

Sélection automatique d'attributs pour la classification de textures couleur

Automatic selection of features for color texture classification

A. Porebski^{1, 2}

N. Vandenbroucke^{1, 2}

L. Macaire²

¹ EIPC (École d'Ingénieurs du Pas-de-Calais)
Campus de la Malassise - BP 39 - 62967 Longuenesse Cedex - FRANCE

² Laboratoire LAGIS - UMR CNRS 8146
Université des Sciences et Technologies de Lille
Cité Scientifique - Bâtiment P2 - 59655 Villeneuve d'Acscq - FRANCE
alice.porebski@eipc.fr

Résumé

Dans cet article, nous décrivons une nouvelle approche de classification de textures couleur, par analyse des indices d'Haralick calculés avec les matrices de cooccurrences chromatiques. Comme les images couleur peuvent être représentées dans différents espaces couleur, il s'agit plus particulièrement de déterminer dans quels espaces couleur ces attributs sont les plus discriminants vis-à-vis des textures en présence. L'originalité de cette approche est de sélectionner des attributs de texture discriminants codés dans différents espaces couleur afin de construire un espace de représentation de dimension réduite. Notre méthode, basée sur un apprentissage supervisé, a été appliquée et testée sur la base de textures couleur BarkTex.

Mots Clef

Classification d'images, texture, couleur, sélection d'attributs.

Abstract

In this paper, we describe a new approach for color texture classification by use of Haralick features extracted from color cooccurrence matrices. As color images can be represented in different color spaces, we automatically determine in which color spaces, these features are most discriminant for the textures. The originality of this approach is to select color texture features in order to build a representative space with low dimensionality. Our method, based on a supervised learning, has been applied and tested on the benchmark image BarkTex database.

Keywords

Image classification, texture, color, feature selection.

1 Introduction

Que ce soit dans le domaine du contrôle qualité industriel, ou dans celui de l'analyse de scènes, il est souvent nécessaire de caractériser les textures afin de classifier des images.

De nombreux outils d'analyse de textures présentes dans les images monochromes ont été proposés, tels que les champs de Markov [1, 2], les filtres de Gabor [3], les ondelettes [4] et les indices d'Haralick extraits des matrices de cooccurrences [5]. Ces outils ont été appliqués à la segmentation et à la classification d'images, donnant des résultats très encourageants [6].

Cependant, Van den Broek [7], Mäenpää [8] et Palm [9] ont montré que l'exploitation de la couleur permet d'améliorer ces résultats en termes de classification de textures.

D'autre part, la couleur peut être représentée selon différents espaces de représentation respectant différentes propriétés physiques, physiologiques et psychologiques. Il est généralement admis que le choix de l'espace couleur influence les résultats de segmentation d'images [10, 11].

Dans cet article, nous proposons donc d'étudier l'influence du choix de l'espace couleur sur les performances atteintes par un algorithme de classification de textures. La méthode retenue pour caractériser les textures est basée sur les indices d'Haralick extraits des matrices de cooccurrences chromatiques.

Cette méthode est notamment utilisée par Palm qui construit un espace d'attributs de dimension 96 avec ces indices, pour caractériser les textures [9]. Bien que les résultats fournis par cette approche sont excellents, la dimension de l'espace de représentation mérite d'être réduite afin de diminuer le coût d'exécution d'une telle approche.

Nous proposons donc d'évaluer le pouvoir discriminant de chacun de ces attributs de texture pour des images codées dans différents espaces couleur, afin de construire un es-

pace d'attributs de dimension réduite. Après avoir présenté les espaces couleur considérés dans la seconde partie de cet article, nous détaillerons les indices d'Haralick extraits des matrices de cooccurrences chromatiques dans la troisième partie. La quatrième partie explicite comment un espace d'attributs discriminant est construit de manière itérative afin d'effectuer la classification des textures. Notre méthode, basée sur un apprentissage supervisé, a été appliquée et testée sur la base d'images de référence BarkTex [12]. Les résultats obtenus sont présentés dans la dernière partie.

2 Représentation de la couleur

La couleur de chaque pixel est représentée par les trois composantes trichromatiques rouge, verte et bleue du système (R, G, B) [13]. Elle peut également être codée avec d'autres systèmes de représentation, regroupés selon les quatre familles suivantes [14] :

- les espaces de primaires,
- les espaces luminance-chrominance,
- les espaces perceptuels,
- et les espaces d'axes indépendants (cf. figure 1).

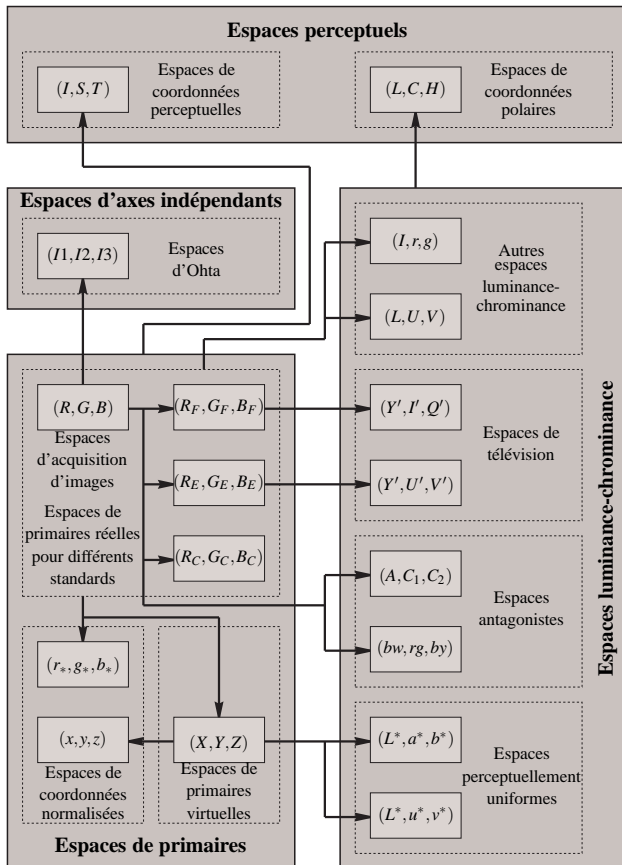


Figure 1 : Les familles des espaces de représentation de la couleur

Nous ne décrivons pas toutes les équations de transformation de l'espace (R, G, B) vers les autres espaces couleur,

définies dans [15]. Nous nous proposons simplement de définir les hypothèses et propriétés sous-jacentes à chacune des familles décrites.

2.1 Espaces de primaires

Tout stimulus de couleur peut être reproduit par le mélange pondéré de trois stimuli : le rouge (R), le vert (G) et le bleu (B), appelés primaires ou stimuli de référence. Les quantités de chacune des primaires nécessaires à reproduire une couleur sont appelées composantes trichromatiques. Cependant, ces composantes pouvant prendre des valeurs négatives, la CIE a créé l'espace de primaires virtuelles (X, Y, Z) , espace de référence de la colorimétrie.

2.2 Espaces luminance-chrominance

Les espaces de la famille luminance-chrominance possèdent une composante appelée couramment luminance, qui permet de quantifier la luminosité, et deux autres composantes de chrominance qui sont suffisantes pour quantifier le caractère chromatique d'un stimulus de couleur. Cette famille d'espaces est divisée en sous-familles : on retrouve entre autre les espaces perceptuellement uniformes, les espaces antagonistes et les espaces de télévisions.

2.3 Espaces perceptuels

Au sein de la famille des espaces perceptuels, la couleur est décrite comme l'homme la qualifie, c'est-à-dire en termes de luminosité, de teinte et de saturation. Les espaces perceptuels possèdent eux aussi une composante de luminance et deux composantes de chrominance. Ils sont calculés soit à partir des espaces luminance-chrominance soit à partir des espaces de primaires. Il existe de nombreux espaces de ce type dans la littérature, présentés sous différentes dénominations telles que (I, S, H) , (H, S, L) , (H, S, I) , (H, S, V) , (L, T, S) , ...

2.4 Espaces d'axes indépendants

Un des inconvénients de l'espace (R, G, B) est que ses trois composantes sont fortement corrélées. Cette corrélation peut être plus ou moins importante selon les cas. Ainsi, certains auteurs comme Ohta ont tenté de déterminer des espaces de représentation de la couleur dont les composantes sont indépendantes, c'est-à-dire des composantes qui portent des informations différentes et non redondantes [16]. Ce sont les espaces d'axes indépendants.

2.5 Influence de l'espace couleur sur l'analyse de textures

En mesurant le contenu informationnel de différents attributs de texture à l'aide de la distance de Kolmogorov, Palm montre que la prise en compte de la seule information de luminance est moins riche que la considération du caractère chromatique pour la caractérisation des textures présentes dans des images naturelles. Par ailleurs, il compare les performances atteintes par des attributs de texture calculés avec des images codées dans différents espaces couleur. Il met ainsi en évidence que l'espace (L, U, V) est

mieux adapté que l'espace (R,G,B) à la discrimination de textures couleur [9].

Une démarche similaire est suivie par Drimbarean qui met en évidence que l'espace (Y,I,Q) permet d'obtenir de meilleurs résultats que l'espace (R,G,B) [3].

De même, Van Den Broek utilise les espaces (R,G,B) , (Y,I,Q) , (L,U,V) et (H,S,V) pour analyser les textures et conclut que l'utilisation de l'espace (H,S,V) permet d'obtenir de meilleurs résultats en terme de classification d'images [7].

La synthèse de ces travaux ne nous permet pas de conclure sur l'existence d'un espace couleur adapté à l'analyse de textures couleur. C'est pourquoi nous proposons une méthode de sélection des meilleurs attributs de texture (au sens de la mesure d'un pouvoir discriminant) calculés dans 28 espaces couleur différents (cf. § 4). Cela nous permet de déterminer les espaces les mieux appropriés selon l'application considérée. Nous comparerons les résultats avec ceux obtenus en n'utilisant que l'espace (R,G,B) .

3 Attributs de texture couleur

Parmi les nombreux outils d'analyse de textures, tels que les champs de Markov, les filtres de Gabor ou les ondelettes, nous avons choisi d'utiliser les matrices de cooccurrences chromatiques pour caractériser les textures couleur et plus particulièrement les indices d'Haralick extraits de ces matrices.

3.1 Matrices de cooccurrences chromatiques

Les matrices de cooccurrences, introduites par Haralick [5], sont un outil statistique qui mesure la distribution des niveaux de gris dans une image tout en prenant en compte les interactions spatiales entre les pixels.

Sharma montre que les résultats obtenus par l'analyse des matrices de cooccurrences sont satisfaisants en termes de discrimination de textures en niveaux de gris [17]. Skrzypniak propose d'étendre le concept de matrices de cooccurrences aux images couleur en définissant les matrices de cooccurrences chromatiques [18].

Les matrices de cooccurrences chromatiques peuvent être définies pour tout espace couleur de la figure 1, noté (C_1, C_2, C_3) . Soient k et k' , deux des trois composantes couleur de cet espace ($k, k' \in (C_1, C_2, C_3)$) et $M^{k,k'}[\mathbf{I}]$, la matrice de cooccurrences chromatique qui mesure l'interaction spatiale entre les composantes k et k' des pixels de l'image \mathbf{I} . Le contenu de la cellule $M^{k,k'}[\mathbf{I}](i, j)$ de cette matrice indique le nombre de fois qu'un pixel P de l'image \mathbf{I} , dont le niveau $C^{k'}(P)$ de la composante couleur k' est égal à j possède, dans son voisinage 3×3 , un pixel voisin P' dont le niveau $C^k(P')$ de la composante k est égal à i .

Par définition, chaque image couleur \mathbf{I} , est caractérisée par les 6 matrices de cooccurrences chromatiques suivantes : $M^{C_1, C_1}[\mathbf{I}]$, $M^{C_2, C_2}[\mathbf{I}]$, $M^{C_3, C_3}[\mathbf{I}]$, $M^{C_1, C_2}[\mathbf{I}]$, $M^{C_1, C_3}[\mathbf{I}]$ et $M^{C_2, C_3}[\mathbf{I}]$.

Les matrices $M^{C_2, C_1}[\mathbf{I}]$, $M^{C_3, C_1}[\mathbf{I}]$ et $M^{C_3, C_2}[\mathbf{I}]$ ne sont pas utilisées car elles sont respectivement symétriques aux matrices $M^{C_1, C_2}[\mathbf{I}]$, $M^{C_1, C_3}[\mathbf{I}]$ et $M^{C_2, C_3}[\mathbf{I}]$.

Les matrices de cooccurrences chromatiques sont insensibles aux translations des objets dans les images et aux rotations dans un plan perpendiculaire à l'axe optique de la caméra. Comme elles mesurent les interactions locales entre les pixels, elles sont en revanche sensibles à des différences importantes de résolution spatiale entre les images. Pour atténuer cette sensibilité, il est nécessaire de normaliser ces matrices par le nombre total $\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} M^{k,k'}[\mathbf{I}](i, j)$ de cooccurrences dans la matrice considérée où N est le nombre de niveaux de quantification des composantes couleur. On note alors $m^{k,k'}[\mathbf{I}](i, j)$, la matrice de cooccurrences chromatique normalisée définie par :

$$m^{k,k'}[\mathbf{I}](i, j) = \frac{M^{k,k'}[\mathbf{I}](i, j)}{\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} M^{k,k'}[\mathbf{I}](i, j)}$$

Les matrices de cooccurrences chromatiques mesurent la distribution entre les niveaux des composantes couleur dans une image tout en prenant en compte les interactions spatiales entre les pixels. Cet outil permet donc de caractériser les textures couleur présentes dans les images [19]. Cependant, elles ne peuvent être exploitées directement à cause de la grande quantité d'information qu'elles contiennent. Leur coût important de stockage en mémoire est donc un inconvénient majeur. Afin de réduire cette quantité d'informations, tout en conservant la pertinence de ces dernières, il est possible d'extraire d'autres attributs à partir de chaque matrice. Nous utilisons ici les indices d'Haralick extraits de ces matrices.

3.2 Indices d'Haralick

Dans le cadre de la classification d'images texturées, Haralick introduit 14 attributs de texture, notés I_1 à I_{14} , extraits des matrices de cooccurrences évaluées sur des images monochromes [5]. Ces attributs sont des mesures statistiques sur les matrices de cooccurrences d'une image qui permettent de réduire la quantité d'informations de chaque matrice. Les principaux indices d'Haralick sont le second moment angulaire, le contraste, la corrélation, la variance, l'entropie, ...

Afin de classer des images couleur, Palm choisit 8 indices parmi les 14 existants. Ces indices sont ainsi extraits des matrices de cooccurrences chromatiques codées soit dans l'espace (R,G,B) , soit dans l'espace (L,U,V) . Elles sont calculées selon des directions privilégiées. Ainsi chaque texture est caractérisée par 96 attributs et ce, pour chacun des deux espaces couleur.

Avec la méthode d'évaluation du "leaving-one-out" et une classification par les k plus proches voisins, Palm obtient

un taux de bonne classification de 86% et montre que l'espace (L,U,V) est mieux adapté que l'espace (R,G,B) à la classification de textures de la base BarkTex.

Bien que le taux de bonne classification atteignant 86% est très satisfaisant, la dimension de l'espace des attributs utilisé est très élevé. C'est pourquoi nous proposons de réduire la dimension de l'espace des attributs grâce à une procédure de sélection itérative d'attributs discriminants. D'autre part, ces résultats peuvent également être améliorés en considérant d'autres espaces couleur.

4 Sélection des attributs

4.1 Attributs utilisés

Pour chaque image codée dans un espace couleur, nous disposons de 6 matrices de cooccurrences chromatiques et donc de 6×14 indices d'Haralick extraits de ces matrices. Le nombre d'espaces couleur utilisés étant égal à 28, nous disposons de $6 \times 14 \times 28 = 2352$ attributs de texture candidats (cf. figure 2).

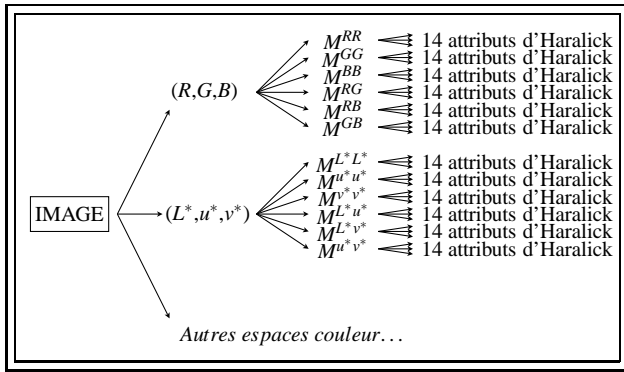


Figure 2 : Les attributs de texture couleur candidats d'une image

Le nombre total d'attributs candidats N étant très important, il convient d'en effectuer une sélection afin de réduire la taille de l'espace de représentation des attributs.

4.2 Sélection itérative

Afin de déterminer l'espace des attributs, un apprentissage supervisé est effectué. Un ensemble d'images d'apprentissage représentatives des différentes classes d'images est tout d'abord sélectionné interactivement par l'utilisateur. Cet apprentissage consiste ensuite à calculer les $N = 2352$ attributs de texture pour chacune des images d'apprentissage. Puis la procédure sélectionne automatiquement les meilleurs attributs, c'est-à-dire ceux qui discriminent au mieux les différentes classes de texture.

Il existe de nombreuses méthodes de sélection d'attributs. Dans notre cas, notre choix s'est porté sur une procédure de sélection sous-optimale utilisée par Vandembroucke qui a donné de bons résultats pour la sélection d'espaces couleur hybrides adaptés à des problèmes de segmentation [20].

Elle consiste tout d'abord à se restreindre au meilleur attribut, puis à l'associer à chacun des attributs candidats restants et se restreindre au meilleur couple d'attributs, puis associer ce couple à chacun des attributs candidats restants et se restreindre au meilleur triplet d'attributs, et ce jusqu'à atteindre la dimension souhaitée.

À chaque rang d'itération d de la procédure de sélection, une mesure de corrélation est effectuée entre chacun des $(N - d + 1)$ attributs et les $(d - 1)$ attributs déjà sélectionnés. Les nouveaux attributs ne seront retenus comme candidats que si leur niveau de corrélation avec les attributs sélectionnés est inférieur à un certain seuil [21]. Une première sélection est ainsi effectuée, visant à ne garder que les attributs peu corrélés aux attributs sélectionnés lors des itérations précédentes. Ensuite, nous considérons les espaces d'attributs candidats, formés des $(d - 1)$ attributs déjà sélectionnés et d'un des attributs candidats. Pour chacun des espaces d'attributs candidats considérés, nous évaluons son pouvoir discriminant grâce à un critère informationnel [14]. Dans notre cas, nous utilisons le critère de la trace, qui est basé sur la mesure de séparabilité et de compacité des N_C classes de texture C_j ($j = 1, \dots, N_C$) [22, 23].

À chaque rang d'itération d de la procédure de sélection et pour chacun des $(N - d + 1)$ espaces d'attributs candidats de dimension d , on définit, pour chaque image w_i , un vecteur d'attributs de texture $X_i = [x_i^1, \dots, x_i^d]^T$ où x_i^d est le d -ième attribut de texture (T indique la transposée).

La mesure de compacité est définie par la matrice de covariance intra-classe Σ_C :

$$\Sigma_C = \frac{1}{N_C \times N_w} \sum_{j=1}^{N_C} \sum_{w_i \in C_j} (X_i - M_j)(X_i - M_j)^T$$

où $M_j = [m_j^1, \dots, m_j^d]^T$ est le vecteur des centres de gravité des observations de la classe C_j et N_w le nombre d'images par classe.

La mesure de séparabilité des classes est définie par la matrice de covariance inter-classe Σ_S :

$$\Sigma_S = \frac{1}{N_C} \sum_{j=1}^{N_C} (M_j - M)(M_j - M)^T$$

où $M = [m^1, \dots, m^d]^T$ est le vecteur des centres de gravité des observations de toutes les classes.

L'espace des attributs le plus discriminant est celui qui maximise le critère informationnel J :

$$J = \text{trace}((\Sigma_C + \Sigma_S)^{-1} \Sigma_S)$$

Le critère d'arrêt employé par la procédure itérative de sélection des attributs détermine la dimension D de l'espace construit. Vandembroucke a montré que le critère de la trace, utilisé pour sélectionner un attribut à chaque itération, ne permet pas de comparer le pouvoir discriminant d'un espace de dimension d avec celui d'un espace de dimension $(d + 1)$ [20]. C'est pourquoi nous retenons le

pourcentage d'images d'apprentissage bien classées pour évaluer la dimension de l'espace des attributs. La procédure s'arrête à l'itération de rang d lorsque le taux de bonne classification est plus faible que celui obtenu dans l'espace construit de dimension $(d - 1)$. L'espace retenu est alors celui dont la dimension D est égale à $(d - 1)$.

5 Classification

Chaque image de texture de la base d'apprentissage est caractérisée par un vecteur d'attribut dans l'espace d'attributs sélectionné précédemment. Elle donne donc naissance à un point dans cet espace dont les coordonnées sont celle du vecteur d'attribut [14, 10]. Les images d'une même classe seront donc représentées par un nuage de points dans l'espace d'attributs sélectionné.

Chaque classe de texture est alors caractérisée par le barycentre de ses points représentatifs. Notons que les données calculées sont toujours centrées et réduites afin de normaliser les valeurs des différents attributs de texture.

Lors de la classification d'une image comportant une texture requête, l'étape de décision consiste à calculer les attributs de texture de cette image dans l'espace des attributs sélectionnés. Les données calculées sont alors centrées et réduites. Cette image requête donne naissance à un point dans l'espace des attributs. Elle est alors assignée à la classe dont le barycentre est le plus proche de ce point.

6 Résultats

Afin de montrer l'intérêt de la sélection automatique d'attributs de texture calculés dans de multiples espaces couleur, les résultats que nous avons obtenus avec les 28 espaces couleur sont comparés avec ceux obtenus en utilisant l'espace (R,G,B) seul. Pour cela, la base de textures couleur de référence BarkTex a été utilisée.

6.1 Description de la base BarkTex

Les images de la base BarkTex représentent un seul et même type d'objet, à savoir des écorces d'arbre [12]. Cette base comporte 6 classes de texture :

- C_1 : Betula pendula
- C_2 : Fagus silvatica
- C_3 : Picéa abies
- C_4 : Pinus silvestris
- C_5 : Quercus robur
- C_6 : Robinia pseudacacia

La discrimination entre les 6 classes d'écorces peut être difficile par un examen visuel des images.

Pour tester notre approche, nous avons utilisé 68 images par classe, soit un total de 408 images. La figure 3 représente quelques unes des images de la base BarkTex.

Afin de former la base d'apprentissage, nous avons extrait 32 images de chacune des 6 classes. Les 36 images restantes $(68-32=36)$ sont utilisées comme images requêtes.

6.2 Espace d'attributs de texture sélectionnés

Lors de la phase d'apprentissage, la procédure a sélectionné de manière itérative les 7 attributs de texture présentés dans le tableau 1. L'espace de dimension D ainsi construit est composé des attributs sélectionnés lors des D premiers rangs d'itération.

Rang d'itération	Indice d'Haralick	Matrice	Espace couleur	Taux d'images d'apprentissage bien classées
1	I_{11}	$M^{B,B}$	(R,G,B)	44.3%
2	I_{10}	M^{I_1,I_3}	(I_1,I_2,I_3) Ohta	55.7%
3	I_9	M^{L^*,u^*}	(L^*,u^*,v^*) CIE	62.5%
4	I_5	$M^{I,H}$	(I,S,H) hexa. double	64.6%
5	I_5	$M^{I,I}$	(I,S,H) hexagonal	70.3%
6	I_2	M^{L^*,a^*}	(L^*,a^*,b^*) CIE	74.5%
7	I_5	$M^{G,B}$	(R,G,B)	70.8%

Tableau 1 : Les espaces d'attributs de texture sélectionnés.

Chaque ligne du tableau 1 correspond au rang d'itération d de la procédure et indique donc l'attribut ajouté à l'espace d'attribut.

Ce tableau renseigne également, pour chaque itération de rang d , le taux d'images d'apprentissage correctement classées avec l'espace des attributs sélectionné de dimension d , composé des d attributs sélectionnés lors des d itérations successives.

Lors de la première itération, l'attribut le plus discriminant est le onzième indice d'Haralick I_{11} extrait de la matrice de cooccurrences chromatique $M^{B,B}$ issue de l'espace (R,G,B) . A la seconde itération, le plan le plus discriminant est composé de I_{11} extrait de $M^{B,B}$ et du dixième indice d'Haralick I_{10} extrait de la matrice M^{I_1,I_3} calculée dans l'espace (I_1,I_2,I_3) .

Ce sont les 6 premiers attributs du tableau 1 qui vont former l'espace des attributs ($D = 6$) car c'est avec la dimension 6 que le meilleur taux d'images bien classées a été obtenu.

6.3 Résultats de classification

Le tableau 2 illustre les résultats de la classification des images requêtes. Compte tenu de la difficulté de discrimination des textures présentes dans cette base, la méthode de classification de textures couleur mise en oeuvre fournit des résultats très encourageants. La sélection des attributs d'Haralick extraits des matrices de cooccurrences chromatiques issues de 28 espaces couleur différents améliore les résultats de classification par rapport à l'utilisation du seul espace (R,G,B) (76.8% vs 53.7%). Ce tableau montre que la prise en considération des 28 espaces couleur ne modifie pas ou peu les taux de bonne classification de textures de deux des six classes mais améliore de manière significative ceux des quatre autres classes, comparativement à l'utilisation du seul espace (R,G,B) .

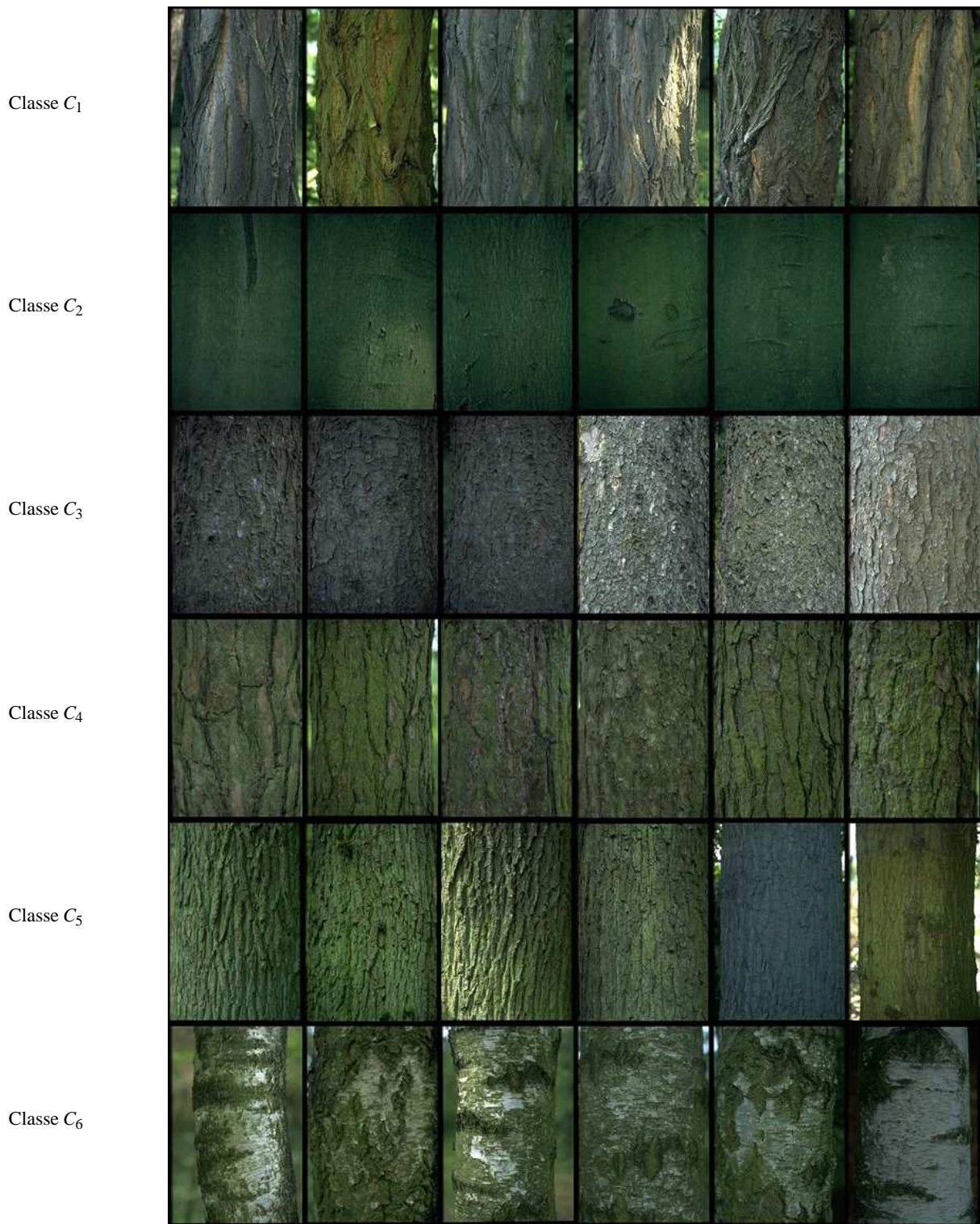


Figure 3 : Images de la base BarkTex

	Classification des images requêtes	
	Avec l'espace (R,G,B) seul	Avec les 28 espaces couleur
Betula pendula	50%	50%
Fagus silvatica	100%	97.2%
Picéa abies	52.8%	86.1%
Pinus silvestris	27.8%	75%
Quercus robus	22.2%	63.8%
Robinia pseud.	64.9%	88.9%
Total	53.7%	76.8%

Tableau 2 : Pourcentages d'images requêtes bien classées.

Le temps nécessaire à la sélection des 6 attributs les plus discriminants à partir des 32 images d'apprentissage codées dans les 28 espaces couleur est d'environ 8 heures pour une exécution sur un PC cadencé à 2.40 GHz. La classification de chaque image requête requiert entre 0.5 et 3 secondes selon la dimension de l'espace des attributs choisie.

Le taux de bonne classification de textures effectuée par la méthode de Palm atteint 86% en codant les couleurs dans l'espace (L,U,V) . Plusieurs raisons expliquent cet écart de résultats. Tout d'abord, les matrices de cooccurrences qu'il a utilisées sont calculées selon des directions privilégiées, ce qui permet une meilleure caractérisation des textures. En effet, de nombreuses textures présentes dans la base Bark-*Tex* suivent une direction spatiale privilégiée (direction horizontale pour la classe *Robinia* et verticale pour la classe *Betula*). D'autre part, il est difficile de comparer directement les résultats de classification avec ceux obtenus par Palm car ce dernier utilise une autre méthode d'évaluation appelée "leaving-one-out". Enfin, la règle de décision qu'il a utilisée, basée sur les k plus proches voisins, est différente de celle que nous avons utilisé.

Cependant, les points forts de notre méthode sont l'utilisation de plusieurs espaces couleur et la dimension réduite de l'espace des attributs puisque nous obtenons des résultats encourageants avec une dimension 6 alors que l'espace des attributs est de dimension 96 pour la méthode de Palm.

7 Conclusion

Nous avons caractérisé les textures couleur présentes dans des images numériques à l'aide des indices d'Haralick extraits des matrices de cooccurrences couleur. Nous avons plus particulièrement déterminé de façon automatique dans quels espaces couleur ces indices sont les plus discriminants vis à vis des textures en présence dans les images, tout en se limitant à un espace d'attributs de dimension réduite.

L'originalité de ces travaux de recherche est de sélectionner

parmi les indices d'Haralick, extraits de matrices de cooccurrences chromatiques d'une image codée dans différents espaces couleur, l'ensemble qui discrimine au mieux les classes de textures en présence.

Nous avons comparé nos résultats à ceux obtenus en n'utilisant que l'espace (R,G,B) et avons montré que la prise en compte des différents systèmes de représentation de la couleur améliore nettement la qualité de la classification.

Les perspectives de nos travaux portent sur :

- la définition des attributs de texture :
 - étudier les paramètres de calcul des matrices de cooccurrences (orientations, ...),
 - utiliser d'autres attributs de texture tels que la décomposition en ondelettes, les filtres de Gabor ou les champs de Markov.
- la sélection d'espaces d'attributs de dimension réduite :
 - évaluer la dimension de l'espace de représentation,
 - analyser d'autres méthodes de sélection d'attributs [24].
- l'étape de décision de la classification :
 - tester la méthode des k plus proches voisins,
 - et celle du classifieur à noyau.

8 Remerciements

Ces travaux sont réalisés dans le cadre du Pôle de Compétitivité Maud (Matériaux à Usage Domestique).

Références

- [1] S. Geman, D. Geman et C. Graffigne, Locating texture and object boundaries, *Pattern Recognition*, Vol. 87, pp. 165-177, 1987.
- [2] S. Geman et C. Graffigne, Markov random fields and image models and their application to computer vision, *Proc. of the International Congress of Mathematics*, pp. 1496-1517, 1987.
- [3] A. Drimbarean et P.F. Whelan, Experiments in colour texture analysis, *Pattern Recognition*, Vol. 22, Num. 10, pp. 1161-1167, 2001.
- [4] O. Le Cadet, *Méthodes d'ondelettes pour la segmentation d'images. Application à l'imagerie médicale et au tatouage d'image*, Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, Septembre, 2004.
- [5] R. Haralick, K. Shanmugan et I. Dinstein, Textural features for image classification, *IEEE Transactions on SMC*, Vol. 3, Num. 6, pp. 610-621, 1973.
- [6] A. Jain et F. Farrokhnia, Unsupervised texture segmentation using Gabor filters, *Pattern Recognition*, Vol. 24, Num. 12, pp. 1167-1186, 1991.
- [7] E.L. Van Den Broek et E.M. Van Rikxoort, Evaluation of color representation for texture analysis, *Proceedings of the Belgian-Dutch Conference on Artificial Intelligence*, pp. 35-42, 2004.

- [8] T. Mäenpää et M. Pietikäinen, Classification with color and texture : jointly or separately ?, *Pattern Recognition*, Vol. 37, Num. 8, pp. 1629-1640, 2004.
- [9] C. Palm, Color texture classification by integrative co-occurrence matrices, *Pattern Recognition*, Vol. 37, Num. 5, pp. 965-976, 2004.
- [10] N. Vandenbroucke, L. Macaire et J.G. Postaire, Color image segmentation by supervised pixel classification in a color texture feature space. Application to soccer image segmentation, *15th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'00)*, Vol. 3, pp. 3625, 2000.
- [11] L. Busin, N. Vandenbroucke, L. Macaire et J.G. Postaire, Colour space selection for unsupervised colour image segmentation by analysis of connectedness properties, *International Journal of Robotics Automation*, Vol. 20, Num. 2, pp. 70-77, 2005.
- [12] Base d'images BarkTex ftp ://ftphost.uni-koblenz.de/outgoing/vision/Lakmann/BarkTex.
- [13] R. Sève, *Physique de la couleur. De l'apparence colorée à la technique colorimétrique*, Editions Masson, 1996.
- [14] N. Vandenbroucke, *Segmentation d'images couleur par classification de pixels dans des espaces d'attributs colorimétriques adaptés. Application à l'analyse d'images de football*, Thèse de doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille1, Décembre, 2000.
- [15] N. Vandenbroucke et L. Macaire, Représentation de la couleur en analyse d'images, *Techniques de l'ingénieur*, Vol. S7602, pp. 1-21, 2005.
- [16] Y. I. Ohta, T. Kanade et T. Sakai, Color information for region segmentation, *Computer Graphics and Image Processing*, Vol. 13, pp. 222-241, 1980.
- [17] M. Sharma, M. Markou et S. Singh, Evaluation of texture methods for image analysis, *Intelligent Information Systems Conference*, pp. 117-121, 2001.
- [18] M. Skrzypniak, L. Macaire et J-G. Postaire, Indexation d'images de personnes par analyse de matrices de co-occurrences couleur, *CORESA2000, Journées d'études et d'échanges Compression et représentation des signaux audiovisuels*, 2000.
- [19] D. Muselet, *Reconnaissance automatique d'objets sous éclairage non contrôlé par analyse d'images couleur*, Thèse de doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille1, Juillet, 2005.
- [20] N. Vandenbroucke, L. Macaire et J.-G. Postaire, Color image segmentation by pixel classification in an adapted hybrid color space. Application to soccer image analysis, *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 90, Num. 2, 2003.
- [21] N. Vandenbroucke, L. Macaire et J.-G. Postaire, Color pixels classification in an hybrid color space. *In IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'98)*, Vol. 1, pp. 176-180, Chicago, 1998.
- [22] G. Celeux, E. Diday, G. Govaert, Y. Lechevallier et H. Ralambondrainy, *Classification automatique des données*, Editions Dunod informatique, 1989.
- [23] J.-P. Auray, G. Duru et A. Zighed, *Analyse des données multidimensionnelles. Les méthodes d'explication*, Alexandre Lacassagne, 1991.
- [24] P. Mignot, J. Levy Vehel et Y. Lechevallier, ARTHUR : un système d'analyse de texture, *Traitement du Signal*, Vol. 9, Num. 6, 1992.