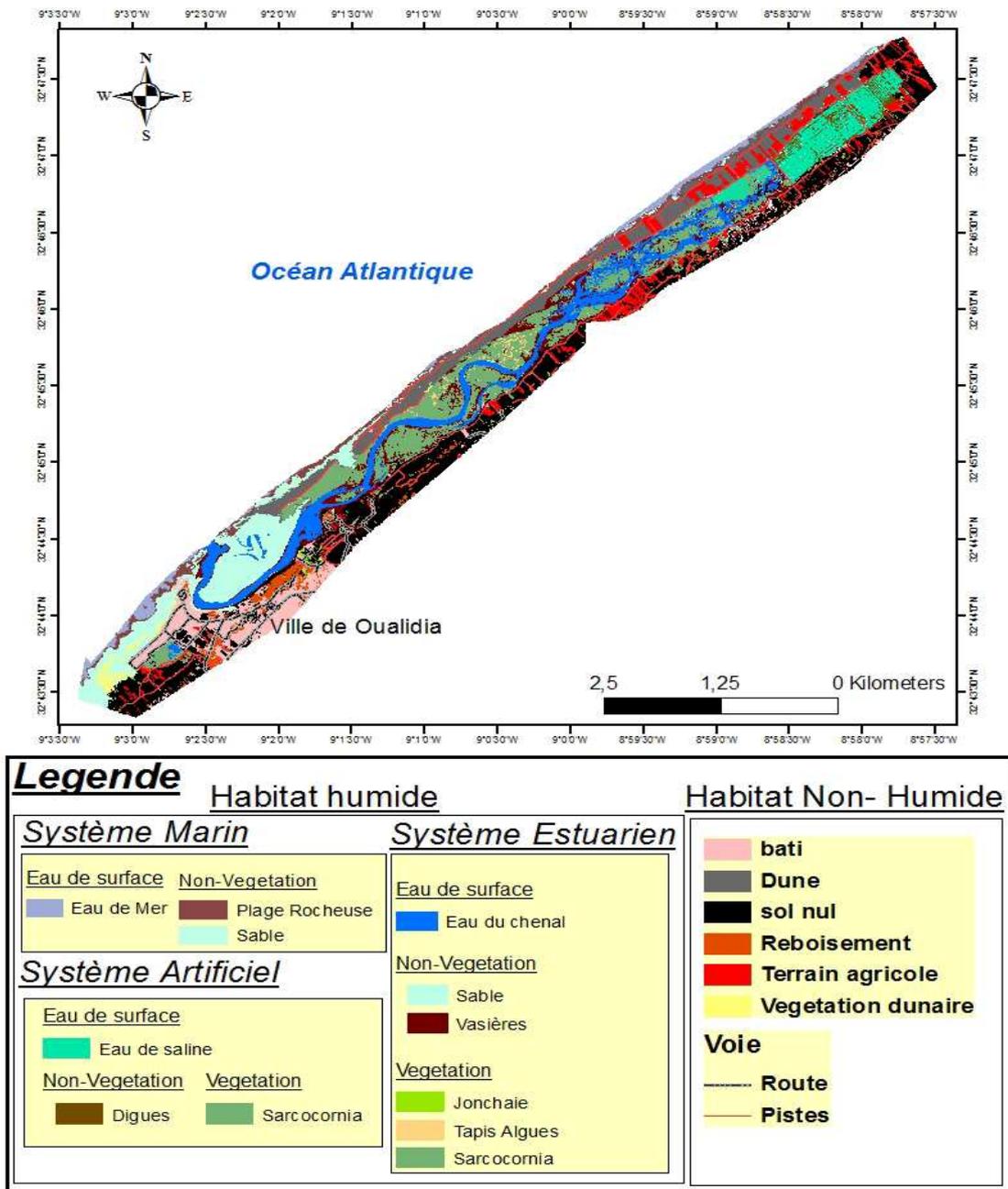


Fig. 11. Cartographie des habitats de la zone humide de Oualidia

## 6 DISCUSSION

Dans la première phase plusieurs segmentations ont été faites tout en faisant varier la valeur du paramètre MVD. Deux valeurs de MVD (15 et 40) (Fig. 6) ont pu donner segments optimaux, c'est-à-dire des segments significatifs et concordants avec les objets sur le terrain. La vectorisation de ces segments en polygones, a permis de classifier ces polygones dans les classes correspondantes en fonction de trois (3) critères: la forme, la taille et la couleur. Cependant les graphes (Fig. 7 et Fig. 9) montrent que les critères « forme » et « taille » ont une bonne capacité de discrimination des objets, ce qui est illustré par une formation de nuages de points très denses correspondant à des classes très bien séparées les unes des autres. Par contre le critère « couleur » (Fig. 8) montre des formations moins denses entre les différents nuages de points, ce qui traduit une faible séparabilité entre certaines classes. Ces différences observées seraient du fait des caractéristiques de la donnée image, laquelle offre d'un côté, une très haute résolution spatiale, ce qui permet d'avoir des segments avec des géométries, limites

et contours précis, et d'autre part la pauvreté spectrale fait qu'il ait une certaine confusion concernant la couleur des objets. Globalement l'algorithme K-means a pu produire une classification satisfaisante, car les habitats ont été classés avec une précision de 88% selon l'indice de Kappa. Après vérification et validation, l'habitat humide le plus dominant est «Sarcocornia» qui occupe une superficie de 167.16 Ha, et suivi respectivement des habitats suivants: Eau du Chenal (114.84 Ha), Sable (114.62 Ha), Eau de Saline (58.84 Ha), Vasière (64.13 Ha), Dignes (16.86 Ha), Tapis d'algues (5.68 Ha), Jonchaie (4.14 Ha). Cependant la majeure partie de ces habitats font partie de la partie lagunaire (Système estuarien) de la zone humide. Tandis que la composante artificielle (les salines) est composée à peine de 3 habitats, dont 2 artificiels (Eau de saline et Dignes) et un naturel, il s'agit de «Sarcocornia». La présence «Sarcocornia» au niveau des salines est surtout justifiée pour sa tolérance à des taux de salinité élevés, mais sa superficie reste néanmoins très négligeable par rapport à sa présence dans la partie lagunaire. On compte également la présence des habitats des zones humides inféodés à l'environnement marin, représentés par une plage Rocheuse (31.77 Ha) et une partie de mer (superficie non évaluée, car sa limite dépend de la profondeur, c'est-à-dire sa profondeur doit être inférieure à 6m à proximité de la plage)

Les habitats humides occupent environ 556 Ha du site sur une superficie totale d'environ 1000 Ha. Le reste du site est occupé d'une part, par les habitats non humides naturels comme les Dunes (112.81 Ha), Végétation Dunaire (9.52 Ha); et d'autre part on y trouve des occupations anthropogènes comme, le sol nu ou défriché (239.73 Ha), le bâti (76.68 Ha), l'agriculture (59.71 Ha), le reboisement (32.62 Ha). Ces dernières formes d'occupation représentent 37% de la superficie du site.

## **7 CONCLUSION**

Au regard des résultats, il conviendrait de remarquer que, le présent travail a permis d'exploiter de façon optimale l'image et à produire des renseignements précis sur les emplacements et les superficies de différents habitats humides importants (88% de précision). Dans la même optique, il a pu localiser et évaluer les superficies relatives aux activités anthropogènes susceptibles d'affecter négativement le milieu. Certes que le présent travail a permis d'évaluer avec précision les superficies des différents habitats humides, cependant les informations sur la superficie, seules ne suffisent pas pour déduire la qualité et l'état de ces habitats. Pour ce faire, il serait judicieux, de combiner les résultats de cette étude avec les autres types de données (physico-chimiques, la richesse spécifique...) afin de mieux apprécier la qualité et l'état de ces précieux habitats écologiques.

Par ailleurs en dépit de son efficacité, l'utilisation de l'algorithme K-means requiert une bonne connaissance du site d'étude, surtout concernant le nombre de classes ou encore des habitats répertoriés, ce qui permet d'optimiser la classification.

## **RÉFÉRENCES**

- [1] K. Srivastava and K. Kaur, "Stability of Impulsive Differential Equation with any Time Delay," *International Journal of Innovation and Applied Studies*, vol. 2, no. 3, pp. 280–286, 2013.
- [2] Graeme M. Buchanan, Andreas B. Brink, Allison K. Leidner, Robert Rose, Martin Wegmann, "Advancing terrestrial conservation through remote sensing," *Ecological Informatics* 30 (2015) 318-32.
- [3] L.-M. Rebelo, C.M. Finlayson, N. Nagabhatla, "Remote sensing and GIS for wetland inventory, mapping and change analysis," *Journal of Environmental Management* 90 (2009) 2144-2153.
- [4] H. MacKay, C.M. Finlayson, D. Fernandez-Prieto, N. Davidson, D. Pritchard, L.-M. Rebelo, "The role of Earth Observation (EO) technologies in supporting implementation of the Ramsar Convention on Wetlands," *Journal of Environmental Management* 90 (2009) 2234-2242.
- [5] C. Corbane, S. Lang, K. Pipkins, S. Alleaume, M. Deshayes, V. E. García Milláne, T. Strasser, J. Vanden Borre, S. Toon, F. Michael, "Remote sensing for mapping natural habitats and their conservation status – New opportunities and challenges," *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 37 (2015) 7–16.
- [6] S. Sarkar, S.M. Parihar, A. Dutta, "Fuzzy risk assessment modelling of East Kolkata Wetland Area: A remote sensing and GIS based approach," *Environmental Modelling and Software* 75 (2016) 105-118.
- [7] S. L. Ozesmi, and M. E. Bauer, "Satellite remote sensing of wetlands," *Wetlands Ecology and Management* 10: (2002) 381–402.
- [8] E. M. Novo and Y. E. Shimabukuro, "Identification and mapping of the Amazon habitats using a mixing model," *International Journal of Remote Sensing*, 18:3 (1997) 663-670.
- [9] J. McCarthy, T. Gumbricht and T. S. McCarthy, "Ecoregion classification in the Okavango Delta, Botswana from multitemporal remote sensing," *International Journal of Remote Sensing*, 26:19 (2005) 4339-4357.

- [10] P. H. Rosso, S. L. Ustin and A. Hastings, "Mapping marshland vegetation of San Francisco Bay, California, using hyperspectral data," *International Journal of Remote Sensing*, 26:23 (2005) 5169-5191.
- [11] C. Proctor, Y. He and V. Robinson, "Texture augmented detection of macrophyte species using decision trees," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 80 (2013) 10–20.
- [12] L. Chen, Zhenyujin, R. Michishita, J. Cai, T. Yue, B. Chen and B. Xu, "Dynamic monitoring of wetland cover changes using time-series remote sensing imagery," *Ecological Informatics* 24 (2014) 17–26.
- [13] C. Zopounidis and M. Doumpos, "Multicriteria classification and sorting methods: A literature review," *European Journal of Operational Research*, vol.138, no.2, pp.229-246, 2002.
- [14] N. Crasto, C. Hopkinson, D.L. Forbes, L. Lesack, P. Marsh, I. Spooner and J.J. van der Sanden, "A LiDAR-based decision-tree classification of open water surfaces in an Arctic delta," *Remote Sensing of Environment* 164 (2015) 90–102.
- [15] M. F. Augusteijn and C. E. Warrender, "Wetland Classification using Optical and Radar Data and Neural Network Classification," *International Journal of remote sensing*, vol. 19(8) (1998)1545- 1560.
- [16] J.K. Lein, "Implementing remote sensing strategies to support environmental compliance assessment: A neural network application," *environmental science and policy* 12 (2009) 948–958.
- [17] L. Li, Y. Chen, T. Xu, R. Liu, K. Shi and C. Huang, "Super-resolution mapping of wetland inundation from remote sensing imagery based on integration of back-propagation neural network and genetic algorithm," *Remote Sensing of Environment* 164 (2015) 142–154.
- [18] J. Jiang, A. Li, W. Denga and JinhuBiana, "Construction of a New Classifier Integrated Multiple Sources and Multi-temporal Remote Sensing Data for wetlands," *International Society for Environmental Information Sciences 2010 Annual Conference (ISEIS)*, *Procedia Environmental Sciences* 2 (2010) 302–314.
- [19] G. I. Gavier-Pizarro, T. Kuemmerle, L. E. Hoyos, S. I. Stewart, C. D. Huebner, N. S. Keuler and V. C. Radeloff, "Monitoring the invasion of an exotic tree (*Ligustrum lucidum*) from 1983 to 2006 with Landsat TM/ETM+ satellite data and Support Vector Machines in Córdoba, Argentina," *Remote Sensing of Environment* 122 (2012) 134–145.
- [20] M. S. Tehrany, B. Pradhan, S. Mansor and N. Ahmad, "Flood susceptibility assessment using GIS-based support vector machine model with different kernel types," *Catena* 125 (2015) 91–101.
- [21] Y. Lin and M. Herold, "Tree species classification based on explicit tree structure feature parameters derived from static terrestrial laser scanning data," *Agricultural and Forest Meteorology* 216 (2016) 105–114.
- [22] G. P. Petropoulos, D. P. Kalivas, H. M. Griffiths and P. P. Dimou, "Remote sensing and GIS analysis for mapping spatio-temporal changes of erosion and deposition of two Mediterranean river deltas: The case of the Axios and Aliakmonas rivers, Greece," *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 35 (2015) 217–228
- [23] C. MacAlister and M. Mahaxay, "Mapping wetlands in the Lower Mekong Basin for wetland resource and conservation management using Landsat ETM images and field survey data," *Journal of Environmental Management* 90 (2009) 2130-2137.
- [24] T-M. Lee and H-C Yeh, "Applying remote sensing techniques to monitor shifting wetland vegetation: A case study of DanshuiRiver estuary mangrove communities, Taiwan," *ecological engineering* 35 (2009) 487-496.
- [25] M. Kelly, K.A. Tuxenc and Diana Stralberg, "Mapping changes to vegetation pattern in a restoring wetland: Finding pattern metrics that are consistent across spatial scale and time," *Ecological Indicators* 11 (2011) 263-273.
- [26] J.E. Wasige, T.A. Groena, E. Smalinga and V. Jettena, "Monitoring basin-scale land cover changes in Kagera Basin of Lake Victoria using ancillary data and remote sensing," *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 21 (2013) 32–42.
- [27] V. Lawley, M. Lewis, K. Clarke and B. Ostendorf, "Site-based and remote sensing methods for monitoring indicators of vegetation condition: An Australian review," *Ecological Indicators* 60 (2016) 1273-1283.
- [28] Rama Rao Nidamanuri, Bernd Zbell, "Transferring spectral libraries of canopy reflectance for crop classification using hyperspectral remote sensing data," *biosystems engineering* 110 (2011)231-246.
- [29] Z. Dong, Z. Wang, D. Liu, L. Li, C. Ren, X. Tang, M. Jia and C. Liu, " Assessment of habitat suitability for waterbirds in the West Songnen Plain, China, using remote sensing and GIS," *Ecological Engineering* 55 (2013) 94–100.
- [30] B. Tian, Y-X. Zhou, R. M. Thom, H. L. Diefenderfer and Q. Yuan, "Detecting wetland changes in Shanghai, China using FORMOSAT and Landsat TM imagery," *Journal of Hydrology* 529 (2015) 1–10.
- [31] P. Townsend and S. Walsh, "Remote sensing of forested wetlands: application of multitemporal and multispectral satellite imagery to determine plant community composition and structure in southeastern USA," *Plant Ecology* 157, (2002) 129-149.
- [32] M. Laba, R. Downs, S. Smith, S. Welsh, C. Neider, S. White, M. Richmond, W. Philpot and P. Baveye, "Mapping invasive wetland plants in the Hudson River National Estuarine Research Reserve using quickbird satellite imagery," *Remote Sensing of Environment* 112 (2008) 286-300.
- [33] R.Q. Feitosa, G.A.O. Pedro da Costa, G.L.A. Mota and B. Feijó, "Modeling alternatives for fuzzy Markov chain-based classification of multitemporal remote sensing data," *Pattern Recognition Letters* 32 (2011) 927–940.

- [34] K. Chatterjee, A. Bandopadhyay, A. Ghosh and S. Kar, "Assessment of environmental factors causing wetland degradation, using Fuzzy Analytic Network Process: A case study on Keoladeo National Park, India," *Ecological Modelling* 316 (2015) 1–13.
- [35] S. Weiers, M. Bock, M. Wissen and G. Rossner, "Mapping and indicator approaches for the assessment of habitats at different scales using remote sensing and GIS methods," *Landscape and Urban Planning* 67 (2004) 43–65.
- [36] C. Zhu, J. Luo, Z. Shen and C. Huang, "Wetland mapping in the Balqash Lake Basin Using Multi-source Remote Sensing Data and Topographic features Synergic Retrieval," 2011 3rd International Conference on Environmental Science and Information Application Technology (ESIAT 2011), " *Procedia Environmental Sciences* 10 (2011) 2718 – 2724.
- [37] J. R. Jensen, "Introductory digital image processing," A remote sensing perspective (3rd ed.) (2005).
- [38] E.L. Hestir, S. Khanna, M. E. Andrew, M.J. Santos, J. H. Viers, J.A. Greenberg, S.S. Rajapakse and S.L. Ustin, "Identification of invasive vegetation using hyperspectral remote sensing in the California Delta ecosystem," *Remote Sensing of Environment* 112 (2008) 4034–4047.
- [39] I. Melendez-Pastor, J. Navarro-Pedren˜o, I. Go´mez and M. Koch, "Detecting drought induced environmental changes in a Mediterranean wetland by remote sensing," *Applied Geography* 30 (2010) 254–262.
- [40] A. Rasuly, R. Naghdifar and M. Rasoli, "Monitoring of Caspian Sea Coastline Changes Using Object-Oriented Techniques; International Society for Environmental Information Sciences 2010 Annual Conference," *Procedia Environmental Sciences* 2 (2010) 416–426.
- [41] Z-T Ouyang, M-Q Zhang, X. Xie, Q. Shen, H.Q Guo and B. Zhao, "A comparison of pixel-based and object-oriented approaches to VHR imagery for mapping saltmarsh plants," *Ecological Informatics* 6 (2011) 136–146.
- [42] S. Rapinel, L. Hubert-Moy and B. Clément, "Combined use of LiDAR data and multispectral earth observation imagery for wetland habitat mapping," *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 37 (2015) 56–64.
- [43] A. Bouguettaya, Q. Yumailto, X. Liunailto, X. Zhou mailto and A. Song, "Efficient agglomerative hierarchical clustering," *Expert Systems with Applications; Volume 42, Issue 5* (2015)2785–2797.
- [44] P. Hansen and B. Jaumard, "Cluster Analysis and Mathematical Programming," *Mathematic Programming*, 79, (1997) 191-215.
- [45] Guillaume Cleuziou, "Une méthode de classification non-supervisée pour l'apprentissage de règles et la recherche d'information," Other. Université d'Orléans, 2004.
- [46] J. B. MacQueen, "Some methods for classification and analysis of multivariate observations," in *Proceeding of the fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, L. M. L. Cam and J. Neyman, Eds., vol. 1. University of California Press (1967)281–297.
- [47] T.M. Kodinariya, "Review on determining number of Cluster in K-Means Clustering," *International Journal of Advance Research in Computer Science and Management Studies* Volume 1, Issue 6, November (2013)90-95.
- [48] Q. Su, Z. Huang, X. Wang and Z. Hu, "An improved algorithm for auto-generating digital oil painting based on an accelerated K-means," *Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD)*,9th International Conference on, 10.1109/FSKD.2012.6234086 (2012) 730 – 733.
- [49] M. E. Celebi, H. A. Kingravimailto and P.A. Vela, A comparative study of efficient initialization methods for the k-means clustering algorithm, *Expert Systems with Applications*, Volume 40, Issue 1, Pages 200–210; January 2013,
- [50] R. EL HAMOUMI, M. DAKKI, M. THEVENOT, "Water birds from the Sidi Moussa-Walidia wetland complex (Morocco):national and international importance of the site," *Alauda* ISSN 0002-4619 ALUDAI-, vol. 68, no4, (2000) 275-294.
- [51] B. Zourarah, « Les processus côtiers actuels et leur impact sur l'environnement côtier des Doukkala ,» Thèse d'Etat, Université Chouaib Doukkali, Faculté des Sciences, El Jadida, Maroc (2002) 376 pp.
- [52] Ch. Carruesco, « Genèse et évolution à l'holocène de trois lagunes de la façade Atlantique: Moulay Bouselham, Oualidia (Maroc) et Arcachon (France), » Bordeaux Thèse Université de Bordeaux (1989) 485 pp.
- [53] K. Kaid Rassou, Y. Fakir, M. Bahir, K. Zouari, M. Marah and J.P. Monteiro, « Apport des analyses isotopiques à la compréhension du fonctionnement des aquifères côtiers du bassin hydrologique de la lagune d'Oualidia. (Océan atlantique marocain) ,» *Comunicações Geológicas* (2005) 129-142.
- [54] E. K. Khalid, B. Zourarah and A. Aajjane, « Evolution Récente de la Morphologie de Delta de flot et son Effet sur la Dynamique Hydro-Sédimentaire de la lagune de Oualidia (côte atlantique, Maroc): Approche par photographie Aérienne, » *estudos do quaternario*7, braga (2011) 73-78.
- [55] Y. Taghia, A. Algouti and Ah. Algouti, K. Addine Azzaoui and A. Aydda, « Apport de la télédétection à l'étude de la dynamique sédimentaire au sein de la lagune oualidia (maroc), » *European Scientific Journal* September 2014 edition vol.10, No.26 ISSN: 1857 – 7881 (Print) e - ISSN 1857- 7431.
- [56] A. Bennouna, B. Berland, J. El Attar and O. Assobhei, "Lingulodinium polyedrum (Stein) Dodge red tide in shellfish areas along Doukkala coast (Moroccan Atlantic)," *OceanologicaActa* 25 (2002) 159–170.

- [57] B. Zourarah, M. Maanan, C. Carruesco, A. Aajjane, K. Mehdi, and M. Conceicao Freitas, "Fifty-year sedimentary record of heavy metal pollution in the lagoon of Oualidia (Moroccan Atlantic coast)," *Estuarine, Coastal and Shelf Science* 72 (2007) 359-369.
- [58] K. Beryouni, Y. Méar, A. Murat, E. Poizot and M. Chaibi, "Geographical variability of environmental parameters versus GPS precision: Toward a better sampling strategy," *Marine Pollution Bulletin* 64 (2012) 2507–2518.
- [59] M. Maanan, M. Saddik, M. Maanan, M. Chaibi, O. Assobhei and B. Zourarah, "Environmental and ecological risk assessment of heavy metals in sediments of Nador lagoon, Morocco," *Ecological Indicators* 48 (2015) 616–626.
- [60] O. Pony, U. Polverini, L. Gautret, J. Zerubia and X. Descombes, "Classification d'image satellitaire superspectrale en zone rurale et périurbaine," GRETSI, Groupe d'Etudes du Traitement du Signal et des Images, 2001.
- [61] L. Kaufman and P.J. Rousseeuw, "Clustering by means of medoids," In Dodge, Y. (Ed.) *Statistical Data Analysis based on the L1 Norm*, 1987, pp. 405-416.
- [62] L. Kaufman and P. J. Rousseeuw, "Finding Groups in Data," *An Introduction to Cluster Analysis*, John Wiley & Sons, Inc., 1990.
- [63] T. R. Ng and J. Han, "Efficient and Effective Clustering Methods for Spatial Data Mining," *Proceedings of 20th International Conference on Very Large Data Bases VLDB*, 94ed. par Bocca (J. B.), Jarke (M.) et Zaniolo (C.). pp. 144-155. Santiago de Chile, Chile, 1994.
- [64] H. S. Park and C. H. Jun, "A simple and fast algorithm for k-medoids clustering," *International Journal Expert Systems with Applications*, vol. 36, (2009) 3336-3341.
- [65] T. Kodinariya, "Review on determining number of Cluster in K-Means Clustering," *International Journal of Advance Research in Computer Science and Management Studies* Volume 1, Issue 6, November 2013 pg. 90-95 "rule of thumb, n. and adj. OED Online. December 2012. Oxford University Press. Retrieved 7 February 2013.
- [66] A. Ng; "Clustering with the K-Means Algorithm," *Machine Learning*, 2012.
- [67] H. Bozdogan, "Mixture-model cluster analysis using model selection criteria and a new informational measure of complexity," In H. Bozdogan, editor, *Proceedings of the First US/Japan Conference on the Frontiers of Statistical Modeling: An Informational Approach*, volume 2, pages 69–113, Dordrecht, the Netherlands, 1994. Kluwer Academic Publishers.
- [68] Xu. BYY harmony, "learning structural RPCL, and topological self-organizing on mixture models," *Neural Networks*, 15, (2002) 1125–1151.
- [69] P.J. Rousseeuw, "Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis," *Journal of Computational and Applied Mathematics* 20 (1987), no 0, 53 – 65.