

# Extraction de Motifs de Zellige Arabo-Moresque par une nouvelle Méthode de Segmentation Non-Supervisée d'Images Couleurs

A. LACHKAR<sup>1</sup> R. BENSLIMANE<sup>1</sup> M. DAOUDI<sup>2</sup>

<sup>1</sup>L.T.T.I., E.S.T.F. Université Sidi Med Ben Abdellah, Route d'Imouzzer BP. 2427, Fès, Maroc

<sup>2</sup>MIIRE INT/LIFL ENIC TELECOM 1,

Rue G. Marconi Cité Scientifique Villeneuve d'Ascq, France

E-mail: Lachkar\_m@hotmail.com, daoudi@enic.fr

## Résumé

L'objectif de ce travail est de réaliser une méthode d'indexation et de recherche des motifs de décors arabo-mauresques. A cet effet, nous proposons de faire appel à la méthode d'indexation basée sur les régions (Regions-Based Images Indexing). Cette méthode est basée sur une phase de segmentation des régions, suivie d'une phase de calcul des indices de chacune des régions extraites dans la phase de segmentation.

Ce travail est focalisé principalement sur la phase de segmentation des images couleurs des décors de Zellig. La méthode proposée est non supervisée, elle est basée sur un modèle de mélanges de gaussiennes GMM. Les paramètres du modèle sont estimés par l'algorithme EM, et le nombre optimal de groupements est détecté automatiquement en utilisant un indice de validité des groupements.

Les performances de la méthode de segmentation proposée sont montrées par les résultats obtenus sur des images de décor de zellig.

## Mots Clefs

Segmentation Non Supervisée d'Images Couleurs. Extraction des Motifs de Zellig Arabo-Moresque. Indice de Validité des Groupements.

## 1. Introduction

Le présent travail consiste à présenter une méthode d'indexation et de recherche par le contenu d'images de décors de Zellig. Le Zellig constitue généralement le revêtement mural des mosquées, medersas, palais, et édifices de grande valeur architecturale. Cependant, on constate des dégradations importantes subies par les décors de Zellig de certains monuments anciens. Pour remédier à ce problème, des opérations de restauration ont été réalisées sur des monuments de la ville de Fès. Ces opérations ont d'abord nécessité le relevé manuel des décors délabrés, puis leur comparaison à tout le répertoire des décors connus et disponibles. Cette opération, de relevé manuel et de comparaison, nécessite beaucoup de temps et d'attention. L'objectif principal de ce travail est d'automatiser cette opération en proposant un système de recherche automatique qui permet de retrouver dans une base de décors, les images qui sont similaires à un décor donné.

Cette comparaison automatique utilise le squelette comme information caractérisant le décor. En fait, celui-ci n'est autre qu'une alternance d'un ensemble de pièces connectées

(Saft et Saut de Salomon) (Figure-1) qui génèrent des formes polygonales bien déterminées.

Pour atteindre l'objectif ciblé, nous avons choisi d'utiliser une méthode d'indexation basée sur les régions (Regions-Based Images Indexing) [1][2][3][4]. Cette méthode repose sur une phase de segmentation, suivie d'une phase de calcul des indices de chacune des régions extraites.

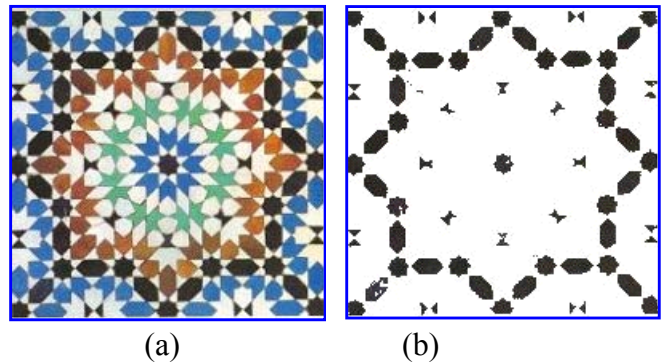


Figure-1 a/ Exemple d'image de décors de Zellig  
b/ Squelette du décor

Lorsque le problème de segmentation d'images couleurs est approché par un processus de classification, plusieurs méthodes existent. Parmi les techniques de classification, nous avons utilisé dans ce travail le modèle de mélange des gaussiennes. L'approche de maximum vraisemblance (ML) est toujours utilisée [5] pour ajuster le modèle de mélange de gaussiennes 'GMM' le plus convenable aux données qu'on désire modéliser [6][7][8]. Cette méthode de classification considère que le nombre de groupements dans l'espace d'attributs correspond exactement au nombre de régions dans le plan de l'image. Pour déterminer automatiquement le nombre optimal de groupements, et par suite le nombre optimal de régions dans le plan image, nous avons utilisé l'indice de validité des groupements proposé par Do-Jong Kim [9].

La section 2 est consacrée à la présentation générale de la méthode de segmentation proposée. Les résultats de l'application de la méthode proposée sur des images de décors de Zellig Arabo-Moresque sont présentés dans la section- 3.

## 2. Méthode de Segmentation basée sur GMM-EM et sur l'indice de validité des groupements

## 2.1. Modèle de mélange de gaussiennes (GMM)

Soit  $N$  le nombre de pixels d'une image, et  $x_j$  dénote l'observation du  $j^{\text{ième}}$  pixel couleur. Tous les échantillons (pixels) de l'image forment un ensemble de données  $D = \{x_j\}_{j=1}^N$ . Supposons que  $x_j$  est généré par un mélange de

distributions des gaussiennes, et que le nombre de composantes gaussiennes  $K$  est connu.

Supposons qu'on a  $K$  composantes dans le modèle de mélange des gaussiennes. La forme de la densité de probabilité de ce mélange est donnée par:

$$f(x|\Theta) = \sum_{i=1}^K \alpha_i f_i(x|\theta_i) \quad (1)$$

où  $x$  est un vecteur caractéristique,  $\alpha_i$  est le poids de mélange tel que  $\sum_{i=1}^K \alpha_i = 1$ ,  $\Theta$  représente les paramètres

$(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_K, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_K)$ , et  $f_i$  est la densité de la gaussienne multi-variables paramétrée par  $\theta_i$  c'est à dire  $(\mu_i$  et  $\Sigma_i)$ :

$$f_i(x|\theta_i) = \frac{1}{(2\pi)^{2d} \det \Sigma_i^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x-\mu_i)^T \Sigma_i^{-1}(x-\mu_i)\right\} \quad (2)$$

Les paramètres du mélange sont estimés en utilisant l'algorithme EM qui maximise le critère de log-vraisemblance [8]. Comme tous les algorithmes itératifs, l'algorithme EM nécessite l'initialisation des paramètres du modèle de mélange des gaussiennes. Les matrices de covariances sont initialisées par des matrices identités, et les  $K$  vecteurs moyennes sont initialisées par les centres de différentes gaussiennes du mélange estimés par l'algorithme de  $K$ -moyennes.

## 2.2. Algorithme d'Expectation-Maximisation

Les équations de mise à jour de l'algorithme EM sont données sous la forme suivante:

L'étape -E : calcul de :

$$p(i/x_j, \Theta) = \frac{\alpha_i f_i(x_j/\theta_i)}{\sum_{k=1}^K \alpha_k f_k(x_j/\theta_k)}, \text{ pour } i=1,2,\dots,K \quad (3)$$

L'étape -M : mise à jour des paramètres du GMM

$$\alpha_i^{new} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N p(i/x_j, \Theta^{old}). \quad (4)$$

$$\mu_i^{new} = \frac{\sum_{j=1}^N x_j p(i/x_j, \Theta^{old})}{\sum_{j=1}^N p(i/x_j, \Theta^{old})}. \quad (5)$$

$$\Sigma_i^{new} = \frac{\sum_{j=1}^N p(i/x_j, \Theta^{old}) (x_j - \mu_i^{new})(x_j - \mu_i^{new})^T}{\sum_{j=1}^N p(i/x_j, \Theta^{old})}. \quad (6)$$

où  $p(i/x_j, \Theta)$  représente la probabilité pour que le pixel  $x_j$  est généré par la gaussienne numéro  $i$ .

Ces équations de mise à jour sont répétées jusqu'à ce que le log-vraisemblance donné par l'équation-7 augmente avec une valeur inférieure de 1% d'une itération à la suivante.

$$\log \Gamma(\Theta, X) = \log \prod_{k=1}^N f(x_k/\Theta) \quad (7)$$

On en déduit les paramètres du modèle  $\Theta^{EM} = (\alpha_1^{EM}, \alpha_2^{EM}, \dots, \alpha_K^{EM}, \mu_1^{EM}, \mu_2^{EM}, \dots, \mu_K^{EM}, \Sigma_1^{EM}, \Sigma_2^{EM}, \dots, \Sigma_K^{EM})$ .

## 2.3. Classification probabiliste bayésienne de pixels

En utilisant les paramètres  $\Theta^{EM}$  fournis par l'algorithme de EM pour un mélange ayant le nombre de gaussiennes égal à  $K$ , on peut donc calculer la probabilité conditionnelle pour que le pixel  $x_j$  appartienne à la gaussienne qui correspond au groupement numéro  $i$  donnant les paramètres  $\Theta^{EM}$  ainsi estimés. Cette probabilité est donnée par l'équation suivante:

$$p(i/x_j, \Theta^{EM}) = \frac{\alpha_i^{EM} f_i(x_j/\theta_i^{EM})}{\sum_{k=1}^K \alpha_k^{EM} f_k(x_j/\theta_k^{EM})}. \quad (8)$$

Pour chaque pixel  $x_j$ , il existe  $K$  probabilités conditionnelles:

$p(i=1/x_j, \Theta^{EM}), p(i=2/x_j, \Theta^{EM}), \dots, p(i=K/x_j, \Theta^{EM})$ . Le pixel  $x_j$  est assigné à la gaussienne correspondante au cluster  $i^*$ , si  $p(i=i^*/x_j, \Theta^{EM})$  est la probabilité maximale pour  $i=1,2,\dots,K$ .

D'une manière plus simple, le  $j^{\text{ième}}$  pixel est assigné à la classe  $L_i$  s'il satisfait la condition suivante :

$$L_i = \max_{i=1,2,\dots,K} \frac{\exp\left\{-\frac{1}{2}(x_j - \mu_i^{EM})^T (\Sigma_i^{EM})^{-1} (x_j - \mu_i^{EM})\right\}}{\det(\Sigma_i^{EM})^{1/2}} \quad (9)$$

## 2.4 Indice de validité des groupements.

La méthode de segmentation par GMM-EM présentée ci-dessus, produit toujours des résultats très satisfaisants si le nombre de régions est correctement choisi. Sinon, le processus de segmentation produit des régions de sous-segmentation ou de sur-segmentation. En conséquence, la détermination automatique du nombre optimal de groupements  $K^*$  est de grande importance.

A cet effet, nous utilisons l'indice de validité des groupements récemment proposé par Do-Jong Kim [9]. Comparé à autres études qui utilisent d'autres indices [11], [12], [13], cet indice prend en considération les caractéristiques autour du nombre optimal des groupements durant le processus de partitionnement.

Durant le processus de partitionnement, les structures des groupements peuvent avoir un des trois états suivants: état de sous-partitionnement ( $K < K^*$ ), état de partitionnement optimal ( $K = K^*$ ), ou état de sur-partitionnement ( $K > K^*$ ). Il est possible de trouver le nombre optimal de groupements en utilisant les deux mesures : distance moyenne intra-classe (mean intra-cluster distance: MICD) et distance

minimale inter-classes (inter-cluster minimum distance: ICMD). Ces distances sont définies respectivement par :

$$MICD = \frac{1}{n_i} \sum_{x \in \mathcal{X}_i} \|v_i - x\|. \quad (10)$$

où  $\mathcal{X}_i$  et  $n_i$  représentent respectivement l'ensemble et le nombre des données du  $i^{\text{ème}}$  groupement.

$$ICMD_{\min} = \text{Min}_{i \neq j} \|v_i - v_j\|. \quad (11)$$

Après normalisation des mesures de sous-partitionnement  $v_{\text{under}}(K, V, X)$  et de sur-partitionnement  $v_{\text{over}}(K, V)$  définies respectivement par :

$$v_{\text{under}}(K, V, X) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K MICD_i, \text{ pour } 2 \leq K \leq K_{\max} \quad (12)$$

$$v_{\text{over}}(K, V) = \frac{K}{ICMD_{\min}}, \text{ pour } 2 \leq K \leq K_{\max}. \quad (13)$$

On définit alors le nouveau indice de validité,  $v_{sv}$  donné par :

$$v_{sv}(K, V, X) = v_{\text{under}}(K, V, X) + v_{\text{over}}(K, V). \quad (20)$$

Le nombre optimal de groupements est obtenu pour la plus petite valeur de  $v_{sv}(K, V, X)$  pour  $K$  variant de 2 à  $K_{\max}$ .

### 3. Résultats

Dans le but d'évaluer la méthode de segmentation non supervisée d'images couleurs proposée dans ce travail, cette méthode a été appliquée avec succès à des images de différentes complexités. L'image de la figure-2-a contient exactement 5 régions de couleurs noire, bleue, verte rouge, et blanche. La figure 2-b montre que la valeur minimale de  $v_{sv}$  est égal à 5, coïncidant exactement avec le nombre de régions contenues dans l'image de la figure-2-a. Les régions extraites correspondent aux images représentées respectivement par les figures-2- (d,e,f,g,h).

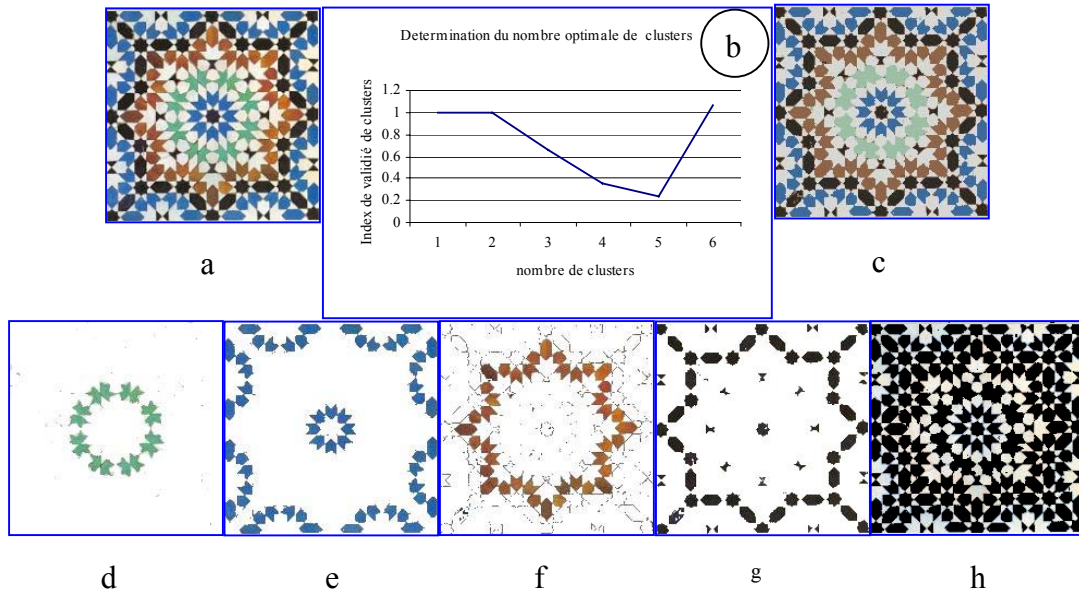


Figure-2: Les figures (a,b,c) représentent respectivement l'image originale, la courbe de variation d'indice de validité des groupements. Les figures (d,e,f,g,h) représentent les régions extraites de l'image de la figure-2-c.

### 4. Conclusion

Dans ce papier, nous avons proposé une méthode de segmentation non supervisée d'images couleurs. Elle est basée sur un modèle de mélanges de gaussiennes (GMM). Les paramètres du modèle sont estimés par l'algorithme EM. Après les pixels sont assignés aux différentes régions de l'image en utilisant une méthode de classification probabiliste bayésienne. Ce processus de partitionnement est répété pour des valeur de  $K$  allant de 2 à  $K_{\max}$ , et pour chaque résultat de partitionnement l'indice de validité des groupements est calculé. Finalement, le nombre optimal de groupements est facilement déterminé, car l'indice utilisé présente clairement une vallée en  $K=K^*$ . Le résultat de segmentation finale est donc celui produit par le partitionnement optimal pour lequel l'indice de validité de groupements est minimal. La méthode a été testée et

appliquée avec succès aux images de différentes complexités. Toutes les régions extraites sont homogènes et correspondent exactement à celles existantes dans l'image originale. Dans le prochaine travail, on propose d'appliquer cette méthode de segmentation non supervisée à des images couleurs de Zellige pour indiquer les motifs de décors extraits par le processus de segmentation.

### Remerciements

Ce travail a été soutenu par le comité mixte franco marocain dans le cadre de l'action intégrée AI MA/02/46.

### Références

- [1]. J.Ashley et al. Automatic and semi-automatic methods for image annotation and retrieval in QBIC. *In Proc. of SPIE-Storage and Retrieval for Image and Video Databases III*. Volume 2420, page 24-35,1995.
- [2]. C. Carson, M.Thomas, S.Belogie, J.M. Hellerstein, and J. Malik. Blobword: A System for region-based image indexing and retrieval. *In Pr. Of VISUAL'99 Intl. Conf.*, pages 509-516,1999.
- [3]. H.Lu, B.-C.Ooi, and K.-L. Tan,. Efficient image retrieval by color contents. *In. Conf. On Application of Databases.*, pages 95-108,1994.
- [4]. E.J.Pauwels and G.Frederix. Finding regions of interest for content-extraction. *In Proc. of SPIE-Storage and Retrieval for Image and Video Databases III*. Volume 3656, page 501-510, 1999.  
*Springer Verlag, 2000*
- [5]. R. A. Redner, H. F. Walker, Mixture densities, maximum vraisemblance and the EM algorithm, *SIAM Review*, 26, pp195-239, 1984.
- [6]. H.S.Choi, D.R.Haynor and Kam, Partial volume tissue classification of multichannel magnetic resonance images{Amixel model, *IEEE Trans. Med. Image.*, Vol.10, pp395-407, 1991.
- [7]. P. Santiago and H. D. Gage, Statistical models of partial volume effect", *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 4, No. 11, pp1531-1540, 1995.
- [8]. S. Sanjay-Gopal and T. J. Hebert, Bayesian Pixel Classification Using Spatially Variant Finite Mixtures and the Generalized EM algorithm", *IEEE trans. Image Processing*, Vol. 7, No.7, pp1014-1028, 1998.
- [9] Do-Jong Kim , A novel validity indice for determination of the optimal cluster number. *IEICE. TRANS. INF & SYST*. Vol. E84 -D, No 2. FEBRARY 2001
- [10 ]A. P. Dempster, N. M. Laird , and D.B. Rubin, Maximum-vraisemblance from incomplete data via the EM algorithm", *J.Royal Statist. Society*, B39, pp1-38, 1977.
- [11] J.C. Bezdek , *Patterns recognition with fuzzy objective function algorithms*. New York, 1981
- [12]Y.,Fukayama and M Sugeno, A new method of choosing the number of groupements for fuzzy c-means method . *Proc. 5<sup>th</sup> Fuzzy Syst. Symp.*, pp247-250, 1989
- [13] N.L. Xie and G.A. Beni . A validity measure for fuzzy classification. *IEEE Trans PAMI*, Vol.13, no,pp.841-847,1991.