

## **Approche hybride de classification combinant la méthode orientée objet et un système expert pour l'extraction d'une carte d'occupation de sol sur image très haute résolution spatiale de la ville de Rabat (Maroc)**

### **[ Hybrid classification approach combining object oriented method and expert system for extracting land cover map from very high spatial resolution image – case study city of Rabat – Morocco ]**

*Rida Azmi<sup>1</sup>, Abderrahim Saadane<sup>2</sup>, Ilias Kacimi<sup>1</sup>, and Mustapha Hakdaoui<sup>3</sup>*

<sup>1</sup>Département de Géologie,  
Université Mohamed V, Rabat, Maroc

<sup>2</sup>Département des Sciences de la terre,  
Ecole Nationale Supérieure des Mines de Rabat, Rabat, Maroc

<sup>3</sup>Departement de Géologie,  
Université Hassan II, Casablanca, Maroc

---

Copyright © 2015 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:** In this work, we present a hybrid classification technique combining an expert system and an object-oriented approach. The expert system allows the integration of a knowledge base built through a series of deductive rules, that will guide the classification whose primitives requires informations on the highest level and will be represented by semantic objects, not pixels. Instead of the original bands only, other derived data combining textural, spectral information and shapes, are included in the classification process. The result is then combined with an expert system whose rules use variables such as vegetation index (NDVI), shading of building objects and other indicators. In conclusion, this approach has allowed us to improve the accuracy of the feature extraction method by extracting objects like, roads, trees, grass, bare soil and shadow on a very high-resolution image of the city of Rabat.

**KEYWORDS:** Feature Extraction, Expert System, Fuzzy Classification, rules based classification, high-resolution

**RESUME:** Dans ce travail nous présentons une technique de classification hybride combinant un système expert et une approche orientée objet. Le système expert permet l'intégration d'une base des connaissances construites par une série des règles déductives, qui vont guider la classification dont les primitives nécessitent des informations de haut niveau, et qui seront représentées par des objets sémantiques et non par des pixels. Au lieu des bandes originales seules, d'autres données dérivées combinant à la fois les informations texturales, spectrales et de formes, sont intégrées dans le processus de classification. Le résultat est ensuite piloté par un système expert dont les règles utilisent des variables telles que l'indice de végétation (NDVI), l'ombrage des objets représentant le bâti et d'autres indicateurs de formes. En conclusion, cette approche nous a permis d'améliorer la précision de l'extraction du bâti, réseau routier, arbres, pelouse, sol nu et ombre sur une image de très haute résolution spatiale de la ville de Rabat.

**MOTS-CLEFS:** Classification floue, Extraction des primitives, System Expert, règles de décision.

## 1 INTRODUCTION

L'objectif des algorithmes destiné aux traitements des données spatiales, est de rendre l'accès au traitement d'image aussi simple et transparent que possible pour l'utilisateur SIG. Afin d'utiliser ces informations pour analyser un phénomène ou extraire une information, une des thématiques qui permet d'exploiter des images à haute résolution spatiale et spectrale, est la cartographie des zones urbaines (Anderson 1976). L'extraction automatique et semi-automatique du tissu urbain sur les images de très haute résolution spatiale (THR) est un axe de recherche qui attire de plus en plus les spécialistes du métier (Couloigner and Ranchin 2000), la cartographie par télédétection spatiale fait partie des outils nécessaires pour bien étudier ce phénomène, plus précisément l'extraction des objets sémantiques sur des images THR. La classification supervisée est une méthode qui remplit le plus ce besoin, et qui cherche à modéliser au plus juste et au plus précis le phénomène étudié (Kong, Xu et al. 2006). Dans notre cas, on va adopter l'approche orientée objet avec le concept d'ensembles flous durant l'affectation des objets aux classes (Jin and Paswaters 2007). Dans ce formalisme, un élément peut appartenir plus ou moins fortement à plusieurs ensembles flous, on rencontre souvent ce genre de situation dans plusieurs domaines qui nécessitent l'étude d'un phénomène, et la classification des objets caractérisant ce dernier (Shackelford and Davis 2003).

L'approche orientée objet donne des résultats satisfaisants en ce qui concerne l'extraction des objets de petite échelle, dans des zones homogènes comme les forêts, les prairies les zones inondées ... etc (Grabisch 1994). Cependant, l'extraction des objets dans les zones urbaines qui est en générale une thématique très complexe (Thomas, Hendrix et al. 2003), heurte toujours des problèmes de confusion entre les classes d'objets (Lu and Weng 2009), les similarités spectrales qu'on trouve souvent entre les objets tels que les toits et les routes influent directement sur le résultat final de l'extraction. L'amélioration de cette classification dans le but de minimiser le maximum possible cette confusion sera l'objet de cet article.

Nous avons étudié et adapté un nouveau processus de classification basé sur la combinaison entre les méthodes récentes de traitement d'image, qui se présentent dans l'utilisation du concept d'extraction des primitives et la classification floue. Ces processus seront pilotés par une base des connaissances, constituées par des règles qui reflètent par leurs enchaînements le raisonnement des experts eux-mêmes. (Sowa 1999).

**Tableau 1 : Tableau qui montre les différents niveaux d'information qu'on peut extraire selon la résolution de l'image d'entrée.**

Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4
Des terres agricoles de grande fauchée. Exemple : Images LANDSAT.	Des villes et des zones résidentielles Exemple : Images LANDSAT et ASTER	Des quartiers et des groupes de bâtiments. Exemple : Images SPOT	Des toits, des arbres Exemple : <i>Ikonos</i> , <i>Quick Bird</i> et <i>WorldView</i>

Les résolutions spatiales de 15-30 m<sup>2</sup>, des images satellites comme Landsat peuvent classer les forêts, les prairies et les développements urbains en utilisant les différentes réflectances spectrales de chaque type de couverture terrestre (les deux premiers niveaux du tableau (1). Cependant, les détails les plus fins ne peuvent pas être différenciés de manière fiable à ces résolutions. Par contre la haute résolution en multi spectrales avec les bandes traditionnelles (du visible vers le proche infrarouge (VNIR)) sont de plus en plus capable de discerner des caractéristiques à des échelles fines (niveau 3 et 4 du tableau 1). Des objets sémantiques comme la discrimination entre le gazon et les arbres dans une zone urbaine, la segmentation par types de logement, et la discrimination entre les routes pavées et non pavées (Blaschke 2010).

## 2 TRAVAUX RELIÉS

Jusqu'à présent, de nombreuses recherches ont été faites dans le domaine de la classification en utilisant le système expert (Lei, Yueming et al.) ont utilisé le système expert basé sur l'approche orientée objet, il a de nombreux avantages de la séparation des groupes multispectrale et l'analyse de l'objet pour l'occupation de sol à travers la classification, en particulier pour plus de 10 classes d'occupation du sol. (Carleer and Wolff 2006) présentaient une méthode pour extraire les caractéristiques des zones urbaines d'une image de résolution spatiale limitée en combinant l'information spectrale avec d'autres caractéristiques (primitives), et créer une méthode de sélection de caractéristiques pour montrer quelle fonctionnalité est utile pour certaines classes d'occupation du sol. D'autres chercheurs ont utilisé des données mixtes comme le Lidar et des images satellites pour améliorer la résolution spatiale et spectrale sur les zones urbaines (Syed, Dare et al. 2005). (Benz, Hofmann et al. 2004) présentaient des stratégies d'analyse orientée objet, et discutait la façon dont la combinaison avec des méthodes floues permet la mise en œuvre des connaissances approfondies, en décrivant un exemple représentatif pour un flux de travail proposé à partir d'images de télédétection à SIG. Par conséquent, dans cette recherche,

on vise à utiliser un classificateur hybride combinant le système expert et l'approche orientée objet, pour lequel des informations (primitives) sont ajoutées à la classification, et elles ont amélioré la précision.

### **3 MÉTHODOLOGIE**

#### **3.1 LA ZONE D'ETUDE ET LES DONNEES DISPONIBLES**

La ville de Rabat, la capitale politique et administrative du Maroc. Elle est située sur la côte atlantique, sa localisation géographique est 33 ° 1', 31" nord, et 6 ° 53' 10" ouest. Rabat possède une population d'environ 1,6 million selon le recensement officiel de 2004. La capitale contient différents types de quartiers, dont trois principaux types peuvent être distingués: les vieux quartiers comme celui de l'ancienne Médina, caractérisés par une forte densité de maisons et les ruelles de petite largeur, les quartiers résidentiels avec des bâtiments et des petites maisons individuelles, et les nouveaux quartiers résidentiels disposés qui sont divisés sur un cadre régulier et constitué de villas, de grands bâtiments, et les rues de grande largeur (Abdelhak 2004)

Les données utilisées dans cette étude sont composées principalement d'une image satellitaire WorldView 2 prise en 2009. Avec son capteur caractérisé par une résolution de 2 m en multi spectrale, fusionnées avec une image panchromatique de 0.5 m. WorldView-2 est le premier satellite commercial à haute résolution qui fournit huit bandes spectrales dans une portée de longueurs d'onde entre le visible vers le proche infrarouge (bande rouge, rouge latéral, vert, bleu, proche infrarouge 1, proche infrarouge 2, bleue côtière, jaune). (Globe 2010) Chaque capteur est étroitement centré sur une gamme particulière du spectre électromagnétique qui est sensible à une caractéristique particulière sur le terrain, ou une propriété de l'atmosphère. Ils sont conçus pour améliorer la segmentation et la classification.

#### **3.2 PRÉTRAITEMENT DES DONNÉES**

L'étape du prétraitement des données qui se présente dans le calibrage de l'image d'entrée, et consiste à faire un étalonnage tentative pour compenser les erreurs radiométriques des défauts de capteur. Le passage du (Digital Numbre (DN)) vers la réflectance, ce passage est une réflectance exoatmosphérique appelée TOA (Top Of Atmosphere réflectance). Il ne s'agit pas de la véritable réflectance au sol (TOC - top of canopy) pour laquelle les perturbations sont en partie corrigées (Qu, Gao et al. 2007). Mais une correction atmosphérique permettant de normaliser la donnée et d'éliminer certaines pertes d'énergie causée par des perturbations atmosphériques. Le calibrage se fait selon l'équation ci-dessous.

$$\rho\sigma = \frac{\pi L\sigma d^2}{ESUN\rho\sin\theta}$$

Avec :

$L\sigma$  = La radiance en unité de W/ (m<sup>2</sup>\*sr\*Um)

$D$  = distances en m entre le soleil et la terre en unité astronomique

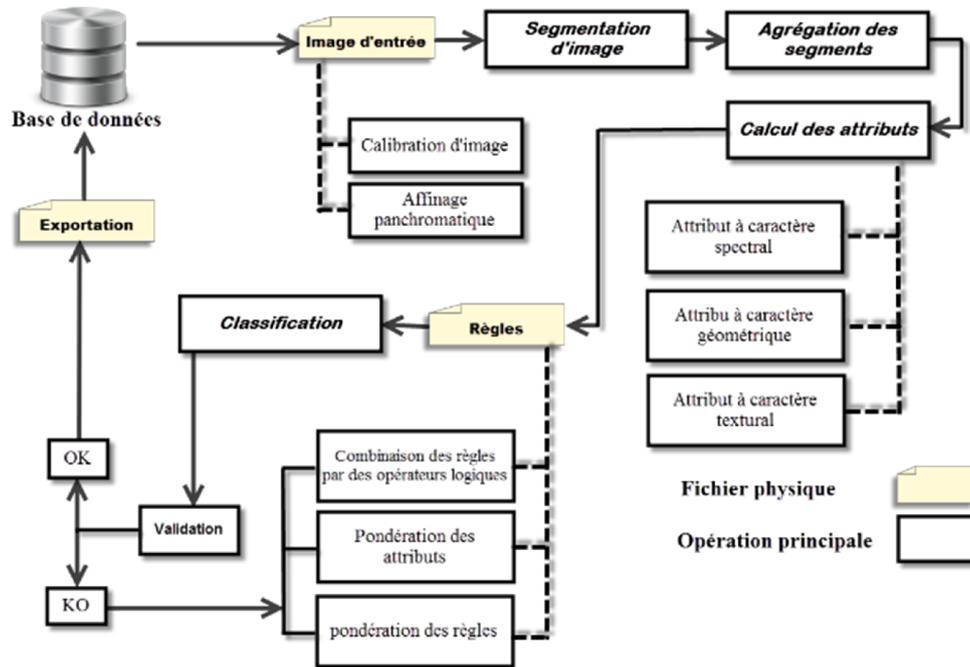
$ESUN\sigma$  = la radiance solaire en unité de W/ (m<sup>2</sup>\*Um)

$\theta$  = l'élévation du soleil en degré

L'amélioration de la résolution spatiale est très importante dans ce genre de thématique. L'IHS modifié (intensité, teinte et saturation modifiée) permet de combiner la donnée panchromatique de haute résolution spatiale avec des données multi spectrales de résolution inférieure, le résultat est une sortie qui représente à la fois la représentation des couleurs de la scène multi spectrales originales avec d'excellents détails. IHS modifié fournit une implémentation de la méthode IHS – Intensity Hue Saturation pour l'affinage panchromatique, proposée par Yusuf Siddiqui (Siddiqui .2003).

#### **3.3 LA TECHNIQUE DE CLASSIFICATION PROPOSÉE**

La segmentation et l'agrégation des segments sont les deux premières étapes du traitement, l'algorithme de la détection des bords est choisi (Senthilkumaran and Rajesh 2009), cette méthode nous permet de choisir un niveau de segmentation interactif afin de contourner les éléments d'intérêt, puis faire une correction de la sursegmentation pour appliquer une agrégation des segments adjacents en fonction de leurs similarités spatiales et spectrales (Mueller, Segl et al. 2004).



**Fig 1 : Chaîne de traitement qui résume le processus intégral de notre classification guidée par des règles à partir d'une image satellitaire de très haute résolution spatiale.**

Cette sursegmentation sert à affiner les polygones qui seront les futurs objets (segments) de notre classification (Robinson 2002). L'ajout des règles de décision permettant au classificateur de s'orienter durant le processus (Tullis and Jensen 2003). Ces règles sont basées sur un groupe d'attributs extraits de l'image d'entrée, l'exploitation de ces informations (attributs) à caractère spectrales, géométriques et texturales est la deuxième étape du traitement qui va être exécutée par le calcul de ces attributs pour chaque segment de l'image. Ces derniers vont constituer notre base des connaissances et nous permettrons de construire nos règles de décision pour orienter le classifieur et aider à la bonne affectation des segments aux classes. Les attributs qui vont guider cette classification sont de trois types :

- Les attributs spatiaux ou géométriques sont calculés à partir d'un polygone définissant la limite du groupe de pixels (constituant notre objet).
- Les attributs spectraux qui vont guider cette classification se basent sur la signature spectrale du groupe de pixel constituant le segment.
- Les attributs texturaux sont basés quant à eux sur la texture de chaque segment.

La similarité des objets au niveau de l'information spectrale, géométrique et texturale représente la plus grande difficulté dans cette classification, et peut varier d'une zone à autre suivant différents facteurs. La diversité géométrique de toitures dans notre zone d'étude est un facteur déterminant de la qualité et de la précision du résultat final. Cette hétérogénéité des bâtiments se présente dans les différences de superficie, dont on trouve des résidences de haute altitude près des zones villas ou des bâtiments administratifs. Ceci entraîne une variété architecturale du bâti. Il n'y a pas une homogénéité de surface dans toute la zone d'étude, ceci influence directement sur la reconnaissance de ces dernières, la diversité des matériaux de construction, augmente l'hétérogénéité de l'image au niveau des couleurs. La confusion entre le réseau routier et les toits des bâtiments à cause du rapprochement de leurs signatures spectrales, leurs textures et de leurs couleurs sont parmi les facteurs qui influent sur l'imprécision de la carte thématique attendue de cette classification.



**Fig 2 : Un fragment de l'image d'entrée de la zone d'étude en fausses couleurs qui montre la diversité des couleurs au niveau des toits ainsi que la différence au niveau de la superficie.**

L'ombre peut aussi chevaucher le bâti. Les tests répétitifs qu'on a effectués ont montré que l'ombre empêche le bon fonctionnement du processus en rendant la classification imprécise au niveau de la classe bâti (Ok 2013), lorsqu'on ignore son existence durant le traitement. Cependant on a décidé de le considérer comme une classe séparée et on a pu extraire ses caractéristiques. La construction de notre base des connaissances commence par l'interprétation visuelle de l'image et le calcul des indices de bas niveau pour chaque segment. Ces indices constituant en général les attributs de cette classification, et qui vont être utilisés séparément pour déduire les attributs idéals afin de construire les règles finales. Pour la couverture végétale, les arbres sont des objets géométriquement compactés, et ont une texture assez uniforme par rapport aux parcelles du gazon. Les arbres produisent l'ombre, en raison de leur hauteur et peuvent projeter l'ombre sur le sol. Cette information pourrait servir pour éliminer certaines confusions entre les arbres et le gazon. Les bâtiments présentent des reliefs variés et peuvent projeter de l'ombre sur le sol en face de la direction du soleil. La quantité d'ombre dépend des positions du capteur et du soleil. Pour l'image WorldView 2 de Rabat, la position du soleil est définie par un azimut de 75.500000° et une élévation de 133.900000°. Le tableau 2 résume les différentes informations qui vont nous servir pour éliminer une majeure partie des confusions durant la classification ainsi que la validation.

**Tableau 2 : résumé de quelques informations pour faire la distinction entre les objets de deux classes.**

Discrimination entre les classes	Arbres	Parcelles du gazon
	- Produisent l'ombre - Ont une forme circulaire - une texture fine	- Ne produit pas l'ombre - Des parcelles continues du gazon - texture grossière
	Bâtiments	Routes
	- Une géométrie compacte - Produisent l'ombre	- Les routes sont assez longues - Ne produisent pas l'ombre

Parmi les attributs spectraux calculés est la différence normalisée. Il permet de sélectionner deux bandes pour le calcul d'un ratio de bande normalisée comme suit :

$$\frac{B2 - B1}{B2 + B1 + \epsilon}$$

Où  $\epsilon$  est un très petit nombre pour éviter une division par zéro. Dans notre cas, B2 sera la bande proche infrarouge et B1 sera la bande rouge. La différence normalisée dans ce cas sera une mesure de l'indice de végétation normalisée (le NDVI). Le choix du NDVI est dû au fait qu'avec cet indice les toitures montrent une faible valeur au niveau de gris. Ceci permet de discriminer facilement les segments que représentent les toits, l'indice déterminé servira d'un bon départ pour construire un des attributs de la première règle qui décrit la classe toit. Le déroulement typique des règles de construction est de commencer avec un attribut, tester sa confiance pour extraire des caractéristiques d'intérêt (Bouziani, Goita et al. 2010), puis utilisez plusieurs conditions à l'aide de ces attributs pour filtrer toutes les autres caractéristiques indésirables de la scène. Lorsqu'on combine plusieurs attributs pour une règle donnée, toutes les conditions doivent s'appliquer pour que la règle soit satisfaite. Pour élucider le raisonnement suivi dans l'évaluation et le test de la certitude des règles choisies, on va prendre

l'attribut aire comme exemple, ce dernier fait partie des attributs pris en considération dans la construction de nos règles. Les toits dans notre zone d'étude ont une superficie inférieure ou égale à 500 pixels, l'attribut qui permet de valider cette règle est celui réservé au calcul des aires ou des superficies des segments. La figure 3 illustre le raisonnement suivi pour tester la confiance de cet attribut. Cette confiance est calculée par la précision d'une valeur de seuil qui correspond à une caractéristique d'un objet dans l'image. Chaque attribut possède un histogramme de distribution de ses valeurs (figure 7). La précision de cette valeur de seuil est calculée en créant d'abord une fonction de distribution cumulative (FDC) à partir de l'histogramme des valeurs d'attribut. Les nouvelles valeurs d'attribut minimales et maximales représentent la courbe de classification cumulée. Selon l'endroit où les valeurs d'attribut tombent sur la courbe de la classification, les pixels ne sont pas pris en considération pour un score de 0, et sont inclus pour un score de 1, ou attribuer une note entre 0 et 1.

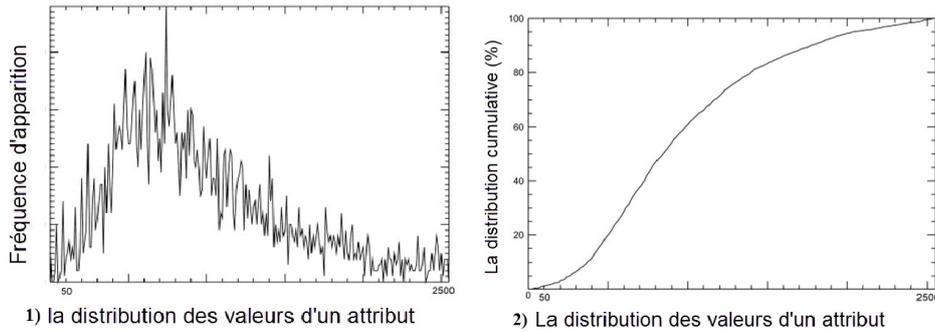


Fig 3 : (1) courbes de distribution des valeurs de l'attribut aire et (2) la distribution cumulative des valeurs de l'attribut.

Dans la figure 4, on a limité l'attribut de la zone d'étude à des valeurs inférieure ou égale à 500, ceci signifie qu'on a spécifié une zone de superficie qui ne dépasse pas 500 pixels. À partir de la courbe cumulée, il apparait que 60% des pixels de l'image de segmentation ont une valeur inférieure ou égale à 500. En appliquant une tolérance de 30% dans la courbe cumulative comme suit :

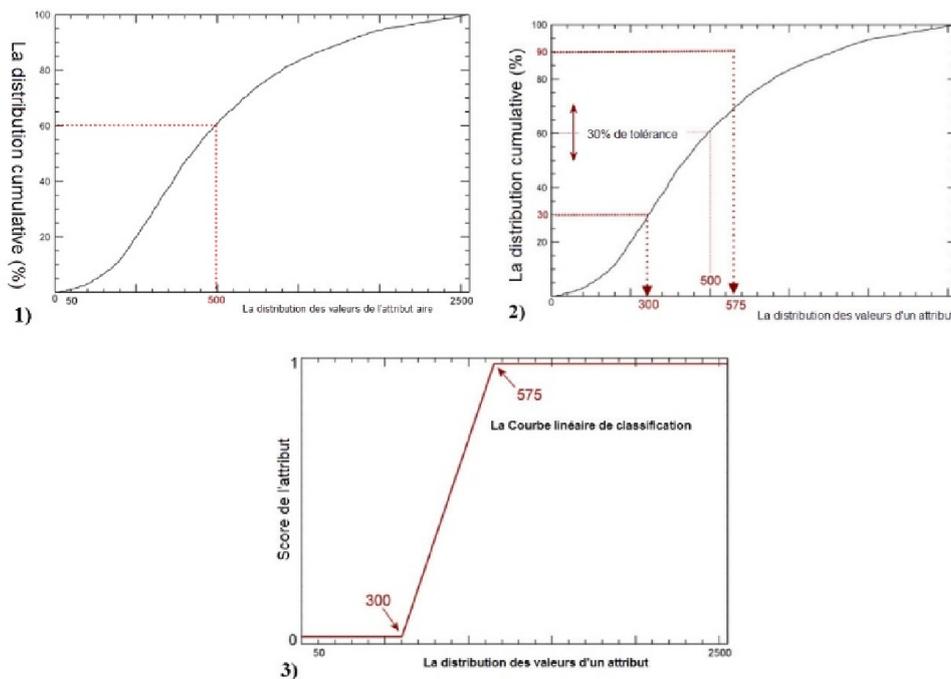
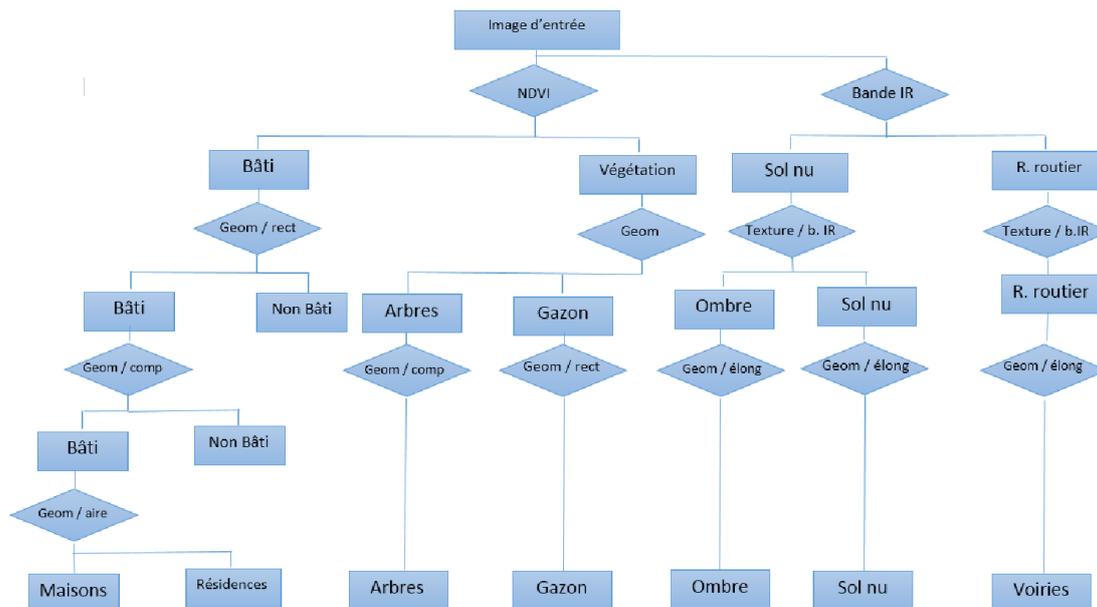


Figure 4 :(1) Seuillage de l'attribut, (2) l'application de la tolérance dans la courbe des valeurs cumulée, (3) la courbe linéaire.

L'intervalle (300 à 575) est appliqué à une courbe linéaire de classification, l'interprétation de cette courbe montre que les valeurs inférieures à 300 sont affectées à un score de 0. Les valeurs supérieures ou égales à 575 sont affectées à un score de 1 et les valeurs entre 300 et 575 sont affectées à un score d'attribut entre 0 et 1, selon l'endroit où la valeur se situe dans la courbe de classification linéaire. Ce raisonnement permet de définir une valeur de seuil satisfaisante à l'attribut en question et qui remplit le plus la condition de son application. La figure 5 montre l'enchaînement des règles construites après la définition de leurs attributs et de ses valeurs de confiance.

Le calcul des mesures de l'attribut géométrie sont une version lissée de la géométrie, la géométrie n'est pas originale. Exécuter des calculs sur une géométrie lissée assure que les mesures de forme sont moins sensibles à la rotation de l'objet ((Douglas and Peuker, 1973).

Les règles définissant notre base des connaissances sont enchaînées sous forme d'un arbre de décision.



**Fig 5 : L'arbre de décision représentant la construire nos règles de classification**

Les résultats de la qualité d'un système fondé sur des règles dépendent de la pondération de la règle, car ils n'ont pas la même importance. La certitude de chaque règle peut changer selon le contexte de son application. C'est ainsi qu'on doit définir un poids pour chaque règle en fonction de notre expérience et nos connaissances de l'environnement (Ishibuchi and Yamamoto 2005). Il est difficile d'automatiser le processus de pondération des règles, ou de trouver une technique semi-automatique capable d'exécuter une série des calculs pour la pondération. Tout cela est dû à la complexité des conditions incluses dans chaque règle et de l'hétérogénéité de notre système à base des règles. On sait que plusieurs règles peuvent être appliquées pour un segment (qui appartient à une classe), plus les règles sont satisfaites pour un segment, plus il est probable que le résultat est précis. Ceci fournit la possibilité pour augmenter ou diminuer l'incertitude de la classification tandis que la combinaison des connaissances contenues dans les règles. La méthode adoptée dans ce cas, est de commencer dans un premier temps par l'exécution de chaque règle séparément, et les résultats sont comparés à une donnée de validation (donnée de référence). Cette donnée de référence a été obtenue en utilisant une petite image de sous-ensemble de 200 m × 200 m.

L'étape suivante consiste de combiner deux règles dans chaque exécution et refaire ceci jusqu' on arrive à terminer toutes les combinaisons possibles. En d'autre terme, avoir une idée sur la certitude (faible ou forte) de chaque règle dans chaque classe. Nous combinons plusieurs règles en adoptant la formule suivante :

$$FC(C) = f(DC1, DC2)$$

Si deux règles différentes R1 et R2 donnent la même conclusion C, avec DC1 et DC2, alors le degré de la confiance de la déduction respectivement du R1 et R2 est un facteur de certitude élevé de la conclusion C. Cette stratégie permet efficacement la combinaison des règles de sorte que si plusieurs règles conduisent à la même conclusion, la certitude est

élevée. Par contre, si certaines règles conduisent à des conclusions opposées, sa certitude est faible, les résultats sont présentés dans la figure 5. A ce stade avancé de processus, nous pouvons avoir une idée sur les règles qui auront de fortes et faibles certitudes. L'étape qui suit permet de définir une pondération fixe pour chaque règle, en faisant un test répétitif des valeurs de pondération. Ces tests se basent principalement sur notre expertise dans le domaine et la bonne connaissance de l'environnement, de sorte que les tests seront des tentatives qui se répètent jusqu'à ce qu'on arrive à des résultats qui répondent à la satisfaction de chaque classe. Le tableau 4 montre les pondérations utilisées durant la classification.

**Tableau 4 : les poids utilisés dans le processus de classification**

Règle	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8
Poids	0.6	0.7	0.9	0.9	0.9	0.4	0.8	0.9

On a des certitudes élevées pour la règle 3, 4 et 5 vu qu'il y a une seule conclusion(C), qui représente respectivement les classes gazon, arbres et sol nus. En contrepartie ,on a des certitudes variées des règles 1, 2, 6, 7 et 8 étant donné qu'on a combiné R6 et R7 pour avoir une conclusion (C) qui représente la classe toit, et les règles R1et R2 pour avoir une conclusion (C) qui représente la classe route et parking.

#### 4 RÉSULTATS ET DISCUSSIONS

Landis et Koch, ont proposé un classement de l'accord en fonction de la valeur de Kappa présentée dans le tableau 6 (Landis and Koch 1977).

**Tableau 5 : tableau de description de l'indice de KAPPA proposé par Landis et Kosh.**

Accord	Kappa
Excellent	$\geq 0,81$
Bon	0,80 - 0,61
Modéré	0,60 - 0,41
Médiocre	0,40 - 0,21
Mauvais	0,20 - 0,0
Très mauvais	$< 0,0$

À partir de la matrice de confusion (tableau 7), on peut déduire les conclusions suivantes : L'exactitude globale est de 80.27% avec un indice statistique de KAPPA de 75.40%, ce qui indique une bonne classification des objets selon le tableau ci-dessous, la classe sol nu présent un indice de 1, donc une concordance parfaite. Ceci est explicable dans ce cas puisqu'on n'a pas beaucoup de segments qui représentent la classe sol nu dans l'image d'entrée, et les segments représentatifs de cette classe ont une large superficie et les attributs utilisés satisfont parfaitement cette classe. Dans d'autres cas on n'aura pas cette concordance, la classe toit est considérée comme la plus difficile à extraire suivant cette classification. Elle possède un indice de KAPPA élevé qui est proche de 1 ce qui indique un niveau de concordance plus élevé avec 123 points bien classés par rapport à 156 points de référence, un nombre total de points bien positionnés (134 points), qui indique un excellent accord selon le tableau 6. On remarque que la plus grande confusion se situe entre la classe arbre et gazon, ceci est dû au nombre d'attributs utilisé durant la construction des règles spécifiques pour ces deux classes. Avec l'attribut texture qui définit bien la classe gazon (voir l'arbre de décision). Si on prend plus de valeurs dans la courbe de distribution des valeurs d'attribut on risque de perdre l'information sur la classe toit, ainsi on a limité les valeurs de l'attribut texture ce qui a provoqué une confusion légère avec la classe arbres.

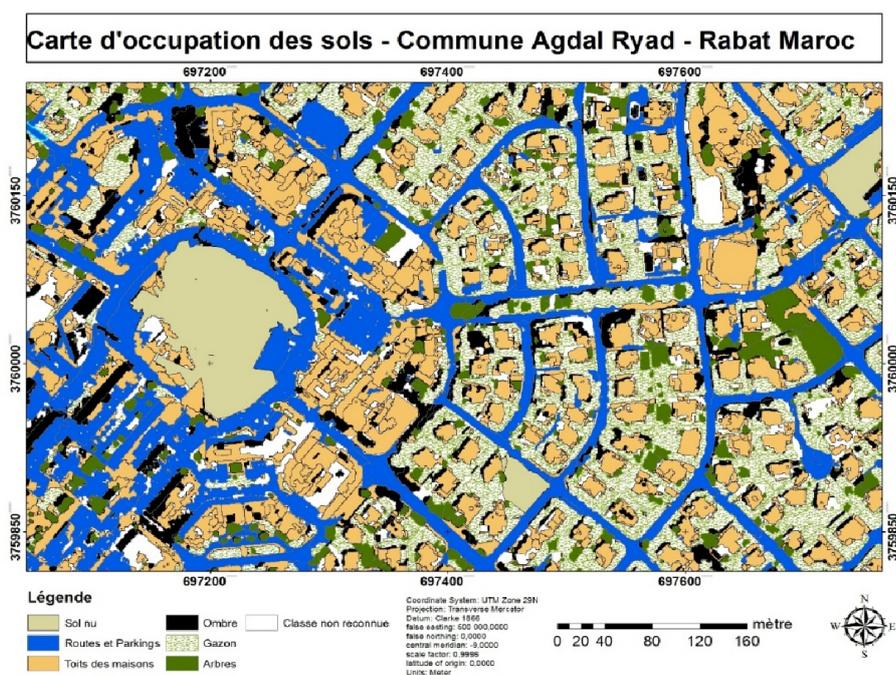
#### 5 CONCLUSION

La classification fondée sur des règles est une technique avancée de la classification orientée objet, permettant de bien affecter les objets aux classes avec un degré de certitude élevé par rapport à l'approche objet classique. L'utilisation de cette technique hybride dans le domaine de la cartographie urbaine qui est caractérisée par une complexité au niveau de discrimination des objets, a donné des résultats satisfaisants. Ce genre des cartes peuvent être complétées par des données cartographiques recueillies sur terrain pour arriver à une estimation presque parfaite de l'information spatiale dans une zone urbaine.

Tableau 7 : Matrice de confusion

	Réseau routier	Gazon	Arbres	Sol nu	Toits	Ombre	Non classé	KAPPA	Références	Totaux objets classés	Nombre correct	Certitude pour le producteur	Certitude pour l'utilisateur
Réseau routier	95	9	2	10	12	1	4	61.90%	100	137	95	95.00%	69.34%
Gazon	0	90	9	0	1	0	1	86.06%	112	101	90	80.36%	89.11%
Arbres	0	10	38	0	2	0	0	73.29%	52	50	38	73.08%	76.00%
Sol nu	0	0	0	1	0	0	0	100%	19	1	1	5.26%	100%
Toits	1	3	0	3	123	0	1	88.19%	156	134	123	78.85%	91.79%
Ombre	0	0	2	1	5	27	0	73.44%	30	36	27	90.00%	75.00%
Non classé	37	0	0	0	13	2	37	--	43	53	37	--	--
Total	100	112	52	19	156	30	43	75.40%	512	512	411	--	--
Certitude globale	82.27%												

Fig 6 : Extrait de la carte résultat



## REFERENCES

- [1] Abdelhak, C. M. C. K. (2004). "THE EVOLUTION OF URBAN STRUCTURE AND PRIMACY IN MOROCCO."
- [2] Anderson, J. R. (1976). A Land Use and Land Cover Classification System for Use with Remote Sensor Data, U.S. Government Printing Office.
- [3] Benz, U. C., P. Hofmann, G. Willhauck, I. Lingenfelder and M. Heynen (2004). "Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information." ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing **58**(3-4): 239-258.
- [4] Blaschke, T. (2010). "Object based image analysis for remote sensing." ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing **65**(1): 2-16.

- [5] Bouziani, M., K. Goita and H. Dong-Chen (2010). "Rule-Based Classification of a Very High Resolution Image in an Urban Environment Using Multispectral Segmentation Guided by Cartographic Data." *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on* **48**(8): 3198-3211.
- [6] Carleer, A. P. and E. Wolff (2006). "Urban land cover multi-level region-based classification of VHR data by selecting relevant features." *International Journal of Remote Sensing* **27**(6): 1035-1051.
- [7] Couloigner, I. and T. Ranchin (2000). "Mapping of urban areas: A multiresolution modeling approach for semi-automatic extraction of streets." *Photogrammetric engineering and remote sensing* **66**(7): 867-874.
- [8] Globe, D. (2010). "THE BENEFITS OF THE EIGHT SPECTRAL BANDS OF WORLDVIEW-2." **WP-8SPEC Rev 01/13**.
- [9] Ishibuchi, H. and T. Yamamoto (2005). "Rule Weight Specification in Fuzzy Rule-Based Classification Systems." *Fuzzy Systems, IEEE Transactions on* **13**(4): 428-435.
- [10] Landis, J. R. and G. G. Koch (1977). "The measurement of observer agreement for categorical data." *biometrics* **33**(1): 159-174.
- [11] Lei, Z., Z. Yueming and W. Bingfang "EXPERT SYSTEM BASED ON OBJECT-ORIENTED APPROACH FOR LAND COVER MAPPING."
- [12] Mueller, M., K. Segl and H. Kaufmann (2004). "Edge- and region-based segmentation technique for the extraction of large, man-made objects in high-resolution satellite imagery." *Pattern Recognition* **37**(8): 1619-1628.
- [13] Ok, A. O. (2013). "Automated detection of buildings from single VHR multispectral images using shadow information and graph cuts." *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* **86**(0): 21-40.
- [14] Qu, J. J., W. Gao, M. Kafatos, R. E. Murphy and V. V. Salomonson (2007). *Earth Science Satellite Remote Sensing: Vol.1: Science and Instruments*, Springer.
- [15] Senthilkumaran, N. and R. Rajesh (2009). "Edge detection techniques for image segmentation—a survey of soft computing approaches." *International Journal of Recent Trends in Engineering* **1**(2).
- [16] Shackelford, A. K. and C. H. Davis (2003). "A combined fuzzy pixel-based and object-based approach for classification of high-resolution multispectral data over urban areas." *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on* **41**(10): 2354-2363.
- [17] Siddiqui, Y. "THE DIFFERENTIAL SUPERPOSITION METHOD FOR COMBINING IMAGERY OF DIFFERING SOURCES AND RESOLUTIONS."
- [18] Sowa, J. (1999). *Knowledge Representation: Logical, Philosophical, and Computational Foundations*, Course Technology.
- [19] Syed, S., P. Dare and S. Jones (2005). Automatic classification of land cover features with high resolution imagery and lidar data: an object-oriented approach. Proceedings of SSC2005 spatial intelligence, innovation and praxis: the national biennial Conference of the Spatial Sciences Institute, Melbourne: Spatial Science Institute Melbourne.
- [20] Thomas, N., C. Hendrix and R. G. Congalton (2003). "A comparison of urban mapping methods using high-resolution digital imagery." *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* **69**(9): 963-972.
- [21] Tullis, J. A. and J. R. Jensen (2003). "Expert System House Detection in High Spatial Resolution Imagery Using Size, Shape, and Context." *Geocarto International* **18**(1): 5-15.