

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la recherche scientifique
Faculté des sciences de l'ingénieur
Université Mentouri de Constantine
Département de l'informatique

N° d'ordre : 355/mag/2009

N° Série : 012/inf/2009

Mémoire

Pour l'obtention du diplôme de Magistère en Informatique

Thème :

Extraction et traitement de l'information : Un prototype d'un système de recherche d'images couleurs par le contenu

Présenté par :
Melle Khouloud Meskaldji

Dirigé par :
Dr. CHIKHI Salim

Devant le jury composé de :

Prof. M. Benmohammed
Dr. S. Chikhi
Dr. S. Abbassen
Dr. D-E. Saidouni

Université de Constantine
Université de Constantine
Université de Constantine
Université de Constantine

Président
Rapporteur
Examineur
Examineur

Octobre 2009

Remerciements

Je remercie avant tout, Dieu de m'avoir prodiguée la force morale et physique et m'a permis d'achever ce travail.

Je tiens à remercier Mr Salim Chikhi, Maître de conférences a l'université de Constantine, qui a dirigé mes travaux de mémoire. J'ai beaucoup apprécié ses qualités intellectuelles et humaines.

Je remercie les membres du jury d'avoir accepté d'examiner ce modeste travail. Je remercie Mr Mohammed Benmohammed, Professeur à l'Université de Constantine, de m'avoir fait l'honneur de présider mon jury. Je remercie Mr Djamel Eddine Saidouni, Docteur en informatique à l'université de Constantine, et Mme Abassen, Docteur en informatique à l'université de Constantine, qui ont bien voulu faire partie de ce jury.

Je remercie tous les enseignants du département d'informatique que je respecte beaucoup.

Enfin, je remercie toute ma famille et mes amis.

Dédicaces

Je dédie ce travail à toute ma famille et toutes mes amies, et à tous ceux qui
m'ont aidée.....

Et à mon frère Mohammed El Mekki.

ملخص

الهدف الرئيسي من هذه المذكرة هو دراسة الطرق الموجودة حاليا في مجال استخراج الصور بالمحتوى و بناء نموذج لنظام استخراج الصور بالمحتوى اعتمادا على هذه المعارف. يدور اهتمامنا حول استخراج الصور الملونة. اخترنا المخطط النسيجي اللوني كطريقة أساسية لبناء النموذج. ندرس أولا مفعول تقليص عدد الألوان المستعملة على كفاءة هذه الطريقة و نحاول استخراج الاستنتاجات من هذه الدراسة. بعدها نستغل هذه المعايير في بناء النموذج. هذا النموذج يستقبل صورة، يقوم بعملية البحث و يعيد صور مشابهة للصورة الأولى معتمدا على الخصائص اللونية للصورة. ستقيم هذه النتائج و التي تبدو واعدة، و يعلق عليها.

كلمات مفتاحية:

استخراج الصور بالمحتوى، المخطط النسيجي اللوني، تكميم الألوان، كفاءات استخراج الصور بالمحتوى.

Résumé

L'objectif principal de ce mémoire est d'étudier l'état de l'art des méthodes déjà existantes à l'heure actuelle dans le domaine de la recherche d'images par le contenu et de construire un prototype d'un système de recherche d'images par le contenu en se basant sur ces connaissances. Nous nous intéressons dans notre cas aux images couleurs. Il existe une large variété de techniques de recherches d'images couleurs. Nous avons choisi les histogrammes de couleur comme une technique de base pour la réalisation du prototype. Nous étudions d'abord l'effet de la réduction du nombre de couleurs sur les performances de cette technique et nous essayons de tirer quelques conclusions de cette étude. Par la suite nous exploitons ces paramètres pour l'implémentation du prototype. Le prototype accepte une image requête en entrée, effectue une recherche, et retourne des images similaires à l'image requête en se basant sur les caractéristiques colorimétriques (de couleur) des images. Les résultats obtenus sont évalués, commentés et sont avérés très prometteurs.

Mots clés : *Extraction d'images par le contenu, histogrammes de couleur, quantification de la couleur, performances de l'extraction d'images par le contenu.*

Abstract

The main purpose of this thesis is to study the state of the art of existent methods in the domain of content based image retrieval and to construct a prototype of a retrieval system using this knowledge. We are interested in color images. There is a large variety of techniques of color image retrieval. We've chosen histograms as a technique for realizing the prototype. We study, first, the impact of reduction of the number of colors on the performance of this technique, we will draw conclusions from this study, and then we exploit these parameters for the implementation of the prototype. This prototype accepts a query image, performs a search and returns similar images to the query image on the basis of color characteristics of images. Results are evaluated and commented and they are very promising.

Keywords: *Content-based image retrieval, color histograms, color histogram, color quantization, performance of retrieval.*

TABLE DES MATIÈRES

Table des matières	i
Liste de figures	iii
Liste de tables	v
<i>Introduction générale</i>	1
1. Contexte général	2
2. objectifs de l'étude	4
3. Le Travail effectué	4
4. Organisation du mémoire	5
<i>Chapitre1 La recherche d'images par le contenu: Concepts de base</i>	6
1. Introduction	7
2. L'extraction d'attributs	8
3. Mesures de similarité	14
4. Indexation des attributs	15
5. L'interaction utilisateur	15
6. Évaluation des performances	17
7. Domaines d'application	19
8. Conclusion	20
<i>Chapitre 2 La couleur et la recherche d'images par le contenu</i>	21
1. Introduction	22
2. Les systèmes à base de requête par le contenu	22
3. Requête par le contenu basée sur la couleur	23
4. Les Modèles de couleur	23
5. Les descripteurs de la couleur	30
6. Conclusion	32
<i>Chapitre 3 les histogrammes de couleur</i>	33
1. Introduction	34
2. définition	34
3. Les histogrammes globaux de couleur	34
4. Les histogrammes locaux de couleur	36
5. Les techniques de recherche à base d'histogrammes de couleur	36

6. Les mesures de distance	38
7. Conclusion	40
Chapitre 4	
Le travail effectué	41
1. Introduction	42
2. Première étape : Etude de l'impact de la quantification de la couleur sur la précision de la recherche	42
3. Deuxième étape : Notre prototype	52
4. Conclusions	67
Conclusion générale	70
Bibliographie	71
Annexes	80

LISTE DE FIGURES

Figure 1.1 : Architecture d'un système de recherche d'images par le contenu. _____	8
Figure 1.2: Des exemples de textures. _____	10
Figure 1.3: Un exemple de la description de la forme basée sur le contour. _____	11
Figure 1.4: Récapitulatif des différents descripteurs visuels. _____	13
Figure 1.5: Requête par concept (arbre). Google : http://www.google.com/ . _____	16
Figure 1.6: Requête par croquis. DrawSearch : http://deecom03.poliba.it/DrawSearch/DrawSearch.html . _____	16
Figure 1.7: Requête par image exemple. Viper: http://viper.unige.ch/doku.php . _____	17
Figure 1.8: Schéma représentatif pour l'explication des mesures de performance de la recherche d'images. _____	19
Figure 2.1: Le spectre électromagnétique. _____	24
Figure 2.2: Les trois primaires additives de lumière : Rouge, Vert, et Bleu _____	25
Figure 2.3: Le modèle de couleur RVB _____	26
Figure 2.4: Les couleurs primaires de lumière et leur complémentaires (couleurs secondaires) _____	26
Figure 2.5: La teinte, la saturation, et luminosité représentées sur une roue de couleurs sous forme d'un cône. _____	28
Figure 2.6: Comparaison entre la saturation et la valeur dans le modèle TSL _____	28
Figure 2.7: Représentation du modèle CIE XYZ par le triangle de Maxwell _____	29
Figure 2.8: Le modèle CIE LAB. _____	30
Figure 2.9: Les histogrammes de couleur. _____	31
Figure 2.10: Représentation d'un corrélogramme de couleur _____	32
Figure 3.1: Les images A,B et C. _____	35
Figure 3.2: Partitionnement en neuf blocs égaux. _____	37
Figure 3.3: La distance de Minkowski, compare seulement les barres identiques entre les histogrammes de couleur. _____	39
Figure 4.1: Effet de la quantification. (a) l'image originale 256^3 couleurs, (b) 256 couleurs, (c) 16 couleurs. _____	44
Figure 4.2: Un échantillon de la base d'images utilisée. _____	46
Figure 4.3: Schéma représentatif du processus suivi. _____	47
Figure 4.4: Un exemple d'un ensemble d'images requêtes. _____	47

Figure 4.5: Calcul de la précision en fonction de la quantification.(RVB,(a) dist intersection, (b)dist euclidienne).	48
Figure 4.6: Calcul de la précision en fonction de la quantification.(TSL,(a) dist euclidienne, (b) dist intersection).	49
Figure 4.7: Calcul de la précision en fonction de la quantification.(XYZ, (a)dist euclidienne, (b)dist intersection).	50
Figure 4.8: L'interface utilisateur.	52
Figure 4.9: Le choix de la classe et de l'image requête.	53
Figure 4.10: Le choix de la technique utilisée.	54
Figure 4.11: Un exemple d'une recherche effectuée.	54
Figure 4.12: Un échantillon de la base d'images utilisée.	55
Figure 4.13: Le classement des couples (Modèle de couleur, Distance).	56
Figure 4.14: La précision moyenne obtenue en utilisant les histogrammes globaux de couleur.	58
Figure 4.15: Deux images appartenant à la même classe mais qui ont une distribution différente de la couleur.	59
Figure 4.16: Découpage en quatre zones directionnelles.(a): gauche et droite, (b): haut et bas.	60
Figure 4.17: La précision moyenne obtenue en utilisant les histogrammes locaux de couleur.	61
Figure 4.18: Principe de fonctionnement de Kmeans.	62
Figure 4.19: Le fractionnement de l'image en trois zones: centrale, milieu et globale.	63
Figure 4.20: Le processus suivi pour la technique des histogrammes de couleur et kmeans.	64
Figure 4.21: La précision moyenne obtenue en utilisant les histogrammes locaux de couleur et le classifieur k-means.	65

LISTE DE TABLES

*Tableau 4-1: Les précisions moyennes obtenues en utilisant les histogrammes globaux de couleur.*__58

Tableau 4-2: Les précisions moyennes obtenues en utilisant les histogrammes locaux de couleur ___60

*Tableau 4-3: Les résultats obtenus en utilisant HLC et kmeans.*_____65

INTRODUCTION GÉNÉRALE

“Quand on commence, on ne sait pas comment ça finira .”

Hérodote

Ce chapitre introduit la notion de la recherche d'information ou plus précisément la recherche d'images. La recherche d'images a évolué dans le temps selon les besoins des utilisateurs. Les progrès technologiques ont beaucoup influencé cette évolution.

Plan du chapitre

1. Contexte général
 2. Objectifs de l'étude
 3. Le travail effectué
 4. Organisation du mémoire
-

1. CONTEXTE GÉNÉRAL

La recherche d'information est le processus de trouver un objet (en général un document) de nature non structurée (souvent) qui satisfait un besoin d'information au sein de collections de données de tailles très importantes stockées sur des supports de stockage(1).

La recherche d'information n'a pas commencé avec le Web mais plutôt avant. En réponse à différents problèmes de fourniture d'accès à l'information, le domaine de la recherche d'information a évolué pour donner de nouveaux principes et de nouvelles approches pour la recherche d'information de nature variée (l'information recherchée peut être un document texte, une image, une vidéo etc.).

Chaque jours des millions d'octets sont générés et stockés sur des supports de stockage. La recherche de l'information voulue devient de plus en plus difficile et présente des difficultés majeures, c'est comme trouver une aiguille dans une meule de foin.

Nous nous intéressons dans notre travail à la recherche d'images. Les images numériques possèdent une position prédominante parmi les différents types de données multimédia. À la différence de la vidéo et l'audio, qui sont surtout utilisés pour le divertissement et l'industrie des informations (newscasting), les images sont au cœur d'un large éventail de domaines allant de l'histoire artistique à la médecine, y compris l'astronomie, l'exploration pétrolière, et les prévisions météorologiques. L'imagerie numérique joue un rôle important dans de nombreuses activités humaines, telles que : l'application de la loi (surtout l'investigation des scènes de crime), l'agriculture et la gestion forestière, les sciences de la terre, la planification urbaine, ainsi que les sports, et le divertissement.

La recherche d'images par le contenu a beaucoup évolué dans le temps, de ce fait Del Bimbo (2) divise cette évolution en trois générations différentes:

1.1 LA PREMIÈRE GÉNÉRATION

Dans la première génération des systèmes de recherche d'images, les images sont stockées dans une base de données, et peuvent être trouvées par le biais de chaînes de

caractères qui lui sont liées. Ces chaînes de caractères peuvent être liées à un élément de l'image, ou à l'image elle-même. Ces chaînes sont stockées et peuvent être recherchées de manière structurée, comme dans les bases de données SQL. La technique utilisée dans ces systèmes souffre de limitations importantes :

- Les descripteurs textuels dépendent de ce que l'utilisateur peut saisir lors de la création de la base d'images. Des utilisateurs différents peuvent décrire la même image d'une manière différente, et le même utilisateur peut décrire la même image d'une manière différente en analysant l'image une deuxième fois.
- Plusieurs attributs d'image, par exemple, la texture et la distribution de la couleur, sont difficiles à décrire sans ambiguïté en utilisant les descripteurs textuels.
- La saisie de chaînes de caractères dans une base de données exige beaucoup d'effort, et nécessite trop de temps.

La recherche dans ce cas se fait selon l'approche textuelle traditionnelle des bases de données relationnelles.

1.2 LA DEUXIÈME GÉNÉRATION

La deuxième génération de systèmes de recherche d'images offre différentes manières d'interroger la base d'images, permettant des recherches selon les attributs visuels des images comme la texture, la forme et la couleur. Cette approche (basée sur les attributs visuels) peut être combinée avec la recherche basée sur le texte.

La recherche dans les systèmes de cette génération se base sur une mesure de similarité qui classe les images selon leur degré de similitude à l'image requête.

1.3 LA TROISIÈME GÉNÉRATION

Ces systèmes sont encore en cours de réalisation. Ils sont supposés être capables de travailler d'une manière intelligente, semblable au fonctionnement du système visuel humain. Ces systèmes devaient apprendre à partir de quelques exemples et de tirer des conclusions fondées sur l'expérience. Ces systèmes restent encore hypothétiques car la connaissance du système visuel humain est limitée.

Nous nous intéressons dans notre travail à la recherche d'images basées sur leurs attributs visuels. Comme nous l'avons déjà mentionné, la recherche basée sur le contenu visuel se base sur l'extraction des attributs visuels des images de la base, et les comparer à ceux de l'image requête.

2. OBJECTIFS DE L'ÉTUDE

L'objectif principal de ce mémoire est d'étudier l'état de l'art du domaine de la recherche d'images par le contenu.

Le deuxième objectif consiste à utiliser les connaissances tirées de cette étude et construire un prototype d'un système de recherche d'images par le contenu.

Nous nous intéressons dans notre cas aux images couleurs. Les attributs de couleur sont considérés parmi les attributs bas niveau les plus utilisés pour la recherche d'images dans les bases d'images. Ils ont été utilisés dans plusieurs systèmes de recherche par le contenu tels que QBIC (3) et Chabot (4). L'utilisation de la couleur dans ce domaine est motivée par deux facteurs. D'abord, la couleur est un descripteur puissant qui facilite l'identification et l'extraction d'objets à partir d'une scène (5). De plus, les humains peuvent discerner des milliers de nuances et d'intensités de couleurs différentes, comparé à environ deux douzaines de niveaux de gris. Nous avons essayé par le présent travail de construire un prototype d'un système de recherche d'images couleurs par le contenu et de présenter une contribution à chaque étape.

3. LE TRAVAIL EFFECTUÉ

Les histogrammes de couleur constituent l'une des techniques les plus utilisés pour la recherche d'images par le contenu. Nous avons dans un premier lieu traité la problématique concernant le nombre de couleurs utilisées pour la représentation d'une image en menant une investigation expérimentale à ce sujet. Les paramètres déduits de cette étude vont être la base de la réalisation du prototype en utilisant les histogrammes de couleur.

Notre contribution s'est soldée par l'apport d'une touche personnelle ayant permis d'apporter des améliorations aux histogrammes de couleur.

Ensuite nous avons proposé les prémisses d'une nouvelle mesure de performance qui

intègre le temps d'exécution dans son calcul.

4. ORGANISATION DU MÉMOIRE

Ce mémoire est structuré en quatre chapitres.

Le premier chapitre porte sur la définition du domaine, il s'agit de la recherche d'images par le contenu. Ce chapitre explique le principe de fonctionnement des systèmes de recherche d'images par le contenu, leur architecture, et les différentes techniques de base utilisées pour leur construction.

Le deuxième chapitre concerne l'utilisation de la couleur dans le domaine de la recherche d'images par le contenu, ainsi que les différents descripteurs utilisés pour la représentation de la couleur.

Le troisième chapitre représente un tour d'horizon portant sur les techniques à base d'histogrammes de couleur.

Le quatrième chapitre présente les différentes étapes de notre travail.

En conclusion nous présentons les points importants de ce travail et quelques perspectives qui découlent de cette étude.

CHAPITRE 1

LA RECHERCHE D'IMAGES PAR LE CONTENU: CONCEPTS DE BASE

“L'ouvrier qui veut bien faire son travail doit commencer par aiguïser ses instruments.”

Confucius

La recherche d'images par le contenu constitue actuellement un axe de recherche très actif. Plus de 300 papiers dans le domaine sont publiés chaque année. C'est un domaine passionnant et représente le futur des moteurs de recherche. Dans ce chapitre nous allons présenter les concepts de base du domaine qui constituent ses différents axes de recherche.

Plan du chapitre

1. Introduction
2. Extraction d'attributs
3. Mesures de similarité
4. Indexation des attributs
5. L'interaction utilisateur
6. Evaluation des performances
7. Domaines d'application
8. Conclusion

1. INTRODUCTION

Depuis les années 1970, la recherche d'images a été un domaine de recherche très actif au sein de deux grandes communautés de recherche: gestion de bases de données et la vision et infographie. Ces deux communautés de recherche étudient la recherche des images sous deux angles différents. Le premier est principalement basé sur le texte, tandis que le second repose sur les propriétés visuelles des images (6).

Dans la recherche d'images par le contenu, les images sont automatiquement indexées par leur contenu visuel à travers les attributs extraits automatiquement tels que la couleur, la texture, ou la forme.

Un système typique de recherche d'images par le contenu est décrit par la Figure 1.1 (6). La collection des images de la base de données contient des images brutes à des fins d'affichage visuel. La base d'attributs stocke les caractéristiques visuelles extraites des images nécessaires à la recherche d'images basée sur le contenu. La base des annotations textuelles contient des mots clés et du texte libre décrivant les images.

Le moteur de recherche comprend une interface de requête et une unité de traitement des requêtes. L'interface de requête, qui emploie généralement l'affichage graphique et des techniques de manipulation directe, collecte des informations auprès des utilisateurs et affiche les résultats de la recherche. L'unité de traitement des requêtes interprète par la suite la requête utilisateur en une forme interne qui est ensuite soumise au SGBD. En outre, afin d'obtenir des résultats plus pertinents et rapprocher l'utilisateur du système les utilisateurs sont généralement autorisés à communiquer avec le moteur de recherche de manière interactive.

Ce chapitre est organisé comme suit. Dans la section 2, l'extraction de certains attributs couramment utilisés, tels que la couleur, la texture des objets et d'autres sont brièvement décrits. La section 3 présente quelques fonctions de similarité. Certaines techniques d'indexation des attributs sont présentées dans la section 4. La section 5 concerne l'interaction utilisateur. La section 6 traite l'évaluation des performances des systèmes de recherche d'images par le contenu. La section 7 présente les domaines d'application de la CBIR et nous terminons ce chapitre par une conclusion.

2. L'EXTRACTION D'ATTRIBUTS

L'extraction d'attributs représente la base de recherche d'images par le contenu. Les attributs peuvent être d'ordre général ou spécifique. Les attributs d'ordre général comprennent généralement la couleur, la texture, la forme, les relations spatiales. Alors que les attributs d'ordre spécifique à un domaine sont utilisés dans des domaines spécialisés tels que la reconnaissance du visage ou de reconnaissance des empreintes digitales.

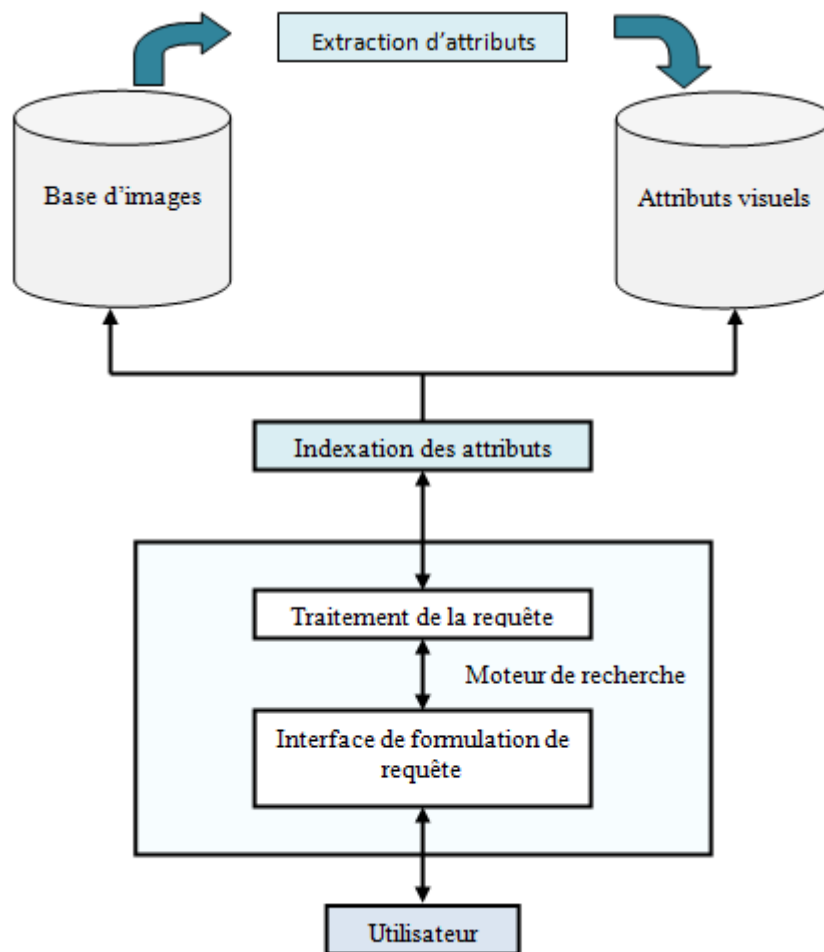


Figure 1.1 : Architecture d'un système de recherche d'images par le contenu.

Chaque attribut peut avoir plusieurs représentations. Par exemple, l'histogramme de couleurs et les moments de couleur sont les deux des représentations de la couleur d'une image. En outre, de nombreuses variations de l'histogramme de couleur lui-même ont été proposées.

2.1 LA COULEUR

La couleur est l'un des plus reconnaissables éléments du contenu d'une image (7). Elle est largement utilisée dans la recherche d'images en raison de son invariance par rapport à l'échelle, la translation et la rotation (8). Les éléments clés des attributs de couleur sont : le modèle de couleur, et le choix de la fonction de similarité. Nous parlerons plus en détail de ces notions dans des chapitres suivants.

LES MODÈLES DE COULEUR

Avant de sélectionner un descripteur de couleur, un modèle (espace) de couleur doit être défini. Comme nous le savons une image est composée de pixels. Chaque pixel d'une image peut être représenté comme un point dans un modèle (espace) de couleur à 3 dimensions (généralement). Les plus utilisés sont: RVB (Rouge Vert Bleu), Munsell, CIE L^*a^*b , CIE L^*u^*v , CIE XYZ, TSL (Teinte, Saturation, Luminosité) et il n'y a pas d'unanimité sur l'identité du meilleur.

LES DESCRIPTEURS DE COULEUR

Il existe une large variété de descripteurs de couleur (9): Les histogrammes de couleur, les moments de couleur, les corrélogrammes de couleur, et les vecteurs de cohérence de couleur.

La majorité des systèmes commerciaux de recherche d'images par le contenu utilisent les histogrammes de couleur pour la description de la couleur (10). Pour cette raison nous avons choisi d'utiliser ce descripteur pour la réalisation de notre prototype et nous en parlerons plus en détail ultérieurement.

2.2 LA TEXTURE

La Texture s'est avérée être un des attributs les plus importants pour la classification et la reconnaissance d'objets. Dans (11) la texture a été définie comme étant : l'uniformité, la densité, la grossièreté, la rugosité, la régularité, l'intensité et la direction des objets dans une image. Les écorces d'arbres, les nuages, l'eau, les briques, et les tissus sont des exemples de texture. Dans (12) les deux principales approches de la caractérisation et la mesure de la texture à savoir : les approches statistiques et les approches structurelles, ont été examinées. Dans (13) les auteurs ont mené une étude sur les modèles de texture et les

ont classés en 4 classes : les modèles statistiques, les modèles géométriques, les méthodes basées sur les modèles, et les méthodes de traitement du signal.

Il existe plusieurs techniques pour la description de la texture dans la littérature. Dans (14) la matrice de cooccurrence a été proposée, dans la quelle la dépendance spatiale du niveau de gris de la texture a été explorée. Dans (15) les attributs de Tamura ont été proposés. Les auteurs ont démontré sur la base de mesures psychologiques, que les attributs de base pour la description de la texture sont : la grossièreté (coarseness), le contraste (contrast), la directionnalité (directionality), ressemblance de ligne (linelikeness), régularité (regularity), rugosité (roughness). Deux systèmes de recherche d'images par le contenu : QBIC¹ (16) et MARS² (17; 18) ont adopté les attributs de Tamura pour la représentation de la texture avec quelques améliorations. Une autre

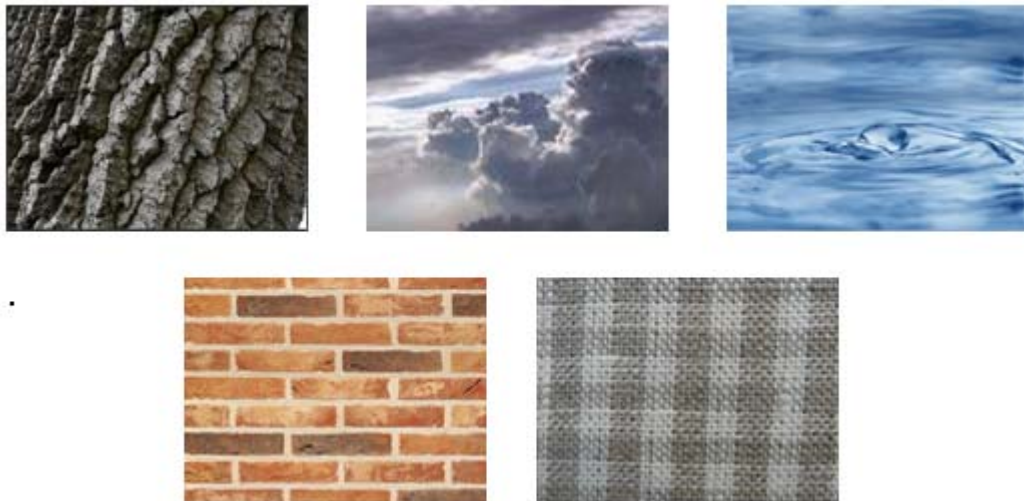


Figure 1.2: Des exemples de textures.

technique est L'algorithme de décomposition de Wold(19). Il décompose la texture d'image en composants de : périodicité, directionnalité, et aspect aléatoire. Ces trois composants correspondent aux dimensions de la perception texturale humaine déterminées par une étude psychologique. Il existe encore une multitude de méthodes : les filtres de Gabor (20), la décomposition en ondelettes(21),le modèle ARS (*Auto*

¹ QBIC (Query By Image Content) : Système de recherche d'images par le contenu développé par IBM. <http://wwwqbic.almaden.ibm.com/>.

² MARS (Multimedia Analysis and Retrieval Systems): Projet au sein de l'université de Illinois, <http://jadzia.ifp.uiuc.edu:8001/>

Régressif Simultané)(9).

2.3 LA FORME

Utilisés dans beaucoup de systèmes de recherche d'images, les attributs de forme sont généralement extraits après un processus de segmentation d'une image(9). Puisque une segmentation précise et robuste est difficile à obtenir, l'utilisation des attributs de forme a été limitée aux applications spécifiques où les objets ou les régions ont été déjà déterminés. Une bonne représentation de la forme d'un objet doit être invariante à la translation, la rotation et au redimensionnement. Sur le plan pratique ce n'est pas facile d'atteindre ce degré de fiabilité d'une description de la forme. Les méthodes de description de la forme peuvent être divisées en trois catégories (22):

DESCRIPTION BASÉE SUR LE CONTOUR (SUR LA BASE DE LA LIMITE EXTÉRIEURE DE LA FORME)

Les descripteurs utilisés de cette catégorie comprennent : la chaîne de code (23), les descripteurs de Fourier (23), et les descripteurs UNL (24).

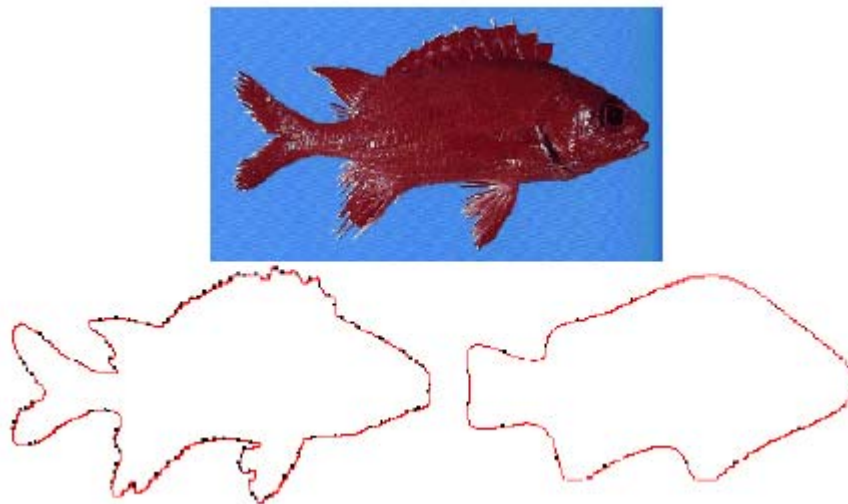


Figure 1.3: Un exemple de la description de la forme basée sur le contour.

DESCRIPTION BASÉE SUR LA RÉGION (SUR LA FORME ENTIÈRE DE LA RÉGION)

Les descripteurs de cette catégorie comprennent : les moments invariants (25), les moments de Zernike (23), les descripteurs morphologiques (26), et les pseudo-moments

de Zernike (24).

REPRÉSENTATIONS COMBINÉES

Nous pouvons envisager l'intégration de plusieurs représentations de base telles que : les moments invariants avec les descripteurs de Fourier, les moments invariants avec les descripteurs UNL.

2.4 LA RELATION SPATIALE

Il existe deux catégories de relations spatiales. La première catégorie, comprenant les relations topologiques, capture les relations entre les contours des éléments. La deuxième catégorie, décrit l'orientation ou les relations directionnelles. Elle capture les positions relatives des éléments à l'égard des autres. Des exemples de relations topologiques sont : «près de», «dans (à l'intérieur)», ou «à côté». Des exemples de relations directionnelles sont "devant", "à gauche de" et "au-dessus de". Une méthode célèbre pour la description de la relation spatiale est le graphe relationnel (GR) (27), dans laquelle les objets sont représentés par des nœuds, et les relations par des arcs reliant les nœuds. Une autre méthode connue dans le domaine de la représentation des relations spatiales est l'utilisation des chaînes 2D proposée dans (28). Ces chaînes sont construites en projetant les images sur les axes x et y. Deux ensembles de symboles, V et A sont définis sur la projection. Chaque symbole dans V représente un objet dans l'image.

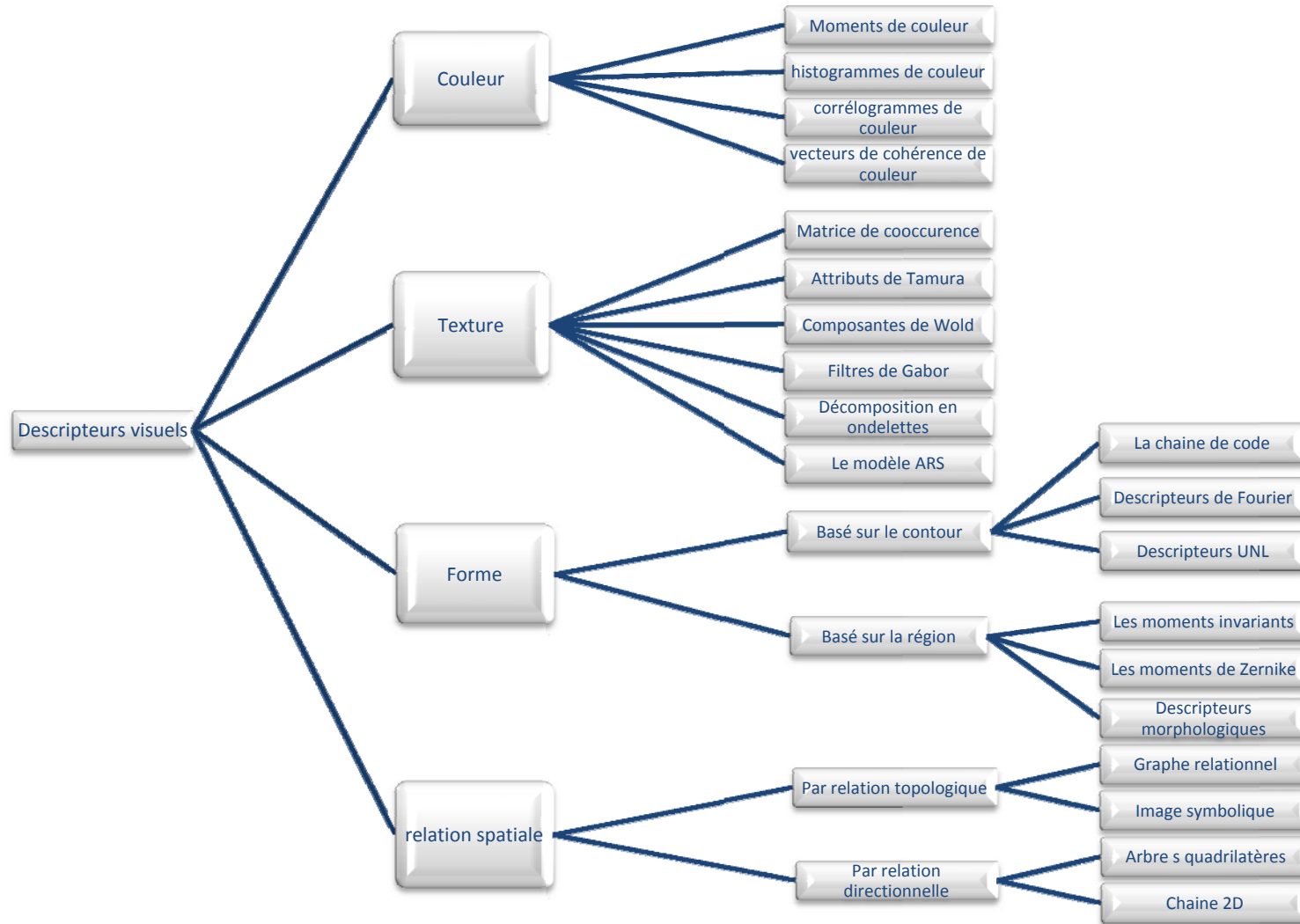


Figure 1.4: Récapitulatif des différents descripteurs visuels.

Chaque symbole dans A représente un type de relation spatiale entre les objets. En plus des chaînes 2D, les arbres quadrilatères spatiaux (29), et l'image symbolique (30) sont également utilisés pour la représentation des informations spatiales. Toutefois, la recherche d'images basée sur les relations spatiales des régions reste un problème difficile de la recherche d'images par le contenu, car une segmentation fiable des objets ou régions est souvent impossible, sauf dans des applications limitées.

3. MESURES DE SIMILARITÉ

Au lieu d'un appariement exact, la recherche d'images par le contenu calcule des similarités visuelles entre une image requête et les images de la base d'images. En conséquence, le résultat d'une recherche n'est pas une seule image mais une liste d'images ordonnées selon leur degré de similitude avec l'image requête. Plusieurs mesures de similarités ont été proposées dans la littérature. Les différentes mesures de similarité influencent les performances de recherche des systèmes de recherche par le contenu(9).

Plusieurs mesures de similarité sont basées sur la distance L_p entre deux points.

Pour deux points donnés (x,y) dans R^k la distance L_p est définie par :

$$L_p = \left(\sum_{i=1}^k |x_i - y_i|^p \right)^{1/p} \quad 1.1$$

Où $P=1,2$ ou ∞ .

Le choix de la mesure de similarité la plus appropriée dépend du niveau d'abstraction de la représentation de l'image : images brutes (pixels) ou attributs visuels.

- Images brutes (pixels)

Au plus bas niveau d'abstraction, les images sont tout simplement des agrégations de pixels. La comparaison entre les images, est réalisée pixel par pixel, et les mesures de similarité couramment utilisées comprennent : le coefficient de corrélation, la somme des valeurs absolues des différences (SVAD), la distance des moindres carrés, et l'information mutuelle (31). La comparaison au niveau des pixels est très spécifique et, par conséquent, n'est utilisée que lorsque des appariements relativement précis sont nécessaires.

- Attributs visuels

Les attributs visuels sont des valeurs numériques de données extraites des images ou des objets dans les images, tels que la couleur, la forme et la texture. Plusieurs mesures de similarité sont couramment utilisées pour la comparaison d'attributs: la distance euclidienne, la distance de Minkowsky, et la distance d'intersection.

4. INDEXATION DES ATTRIBUTS

Un autre facteur important dans la recherche d'image par le contenu est l'indexation efficace et la recherche rapide des images en se basant sur les attributs visuels. Puisque les vecteurs d'attributs tendent à avoir une dimensionnalité élevée, et ne sont pas, pour cette raison, bien adaptés aux structures d'indexation traditionnelles, une réduction de la dimension est généralement utilisée avant de mettre en œuvre un schéma d'indexation. L'une des techniques les plus utilisées est l'APC (l'Analyse en Composantes Principales). QBIC (Query By Image Content) a utilisé APC pour réduire un vecteur d'attributs de forme d'une dimensionnalité de 20 en un vecteur de deux ou trois dimensions(32).

Après une réduction de la dimension, les données multidimensionnelles sont indexées. Plusieurs approches ont été proposées à cette fin, nous pouvons en citer quelques unes : l'arbre k-d (33), l'arbre de priorité K-d (34), l'arbre quadrilatère (35), l'arbre K-D-B (36), l'arbre hB (33), l'arbre R (37; 38) et ses deux variantes : l'arbre R+ (39)et l'arbre R* (40). Parmi eux, l'arbre R, et ses variantes sont les plus populaires (8). Une comparaison des performances des différentes techniques d'indexation peut être trouvée dans (41; 34).

5. L'INTERACTION UTILISATEUR

Pour la tâche d'extraction d'images par le contenu l'interaction utilisateur/ système est cruciale car la formulation et la modification flexibles des requêtes peuvent seulement être obtenues en faisant participer l'utilisateur dans le processus de recherche. L'interface utilisateur des systèmes d'extraction d'images par le contenu se composent principalement: d'un module de formulation de requête et un autre pour la visualisation des résultats. La spécification du type d'images que l'utilisateur souhaiterait extraire de la base peut être réalisée de plusieurs manières. Les techniques de formulation de requêtes peuvent être classifiées en 4 catégories: parcours de catégories (category browsing), requête par concept (query by concept), requête par croquis (query by sketch), et requête par exemple (query by example).

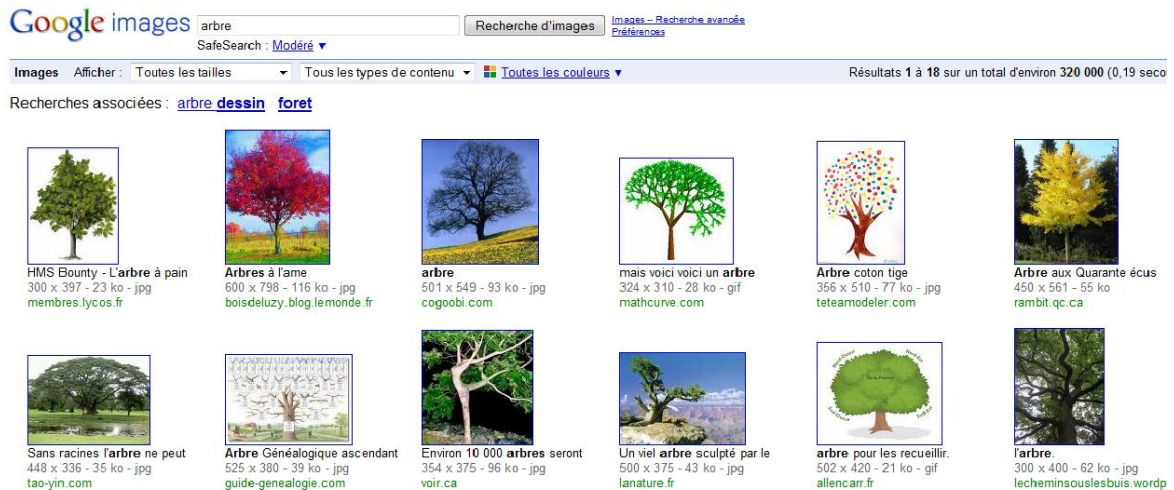


Figure 1.5: Requête par concept (arbre). Google : <http://www.google.com/>.



Figure 1.6: Requête par croquis. DrawSearch : <http://deecom03.poliba.it/DrawSearch/DrawSearch.html>.

Le parcours par catégorie consiste à parcourir les images de la base de données qui sont déjà classifiées dans différentes catégories selon leur contenu visuel(42). Requête par concept consiste à extraire les images selon la description conceptuelle associée à chaque image de la base(9). La requête par croquis (43) permet à l'utilisateur de dessiner un croquis d'une image en utilisant un outil de dessin. La requête et par exemple visuel (44) consiste à fournir une image exemple au système. Cette image peut être interne ou externe.



Figure 1.7: Requête par image exemple. Viper: <http://viper.unige.ch/doku.php>.

LE FEEDBACK DE PERTINENCE

Le feedback de pertinence est une technique d'apprentissage supervisée employée pour améliorer l'efficacité des systèmes d'information. L'idée principale est d'utiliser les exemples positifs et négatifs pour améliorer les performances des systèmes de recherche. Pour une requête donnée, le système effectue une recherche dans la base d'images et retourne un ensemble d'images classées selon leur degré de similarité à l'image requête. Ensuite l'utilisateur marque les images retournées en tant qu'appropriées (exemples positifs) à la requête ou non (exemple négatifs). Le système raffinerait ensuite ces résultats de recherche et présenterait une nouvelle liste d'images à l'utilisateur. Ainsi la difficulté principale est comment utiliser ces exemples négatifs et positifs pour raffiner la recherche.

6. ÉVALUATION DES PERFORMANCES

Si nous voulons évaluer les performances d'une recherche d'images, il faut qu'on dispose d'un ensemble d'images de test et un terrain de vérité (ground truth), c'est-à-dire que nous savons préalablement quelles sont les images appropriées à l'image requête dans la base d'images. Pour une évaluation significative il est important d'avoir un ensemble

représentatif d'images requêtes. Ceci veut dire que l'ensemble des images requêtes doit être choisi d'une manière minutieuse. La situation idéale pour une recherche est que seules les images appropriées soient retournées, et qu'il n'y a pas d'images appropriées qui manquent.

Le rappel et la précision sont, sans doute, les mesures de performance les plus utilisées pour évaluer la performance d'une recherche. Ils peuvent être calculés comme suit:

$$Rappel = \frac{|a|}{|a + b|} \quad 1.2$$

$$Précision = \frac{|a|}{|a + c|} \quad 1.3$$

Les ensembles a, b, c et d sont définis par la Figure 1.8.

La précision représente la portion des images appropriées retournées par rapport aux images retournées.

Le rappel représente la portion des images appropriées retournées par rapport aux images de la base appropriées à l'image requête.

La tâche d'évaluation des systèmes de recherche d'images est une tâche coûteuse et laborieuse(45). Les grandes compagnies telles que Google et Yahoo peuvent effectuer de telles évaluations elles-mêmes, mais pour les petites entreprises et institutions de recherche une bonne option est souvent d'utiliser une base d'images de test créée par d'autres.

Deux problèmes majeurs s'imposent lors de l'évaluation des systèmes de recherche d'images par le contenu.

Le premier est lié à l'absence d'une base d'images standard, gratuite et commune pour l'évaluation des performances. Ceci mène à une évaluation subjective des performances.

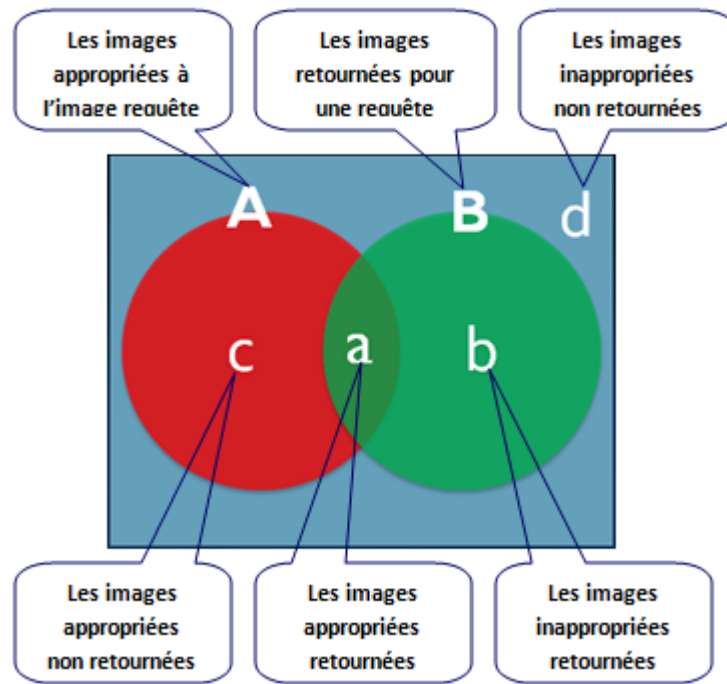


Figure 1.8: Schéma représentatif pour l'explication des mesures de performance de la recherche d'images.

Le deuxième est l'absence d'un moyen commun pour juger de la pertinence de la réponse à une requête. Une solution à ce problème est d'utiliser les bases d'images contenant des sous ensembles de thèmes différents et le jugement sur la pertinence est donné par la collection elle-même puisqu'elle contient des groupes distincts d'images.

7. DOMAINES D'APPLICATION

Une décennie passée, dans (46) 12 domaines d'application pour lesquels la recherche d'images par le contenu a prouvé son utilité, ont été identifiés :

- la prévention du crime
- le domaine militaire
- la propriété intellectuelle
- la conception (architecturale/d'ingénierie)
- la mode est le décor intérieur
- le journalisme et la publicité
- le diagnostic médical
- l'information géographique et systèmes de télédétection
- le patrimoine culturel
- l'éducation et la formation

- le divertissement à domicile
- la recherche sur le Web

8. CONCLUSION

Dans ce chapitre nous avons essayé de décrire très brièvement les concepts de base pour la construction d'un système de recherche d'images par le contenu. Nous avons abordé dans un premier lieu les différents descripteurs visuels et leurs techniques de représentation. Par la suite nous avons parlé des mesures de similarité, des techniques d'indexation, de l'interaction utilisateur, et de l'évaluation des performances.

À la fin de ce chapitre, nous avons présenté les domaines d'application de la recherche d'images par le contenu. Comme nous pouvons le constater, la recherche d'images par le contenu, s'est imposée dans tous les domaines de notre vie quotidienne. Par conséquent elle attire beaucoup d'attention et devient un axe de recherche très actif avec tous ses aspects.

CHAPITRE 2

LA COULEUR ET LA RECHERCHE D'IMAGES PAR LE CONTENU

“La vie est comme un arc-en-ciel: il faut de la pluie et du soleil pour en voir les couleurs.”

Les images couleurs possèdent une place prédominante dans le domaine du multimédia actuellement. La couleur est le descripteur le plus puissant des images. Dans ce chapitre nous présentons les notions de base pour la recherche des images couleurs en se basant sur la couleur.

Plan du chapitre

1. Introduction
 2. Les systèmes à base de requête par le contenu
 3. Requête par le contenu basée sur la couleur
 4. Les modèles de couleur
 5. Les descripteurs de la couleur
 6. Conclusion
-

1. INTRODUCTION

Les progrès récents dans les systèmes de bases de données multimédias ont abouti à des solutions pour l'intégration et la gestion d'une variété de formats multimédias : images, vidéos, audio, et texte (47).

Les progrès dans le domaine de l'extraction d'attributs ainsi que l'analyse du contenu des images ont permis de développer de nouvelles fonctionnalités pour la recherche, le filtrage et l'accès aux images en se basant sur les attributs visuels tels que : la couleur (32; 48), la texture (49; 50), la forme (51), et la relation spatiale (52).

Nous nous intéressons à la couleur étant un descripteur très puissant dans le domaine de la recherche d'images par le contenu en particulier et dans le domaine du multimédia en général.

Nous entamons ce chapitre par la notion de la requête par le contenu (section 1 et 2). Par la suite nous présentons quelques modèles de couleur. Quelques descripteurs de couleur seront présentés. Et nous terminons ce chapitre par une conclusion.

2. LES SYSTÈMES À BASE DE REQUÊTE PAR LE CONTENU

Le système d'IBM nommé QBIC (Query By Image Content) est le premier système à base de requête par le contenu (32; 16). Dans ce projet, des méthodes de recherche d'images basées sur la similarité des attributs visuels globaux (couleur, texture, forme), ont été étudiées. Le projet QBIC a mis au point une nouvelle méthode de pré-filtrage des requêtes qui a réduit énormément le nombre des images cibles d'une requête à base de similarité visuelle (53). Le projet de MIT, Photobook, a étendu quelques unes des premières méthodes de requête par le contenu en développant des descripteurs qui fournissent un appariement (matching) efficace ainsi que la capacité de reconstruire les images et leur attributs à partir des descripteurs (50).

Dans (54), un système entièrement automatisé de requête par le contenu nommé VisualSeek a été proposé. Ce système propose une extension des requêtes basées sur le contenu par l'extraction de régions et en permettant une recherche basée sur leurs relations spatiales.

D'autres systèmes de recherche basés sur le contenu tel que WebSEEK (55) et

ImageRover (56) ont mis l'accent sur l'indexation et la recherche d'images sur le Web. Plus récemment le standard MPEG-7 fournit des descripteurs standards pour la couleur, la texture, la forme, le mouvement et d'autres descripteurs pour les données audiovisuelles pour permettre une recherche efficace et rapide(57).

3. REQUÊTE PAR LE CONTENU BASÉE SUR LA COULEUR

L'objectif de la recherche par le contenu basée sur la couleur est de retrouver des images pour les quelles les attributs de couleur sont les plus proches de ceux de l'image requête. Dans (48) les auteurs ont mené une investigation sur l'utilisation des histogrammes de couleur pour la recherche d'objets en couleur contenus dans des images. Les moments de couleur ont été proposés dans (58) pour une recherche rapide dans de grandes bases d'images. Ensuite, les moments de couleur ont été utilisés pour l'indexation des régions d'une image(59).

Chacune de ces approches implique : la conception, le choix d'un espace chromatique (espace de couleur) et une métrique pour le calcul de la distance (similarité) des attributs de couleur. Ce chapitre se déroule comme suit. La section 4 présente quelques modèles de couleur. La section 5 est consacrée à l'exposition de quelques descripteurs de couleur et nous terminons par une conclusion.

4. LES MODÈLES DE COULEUR

La couleur est l'une des composantes principales pour la description et l'analyse des images couleurs dans le domaine de la recherche d'images par le contenu. Comme nous le savons, les couleurs perceptibles par l'œil humain représente une petite gamme de l'ensemble du spectre électromagnétique qui représente tous les rayons, depuis les rayons cosmiques et les rayons X jusqu'aux ondes électriques (Figure 2.1).

Comme le démontre la figure du spectre électromagnétique, les couleurs visibles par l'œil humain s'étendent entre les longueurs d'ondes allant de 4000 à 7000 angströms, représentant respectivement les couleurs : violet et rouge et toutes les couleurs entre les deux. Toutes les autres ondes s'étendant des rayons cosmiques des étoiles jusqu'aux ondes FM de nos radios ne peuvent pas être perçues par l'œil humain. Cette petite gamme du spectre est l'espace de couleur perceptible par l'œil humain.

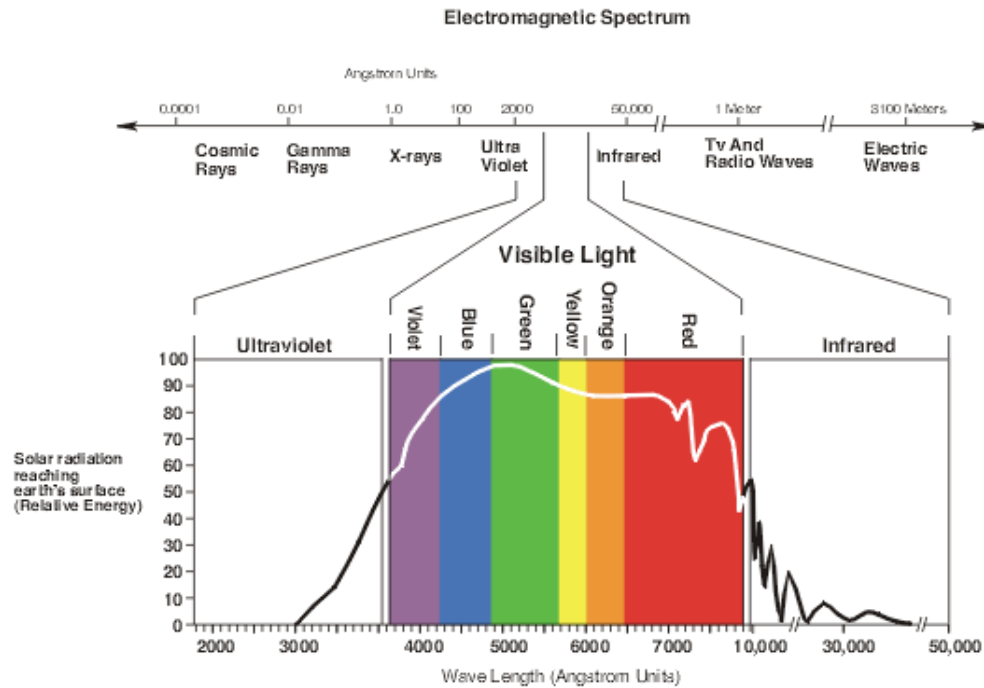


Figure 2.1: Le spectre électromagnétique.

4.1 DÉFINITION DU MODÈLE DE COULEUR

Comme toutes les représentations mathématiques des phénomènes physiques, les couleurs peuvent être exprimées selon différentes manières, chacune ayant ses avantages et ses inconvénients.

Un modèle de couleur (modèle chromatique) est un modèle mathématique abstrait décrivant la façon dont les couleurs peuvent être représentées en tant que tuples de nombres, généralement de trois ou quatre valeur ou composantes de couleur. Le but d'un modèle de couleur est de faciliter la spécification des couleurs d'une manière standard(60).

Les modèles sont des abstractions qui ne peuvent pas décrire une couleur spécifique sans que la référence ne soit définie au préalable.

La première distinction majeure entre les modèles de couleur est la dépendance du dispositif utilisé. Les coordonnées d'une couleur dans un modèle indépendant sont toujours les mêmes sur tous les dispositifs d'affichage. Un exemple de cette catégorie est le modèle XYZ de la CIE (Commission Internationale de l'Eclairage). D'un autre côté, un modèle qui dépend du dispositif de sortie aura différents coordonnées pour la

même couleur pour des dispositifs différents. RVB (Rouge, Vert, Bleu) et CMJ (Cyan, Magenta, Jaune) sont des exemples de cette catégorie.

La deuxième distinction est l'uniformité perceptuelle des couleurs (61). Ceci veut dire qu'une même variation de la valeur des composantes est toujours perçue comme la même variation de couleur. En d'autres termes, la mesure de la variation perçue par un humain est égale à la mesure de la distance mathématique³.

Dans ce qui suit nous allons présenter quelques modèles de couleur.

4.2 LE MODÈLE RVB

Le modèle RVB est le modèle de couleur le plus utilisé pour la représentation de la couleur. Il est composé des trois couleurs primaires : rouge, vert et bleu. Ce modèle est aussi le plus utilisé pour reproduction de la couleur sur les dispositifs d'affichage tels que la télévision et les écrans des ordinateurs. Ces trois couleurs sont appelées les couleurs primaires additives (Figure 2.2).

Par la variation de leur combinaison, d'autres couleurs peuvent être obtenues (62). Ce modèle peut être représenté sous forme d'un cube unitaire (Figure 2.3) avec : noir (0,0,0), blanc(1,1,1), rouge (1,0,0), vert (0,1,0), et le bleu (0,0,1). Et les couleurs secondaires (Figure 2.4): cyan (0, 1,1), magenta (1, 0,1), et le jaune (1, 1,0).

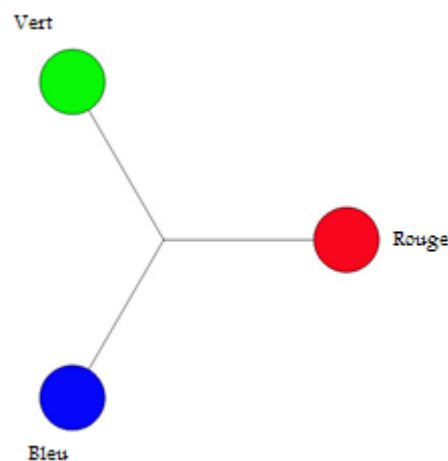


Figure 2.2: Les trois primaires additives de lumière : Rouge, Vert, et Bleu

³ Deux couleurs qui sont proches perceptiblement, sont proches mathématiquement.

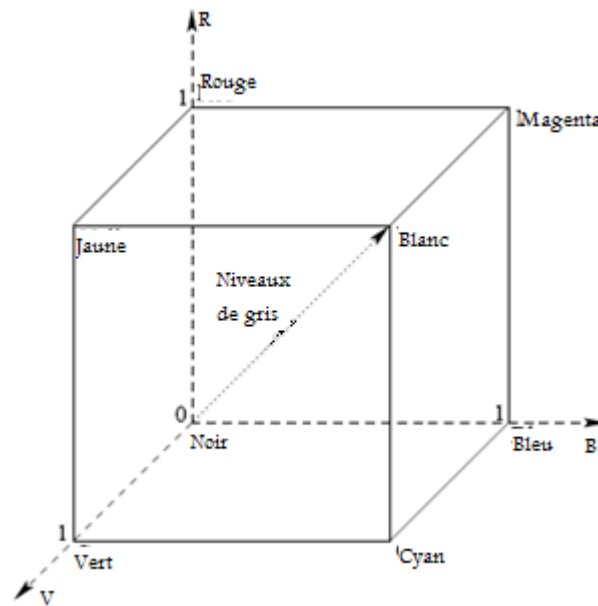


Figure 2.3: Le modèle de couleur RVB

4.3 LE MODÈLE CMJ (CYAN, MAGENTA, JAUNE)

C'est un modèle basé sur les couleurs secondaires du modèle RVB et il est utilisé surtout pour les tâches d'impression (sur papier) (2). Cyan, magenta et le jaune sont les couleurs complémentaires des couleurs : rouge, vert et bleu. Comparé au modèle RVB, aucune des composantes du CMJ est une couleur pure. Il est impossible de créer un noir pur en utilisant ce modèle. Pour surpasser ce problème, le modèle CMJ a été étendu vers un autre modèle nommé CMJN qui utilise le noir (N) comme une quatrième couleur (63).

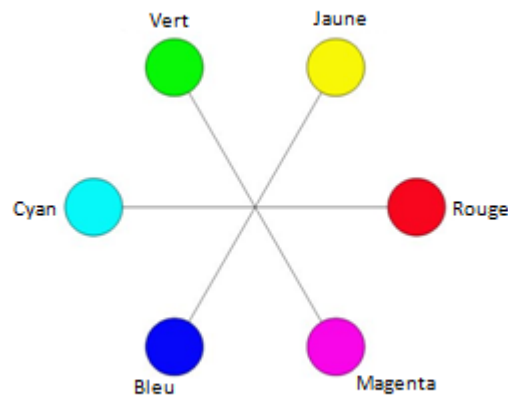


Figure 2.4: Les couleurs primaires de lumière et leur complémentaires (couleurs secondaires)

4.4 LE MODÈLE TSL (TEINTE, SATURATION, LUMINOSITÉ)

Un modèle de couleur dérivé de la façon dont les couleurs apparaissent à un observateur (humain) est le modèle TSL. Ce modèle peut être représenté sous forme d'un cylindre, mais généralement il est représenté sous forme d'un cône. Comme le démontre la Figure 2.5, la teinte représente le composant chromatique dans ce modèle et c'est la définition d'une couleur par la combinaison des couleurs primaires. La saturation se rapporte à la dominance d'une teinte particulière dans une couleur. Une couleur moins saturée est plus proche du blanc tandis qu'une couleur plus saturée est plus proche de la couleur pure trouvée sur l'arête externe du diagramme de la roue de couleurs de TSL (vers les couleurs pures). La luminosité d'une couleur se rapporte à l'intensité (la légèreté ou la noirceur de la couleur). Malgré que les deux composants semblent être similaires, ils ont des effets différents sur la visibilité d'une couleur (Figure 2.6).

4.5 LES MODÈLES DE LA CIE (COMMISSION INTERNATIONALE DE L'ÉCLAIRAGE)

Dans le but de favoriser la compréhension de la couleur, la CIE (Commission International de l'Eclairage), autorité spécialisée dans tout ce qui touche à la lumière, à l'éclairage, à la couleur et aux espaces chromatiques, a adopté des normes dans les années 1930 à propos de plusieurs espaces chromatiques représentant le spectre visible. Cela a rendu la comparaison possible entre les différents espaces chromatiques des différents écrans d'affichage et périphériques sur le marché.

La CIE a mené un ensemble de tests sur un grand nombre de personnes afin de définir un observateur humain moyen hypothétique et sa réaction à la couleur, soit un profil désigné comme `` l'observateur de référence ``.

L'œil humain possédant trois types de capteurs de couleurs qui réagissent à des plages de longueurs d'ondes différents, il faudrait un diagramme tridimensionnel pour obtenir une représentation complète de la totalité des couleurs visibles.

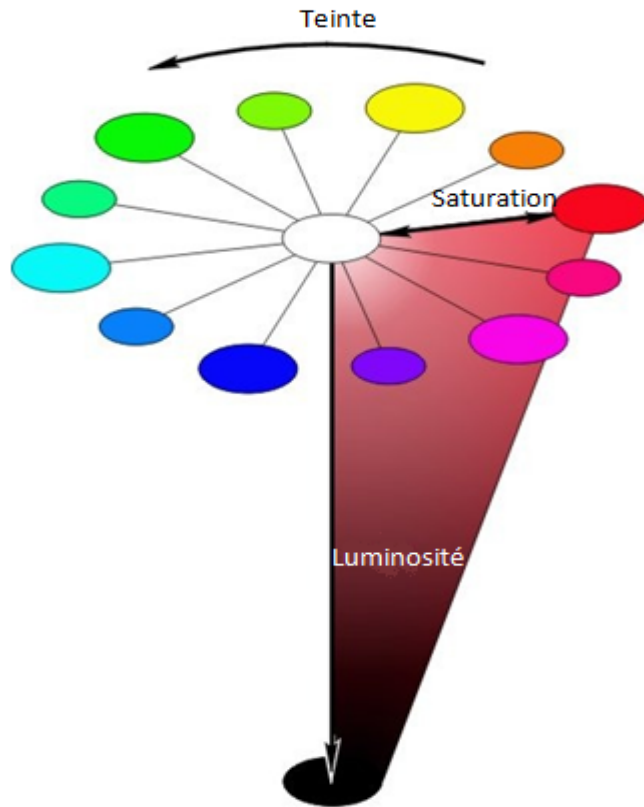


Figure 2.5: La teinte, la saturation, et luminosité représentées sur une roue de couleurs sous forme d'un cône.

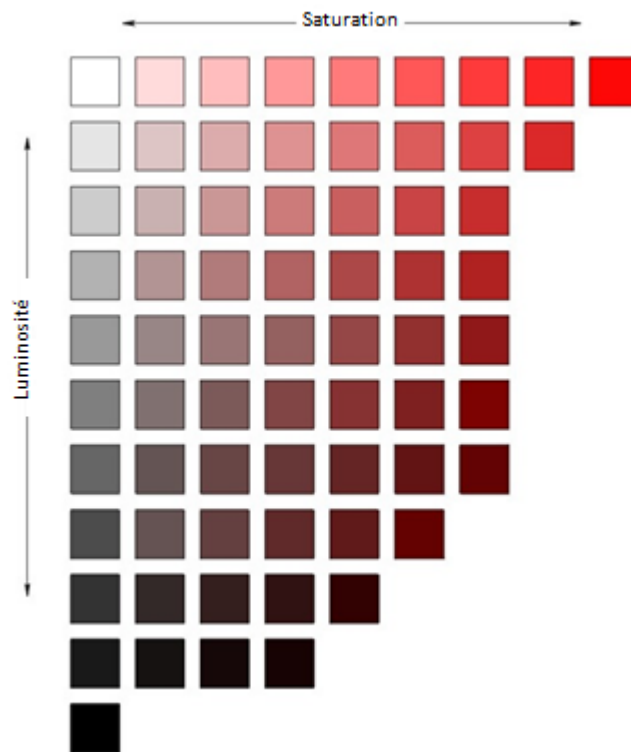


Figure 2.6: Comparaison entre la saturation et la valeur dans le modèle TSL

LE MODELE CIE XYZ

La CIE a développé le système chromatique XYZ (Figure 2.7), également connu sous l'appellation "système chromatique de référence". Il est toujours utilisé comme système de référence habituel pour la définition des couleurs perçues par l'œil humain et pour d'autres espaces chromatiques. Tout comme le modèle chromatique RVB et ses primaires additives, le système CIE-XYZ (utilise trois primaires imaginaires définies spectralement⁴, X, Y et Z, qui sont la représentation de couleurs (ondes électromagnétiques) pouvant se combiner pour décrire toutes les couleurs visibles pour "l'observateur de référence".

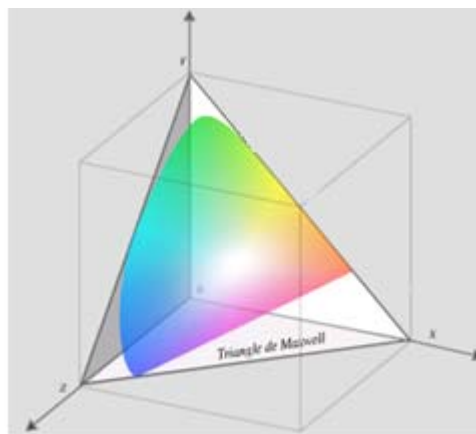


Figure 2.7: Représentation du modèle CIE XYZ par le triangle de Maxwell

LE MODÈLE LAB

Le modèle chromatique Lab (Figure 2.8) a été développé par la CIE en 1976 dans le but d'améliorer la représentation des couleurs. Il s'agit du modèle chromatique le plus complet utilisé conventionnellement pour décrire l'ensemble des couleurs visibles pour l'œil humain⁽⁶⁴⁾. Il s'agit d'un espace chromatique tridimensionnel dans lequel les différences de couleurs perçues comme étant d'importance égale sont également séparées par des distances égales.

Chaque couleur peut être précisément désignée à l'aide de ses valeurs a et b spécifiques et de sa luminosité L.

⁴ XYZ représentent trois couleurs primaires fictives ou imaginaires qui n'ont pas de corrélat physique réel i.e. il n'existe pas de sources de lumières réelles ou lampes qui aient ces couleurs. XYZ sont des entités mathématiques conçus pour faciliter les calculs de repérage en couleur.

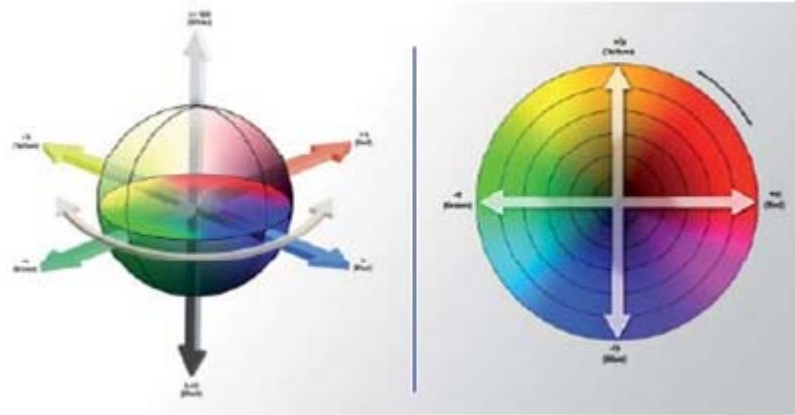


Figure 2.8: Le modèle CIE LAB.

Les trois paramètres du modèle représentent la luminance de la couleur, L (le niveau L le plus faible donne du noir), sa position entre le rouge et le vert, a (le niveau a le plus faible donne du vert) et sa position entre le jaune et le bleu, b (le niveau b le plus faible donne du bleu), en fonction d'un point blanc de référence.

Cependant, l'avantage de cet espace chromatique est son indépendance par rapport au matériel, et l'objectivité qui en résulte(64). La même combinaison de a , b et L décrit toujours exactement la même couleur.

5. LES DESCRIPTEURS DE LA COULEUR

Un descripteur de couleur est une quantité numérique qui décrit l'attribut chromatique d'une image. Comme pour la texture et la forme, il est possible d'extraire des descripteurs de couleur de l'image d'une manière globale à partir de l'image entière, ou locale à partir de différentes régions de l'image.

Les descripteurs globaux capturent la couleur du contenu de l'image entière, mais ne capture aucune information sur la disposition spatiale, alors que les descripteurs locaux peuvent être utilisés en conjonction avec la position et la taille des régions correspondantes pour décrire la structure spatiale de la couleur de l'image.

Dans ce qui suit quelques descripteurs de couleur vont être présentés.

5.1 LES MOMENTS DE COULEUR

Les moments de couleur ont été utilisés dans plusieurs systèmes de recherche d'images

par le contenu tel que QBIC (3; 16), mathématiquement les trois premiers moments sont définis par :

$$\mu_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N f_{ij} \quad 2.1$$

$$\sigma_i = \left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (f_{ij} - \mu_i)^2 \right)^{1/2} \quad 2.2$$

$$s_i = \left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (f_{ij} - \mu_i)^3 \right)^{1/3} \quad 2.3$$

Où f_{ij} est la valeur de la i ème composante chromatique du pixel j , et N le nombre de pixels de l'image.

Les moments de couleur est une représentation compacte comparée aux autres descripteurs de couleur. Car seulement 9 valeurs (3 pour chaque composante chromatique) sont utilisées pour représenter le contenu d'une image. Pour cette raison ils peuvent diminuer le pouvoir de discrimination (description).

5.2 LES HISTOGRAMMES DE COULEUR

Les histogrammes de couleur(9) servent à représenter le contenu chromatique d'une image efficacement si le motif de couleur est le même pour toutes les images de la base. Les histogrammes de couleur (Figure 2.9) sont faciles à calculer et sont efficaces pour caractériser la distribution globale ainsi que locale d'une image.

Les histogrammes sont invariants à la translation, à la rotation, et au redimensionnement. Les histogrammes sont très efficaces pour la recherche basée seulement sur la couleur (5). Cependant leur inconvénient majeur est qu'ils ne tiennent pas compte de l'information spatiale sur la distribution de la couleur.

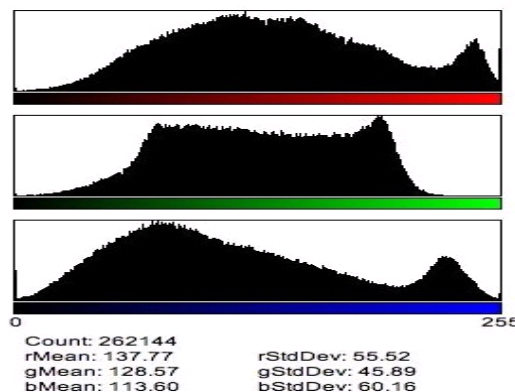


Figure 2.9: Les histogrammes de couleur.

5.3 LES CORRÉLOGRAMMES DE COULEUR

Les corrélogrammes créent une représentation visuelle de l'image similaire à celle de la Figure 2.10. En utilisant ce diagramme, une voie simpliste de noter comment l'information spatiale est incluse dans un corrélogramme; est de noter que le pixel bleu foncé cerclé est 3 Pixel à gauche et un Pixel au dessous du cadre rouge moyen carré. Ainsi tandis que l'histogramme notera le nombre de couleurs et leurs intensités, un corrélogramme pourra noter l'information spatiale en indiquant la distance entre les différentes couleurs. Par conséquent, en comparant deux images différentes, c'est non seulement les composants de couleur qui sont comparés, mais également la distance entre eux. Malgré que les deux méthodes de comparaison de couleur d'image aient une bonne performance, les corrélogrammes sont plus stables envers la variation de la couleur, la variation de l'apparence, et le changement du contraste et de la brillance (9).

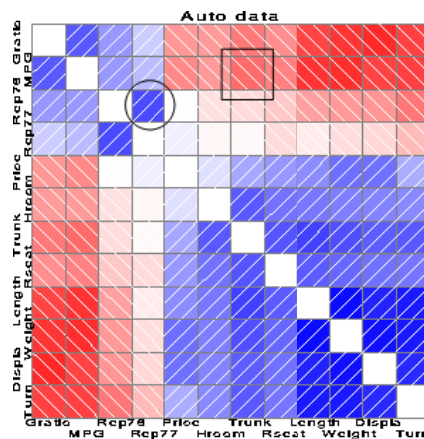


Figure 2.10: Représentation d'un corrélogramme de couleur

6. CONCLUSION

Dans ce chapitre nous avons exposé les concepts de base pour la recherche d'images couleur par le contenu.

La couleur est un descripteur très puissant pour la description des images couleurs. De ce fait nous l'avons utilisé pour la réalisation de notre prototype. Les histogrammes de couleur, étant le descripteur de couleur le plus utilisé dans les projets, académiques ainsi que commerciaux, de recherche d'images couleur par le contenu, ont été utilisés pour la réalisation de notre prototype.

CHAPITRE 3

LES HISTOGRAMMES DE COULEUR

Les histogrammes de couleur est une technique de description de la couleur. Dans ce chapitre nous allons les présenter d'une manière plus détaillée : leur principe de fonctionnement et les différentes techniques existantes.

Plan du chapitre

1. Introduction
 2. Définition
 3. Les histogrammes globaux de couleur
 4. Les histogrammes locaux de couleur
 5. Les techniques de recherche à base d'histogrammes de couleur
 6. Les mesures de distance
 7. Conclusion
-

1. INTRODUCTION

Dans le deuxième chapitre, nous avons essayé d'introduire la notion de la recherche d'image couleur par le contenu. Les histogrammes de couleur, étant considérés parmi les descripteurs de la couleur les plus utilisés. Dans ce chapitre nous allons présenter ce descripteur d'une manière plus détaillée.

2. DÉFINITION

L'histogramme de couleur est un ensemble de barres verticales où chaque barre dénote le nombre de pixels dans une image appartenant à une couleur particulière.

Un histogramme de couleur H pour une image est défini comme un vecteur :

$$H = \{H[1], H[2], H[3], \dots, H[i], \dots, H[N]\} \quad 3.1$$

Où i est une couleur appartenant à un espace de couleur, et $H[i]$ est le nombre de pixels ayant la couleur i dans l'image, et N est le nombre de barres de l'histogramme i.e., le nombre de couleurs utilisées dans le modèle de couleur utilisé.

Typiquement, chaque pixel de l'image sera affecté à une barre d'un histogramme de couleurs de cette image, en outre, dans l'histogramme de couleur d'une image, la valeur de chaque barre est le nombre de pixels qui ont la même couleur. Afin de comparer des images de différentes tailles, les histogrammes de couleur doivent être normalisés. L'histogramme de couleur normalisé H' est défini par:

$$H' = \{H'^{[1]}, H'^{[2]}, H'^{[3]}, \dots, H'^{[i]}, \dots, H'^{[N]}\} \quad 3.2$$

Tel que : $H'[i] = \frac{H[i]}{p}$. p est le nombre de pixels d'une image.

Il existe deux types d'histogrammes de couleur : les histogrammes globaux (HGC) de couleur et les histogrammes locaux de couleur (HLC).

3. LES HISTOGRAMMES GLOBAUX DE COULEUR

L'histogramme global d'une image décrit la distribution de la couleur en utilisant un nombre de barres. En utilisant un histogramme global de couleur (HGC), une image va être décrite sous forme d'un vecteur. Alors la distance entre deux images va être

réduite en une distance entre deux vecteurs (deux histogrammes de couleur). L'exemple suivant explique comment fonctionne la comparaison par les histogrammes de couleur.

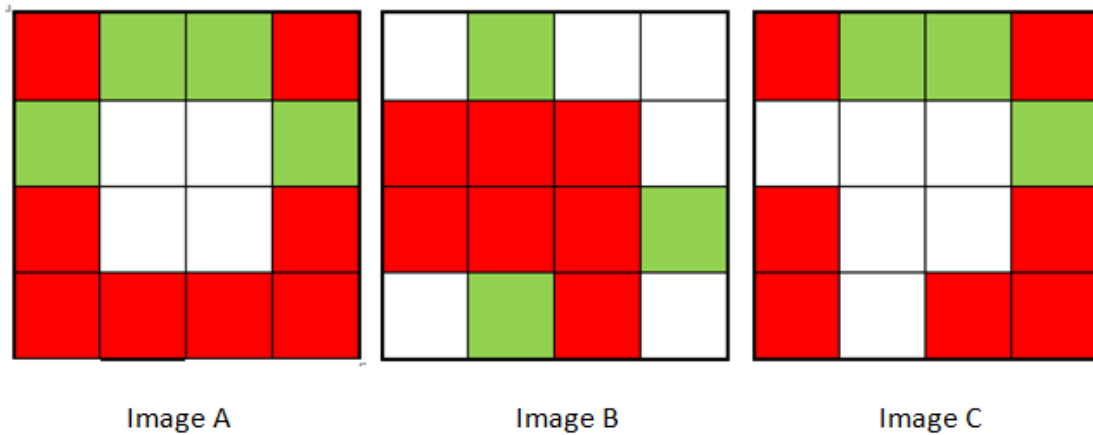


Figure 3.1: Les images A,B et C.

Dans l'exemple représenté par la Figure 3.1, l'histogramme de couleur pour chaque image peut être calculé. On obtient :

A : {vert : 25%, blanc : 25%, rouge : 50%},

B : {vert : 18,75%, blanc : 37,5%, rouge : 43,75%},

C : {vert : 18,75%, blanc : 37,5%, rouge : 43,75%}.

Si nous utilisons la distance euclidienne pour calculer la distance entre les histogrammes globaux des images A et B.

$$d_{HGC}(A, B) = 0,153$$

La distance entre A et C est égale à la distance entre A et B, et la distance entre B et C est zéro.

Les histogrammes de couleur constituent la technique de description de la couleur la plus utilisée pour la recherche d'images basée sur la couleur(2). Cependant ils n'incluent pas des informations spatiales concernant la distribution de la couleur. Alors la distance entre les images ne peut pas montrer la différence réelle entre les images. Par exemple, la distance entre les images A et C doit être plus petite que la distance entre A et B, mais en utilisant HGC on obtient la même distance. En outre

dans le cas des HGC, il est possible que deux images aient une distance très petite entre leurs histogrammes de couleur (comme dans le cas de B et C), alors qu'elles sont très différentes. Ceci est l'inconvénient majeur des HGC. Un autre inconvénient est qu'ils peuvent être influencés par la variation de l'illumination(65). Les histogrammes de couleur possèdent aussi des avantages qui font d'eux une technique de description très puissante (66). Les histogrammes de couleur sont robustes : ils sont invariants à la rotation à la translation et à l'échelle. Ils sont aussi simples à mettre en œuvre. En outre ils sont très rapides : le calcul de l'histogramme de couleur d'une image de taille $M \times M$ est d'une complexité de l'ordre M^2 , et la comparaison d'histogrammes en utilisant n couleurs est d'une complexité de l'ordre n . De plus ils utilisent un espace faible pour la description des images : la taille de l'histogramme de couleur est beaucoup plus petite que la taille de l'image elle-même.

4. LES HISTOGRAMMES LOCAUX DE COULEUR

Pour surpasser l'inconvénient majeur des histogrammes de couleur qui est le manque de l'information spatiale concernant la distribution de la couleur, les histogrammes locaux ont été mis en œuvre. Cette approche consiste à segmenter l'image en un ensemble de blocs (d'une certaine manière), et calculer l'histogramme de couleur pour chaque bloc. Cette fois-ci la comparaison des images se fait par la comparaison des histogrammes de couleur des différents blocs. Cette segmentation rajoute une information spatiale concernant la distribution de la couleur d'un côté, mais de l'autre côté, elle altère la robustesse des histogrammes de couleur.

5. LES TECHNIQUES DE RECHERCHE À BASE D'HISTOGRAMMES DE COULEUR

Comme nous l'avons déjà mentionné, les histogrammes de couleur constituent la technique de description de la couleur la plus utilisée. Les histogrammes globaux souffrent d'un problème majeur qui est le manque de l'information spatiale concernant la distribution de la couleur. La technique la plus intuitive pour l'incorporation de l'information spatiale est de diviser les images en un ensemble de blocs.

Dans (67), les images ont été divisées en 9 blocs égaux (Figure 3.2). Par la suite

l'histogramme de couleur de chaque bloc est calculé. Ceci peut introduire une information spatiale concernant la distribution de la couleur. Une autre méthode consiste à partitionner l'image en 4 blocs égaux.

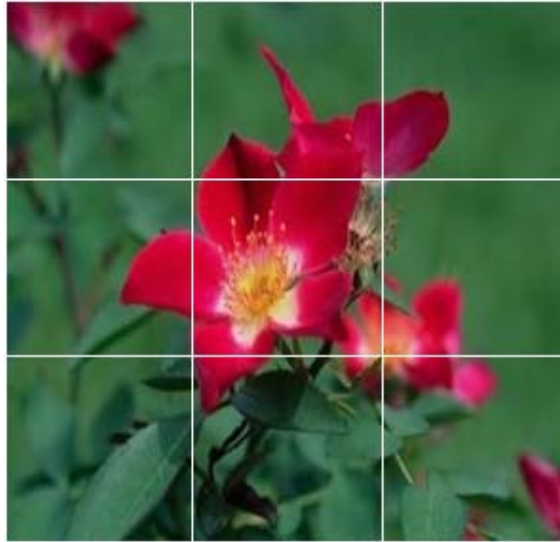


Figure 3.2: Partitionnement en neuf blocs égaux.

Dans (68), une nouvelle technique à base d'histogrammes locaux de couleur a été proposée. Cette technique est insensible à la rotation. Elle divise une image en un ensemble de blocs égaux et calcule leur histogramme de couleur. Elle utilise un graphe biparti pour calculer la distance ayant le cout minimal entre deux images. Dans ce cas chaque bloc de l'image requête est comparé à tous les blocs des images de la base.

Il existe d'autres approches pour intégrer les informations spatiales aux histogrammes de couleur autres que le partitionnement d'une image en régions.

Dans (69), les histogrammes perpétuellement pondérés ont été proposés. Leur principe de fonctionnement consiste à trouver les couleurs représentatives d'une image. Le nombre de couleurs représentatives est égal au nombre des barres de l'histogramme de couleurs.

Dans (70), les auteurs ont proposé les histogrammes joints pour la description des images. D'abord un ensemble d'attributs locaux de pixels est sélectionné. Ensuite un histogramme multidimensionnel est construit. Chaque entrée de cet histogramme contient le nombre de pixels décrits par une combinaison particulière d'attributs. L'histogramme de couleur (ordinaire) calcule la densité des pixels ayant une couleur

particulière tandis qu'un histogramme joint calcule la densité jointe de plusieurs attributs de pixels.

Les histogrammes basés sur le contour ont été utilisés dans (71). Ils servent à décrire, dans ce cas, la longueur des contours entre différentes couleurs dans le but de prendre en considération les informations géométrique pour l'indexation des images.

Les vecteurs de cohérence de couleur ont été proposés dans (72). Les vecteurs de cohérence de couleur classifie chaque pixel en cohérent ou non cohérent en se basant sur le fait de l'appartenance de ce pixel à une région homogène de couleur. Ensuite l'histogramme de couleur est construit et la valeur de chaque barre de l'histogramme est le nombre de pixels cohérents.

6. LES MESURES DE DISTANCE

Une image peut être représentée sous forme d'un histogramme de couleur, défini sur un espace de couleur. Dans le but d'exprimer la (distance) similarité de 2 histogrammes dans une valeur numérique des métriques vont être utilisées. Une métrique de comparaison de la couleur indique la similarité, ou de manière équivalente, la différence entre les attributs de couleur en mesurant la distance entre les descripteurs de couleur dans l'espace multidimensionnel de description. Les métriques pour la comparaison d'histogrammes de couleur peuvent être évaluées selon leur efficacité de recherche ainsi que leur complexité de calcul.

6.1 LA DISTANCE DE MINKOWSKI

La distance de Minkowski entre deux points : $p=(x_1,y_1)$, $q=(x_2,y_2)$ est définie par :

$$d^k(p, q) = (|x_1 - y_1|^k + |x_2 - y_2|^k)^{1/k} \quad 3.3$$

La première catégorie des mesures de comparaison d'histogrammes de couleur est basée sur la distance de Minkowski.

Soient h_r et h_c les histogrammes de couleur de l'image requête et l'image cible respectivement alors :

$$d^k(h_r, h_c) = [\sum_{m=1}^M |h_r(m) - h_c(m)|^k] \quad 3.4$$

Ou M est le nombre total de barres des histogrammes de couleur.

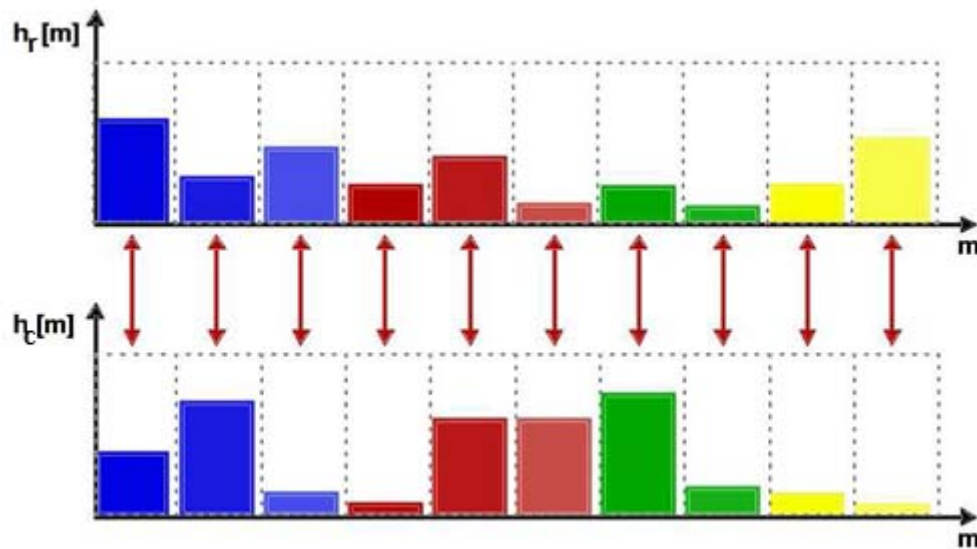


Figure 3.3: La distance de Minkowski, compare seulement les barres identiques entre les histogrammes de couleur.

Comme le démontre la Figure 3.3. La distance de Minkowski prend en compte seulement les barres identiques. La distance de Minkowski compare la proportion d'une couleur spécifique dans une image requête à la proportion de la même couleur dans l'image cible.

6.2 LA DISTANCE EUCLIDIENNE

La distance Euclidienne entre deux histogrammes de couleur h_r et h_c est une distance Minkowski ou $k=2$

$$D_e(h_r, h_c) = \sqrt{\sum_{m=1}^M (h_r(m) - h_c(m))^2} \quad 3.5$$

6.3 LA DISTANCE D'INTERSECTION

Dans (48), la distance d'intersection d'histogrammes a été étudiée pour la recherche d'images couleur. L'objectif principal était de détecter les objets dans une image en utilisant les histogrammes de couleur.

La distance d'intersection des histogrammes de couleur h_r et h_c est mesurée comme

suit :

$$D_i(h_r, h_c) = 1 - \frac{\sum_{m=1}^M \min[h_r(m) - h_c(m)]}{\min(|h_r|, |h_c|)} \quad 3.6$$

Ou $|h_r|$ et $|h_c|$ dénotent la taille de l'échantillon pour la construction de l'histogramme de couleur.

7. CONCLUSION

Globalement, les histogrammes de couleur constituent la technique la plus utilisée pour l'indexation et la recherche des images couleur. Plusieurs travaux ont été proposés pour l'amélioration de leurs performances. Dans ce chapitre nous avons essayé de faire un tour d'horizon concernant les travaux réalisés dans le but d'améliorer les performances des histogrammes de couleur. Des mesures de similarité d'histogrammes de couleur ont été présentées à la fin de ce chapitre. Dans le chapitre suivant nous présentons notre travail qui est basé essentiellement sur les histogrammes de couleur.

CHAPITRE 4

LE TRAVAIL EFFECTUÉ

“Au travail, le plus difficile, c'est d'allumer la petite lampe du cerveau. Après, ça brûle' tout seul”.

Jules Renard

Ce chapitre présente les différentes étapes de la réalisation du prototype. La première étape constitue une investigation expérimentale et la deuxième consiste à proposer de nouvelles techniques et évaluer leurs performances par la suite.

Plan du chapitre

1. Introduction
2. Première étape : Etude de l'impact de la quantification de la couleur sur la précision de la recherche
3. Deuxième étape : Notre prototype
4. Conclusions

1. INTRODUCTION

Après avoir étudié l'état de l'art concernant le domaine, l'implémentation d'un prototype d'un système de recherche d'images devient une nécessité afin d'avoir une vue plus claire. Dans ce chapitre nous allons exposer les différentes étapes par lesquelles nous sommes passés pour la réalisation du prototype.

2. PREMIÈRE ÉTAPE : ETUDE DE L'IMPACT DE LA QUANTIFICATION DE LA COULEUR SUR LA PRÉCISION DE LA RECHERCHE

La première problématique qui s'est imposée durant la réalisation du prototype est le choix des paramètres optimaux pour s'assurer de l'obtention des meilleurs résultats et pour une évaluation significative. Ces paramètres concernent : le choix du modèle de couleur, le schéma de quantification optimal pour chaque modèle, la meilleure distance à utiliser.

Pour ce faire, nous avons développé un premier prototype par lequel nous avons essayé d'étudier ces paramètres. Comme nous l'avons déjà mentionné, nous avons choisi les histogrammes de couleur pour le développement du prototype. Avant d'établir un histogramme de couleur dans un espace défini (RVB, TSL ou autre), un processus de quantification est souvent utilisé pour réduire le nombre de couleurs utilisées. Dans ce qui suit, nous présentons les résultats de notre investigation expérimentale étudiant l'impact de ce processus sur la précision des résultats de la recherche et nous déterminons le nombre d'intensités le plus approprié pour chaque espace de couleur, le meilleur couple (modèle de couleur, distance), afin d'obtenir une précision optimale de la recherche via des tests appliqués sur une base de 500 images couleur.

2.1 QUANTIFICATION DE LA COULEUR

Afin de produire des histogrammes de couleur, la quantification de couleur doit être appliquée. La quantification de couleur est le procédé de réduire le nombre de couleurs employées pour représenter une image. Un schéma de quantification est déterminé par l'espace chromatique et la segmentation (c-à-d, fractionnement) de l'espace chromatique utilisé. Un espace chromatique est la représentation de couleur

(page 24). En général, mais pas nécessairement, les espaces chromatiques ont trois dimensions et par conséquent, les couleurs sont dénotées comme tuples de numéros (en général de trois). En appliquant un schéma de quantification standard sur un espace chromatique, chaque axe est divisé en un certain nombre de fractions. Quand les axes sont divisés en k, l , et m parties, le nombre (n) des couleurs utilisées pour représenter une image sera : $n = k.l.m$.

Une quantification d'un espace de couleur en n couleurs est appelé souvent un schéma de quantification à n parties. La Figure 4.1 illustre l'effet de la quantification sur une image couleur.

2.2 MODÈLES DE COULEUR UTILISÉS

Nous avons utilisé dans notre étude les modèles de couleur suivant :

- Le modèle RVB (p25).
- Le modèle TSL (p27).
- Le modèle XYZ (p27).

Dans (73), les modèles de couleur ont été divisés en 3 classes principales.

- Les modèles basés sur la physique.
- Les modèles basés sur la perception.
- Les modèles standards.

Alors nous avons essayé de couvrir les 3 classes en utilisant un modèle de couleur de chacune respectivement (RVB, TSL, et XYZ).



(a)



(b)



(c)

Figure 4.1: Effet de la quantification. (a) l'image originale 256^3 couleurs, (b) 256 couleurs, (c) 16 couleurs.

2.3 MESURES DE DISTANCE UTILISÉES

Les mesures de distance qu'on a utilisées sont :

La distance euclidienne entre deux histogrammes h_r et h_c est définie par :

$$D_e(h_r, h_c) = \sqrt{\sum_{m=1}^M (h_r(m) - h_c(m))^2} \quad 4.1$$

La distance d'intersection entre deux histogrammes de couleur h_r et h_c est définie par :

$$D_i(h_r, h_c) = 1 - \frac{\sum_{m=1}^M \min[h_r(m) - h_c(m)]}{\min(|h_r|, |h_c|)} \quad 4.2$$

Ou $|h_r|$ et $|h_c|$ dénotent la taille de l'échantillon pour la construction de l'histogramme de couleur.

2.4 LES MESURES DE PERFORMANCE ÉTUDIÉES

Dans le chapitre 1 (p 17), nous avons introduit deux mesures de performance à savoir : la précision et le rappel.

Dans notre projet on s'intéresse à la précision. La précision représente la chance d'avoir des images similaires à l'image requête parmi l'ensemble des images retournées. Dans un moteur de recherche on souhaiterait avoir des images similaires à notre image requête parmi les premières images retournées, tandis que dans le cas d'un système de reconnaissance de visages par exemple le rappel est très important car on ne voudrait pas rater le visage d'un criminel par exemple(65).

2.5 BASE D'IMAGES UTILISÉE

La base d'images utilisée comporte 500 images couleur. Elle a été téléchargée depuis <http://wang1.ist.psu.edu/>. La base d'images originale comporte 1000 images divisées en 10 classes. Nous avons opté pour l'utilisation de 500 images et 5 classes pour des raisons de temps de calcul. Chaque classe représente un thème défini :

Africains et villages, plage, bâtiments, bus et dinosaures. Un échantillon de la base est

présenté par la Figure 4.2.



Figure 4.2: Un échantillon de la base d'images utilisée.

2.6 LE PROTOTYPE DÉVELOPPÉ

Notre prototype a été développé dans le but d'étudier l'impact de la quantification sur la précision de la recherche d'images par le contenu. Son principe de fonctionnement peut être décrit par la Figure 4.3. Les images requêtes sont sélectionnées d'une manière aléatoire avec la seule condition que les différentes classes participent par le même nombre d'images. La Figure 4.4 présente un exemple d'une requête.

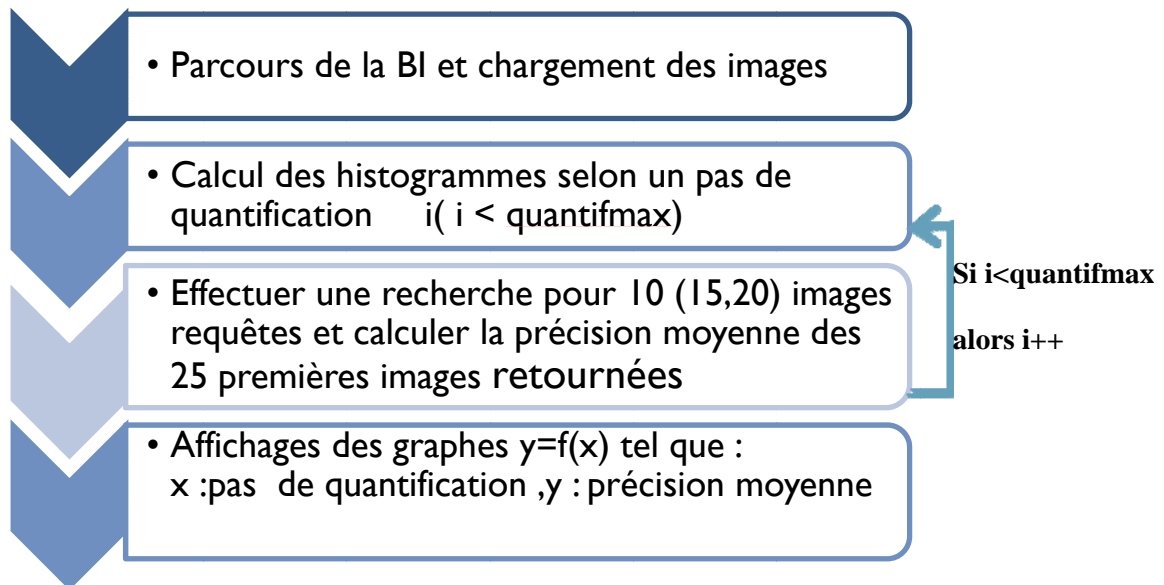


Figure 4.3: Schéma représentatif du processus suivi.

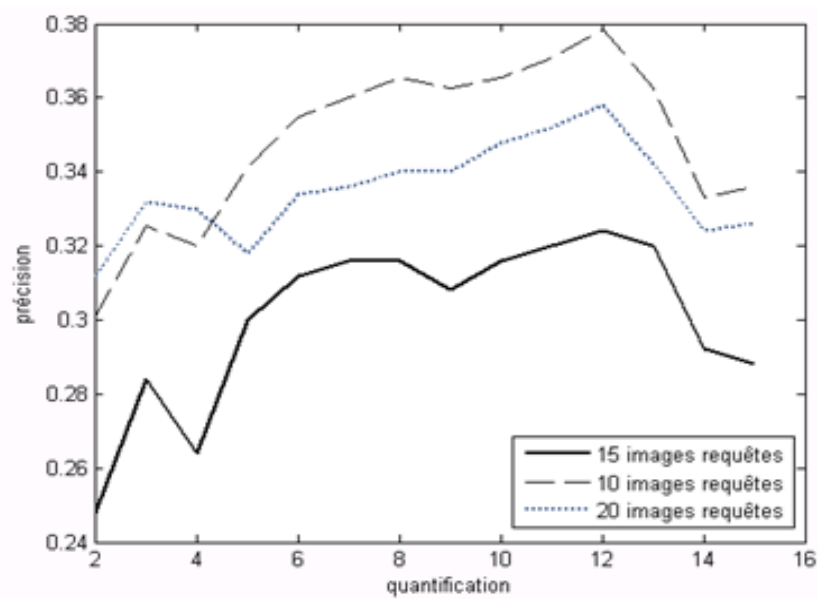


Figure 4.4: Un exemple d'un ensemble d'images requêtes.

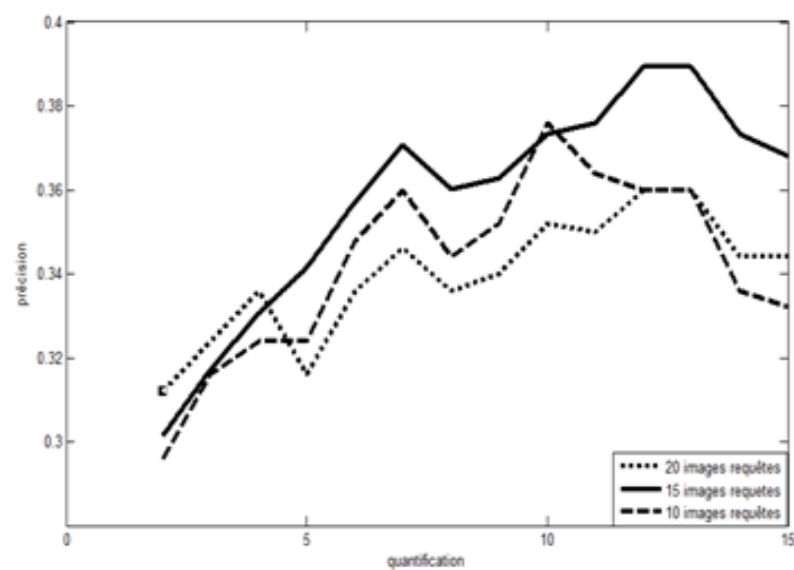
2.7 RÉSULTATS OBTENUS

LE MODÈLE RVB

Nous avons effectué dans un premier temps des tests sur la quantification dans la plage de 2 jusqu'à 256 avec un pas de 8 (2,8,18,26...). Les premiers tests ont démontré que l'optimum se situe dans la première quinzaine des valeurs de la quantification. Ensuite nous avons réduit la plage parcourue de quantification à la première quinzaine pour mieux localiser l'optimum. Les résultats obtenus sont présentés par la Figure 4.5.



(a)



(b)

Figure 4.5: Calcul de la précision en fonction de la quantification.(RVB,(a) dist intersection, (b)dist euclidienne)

Comme nous pouvons le remarquer, la précision optimale est atteinte lorsque le schéma de quantification utilisé est de (12, 12, 12). Cette valeur dépend aussi de la distance utilisée mais avec des variations minimales (+ ou - 2). La deuxième constatation qu'on peut faire est que l'utilisation d'un schéma de quantification plus grand ne mène pas nécessairement à une meilleure précision. Alors le choix d'un schéma ou un autre est une décision qui doit être prise après une étude minutieuse.

LE MODÈLE TSL

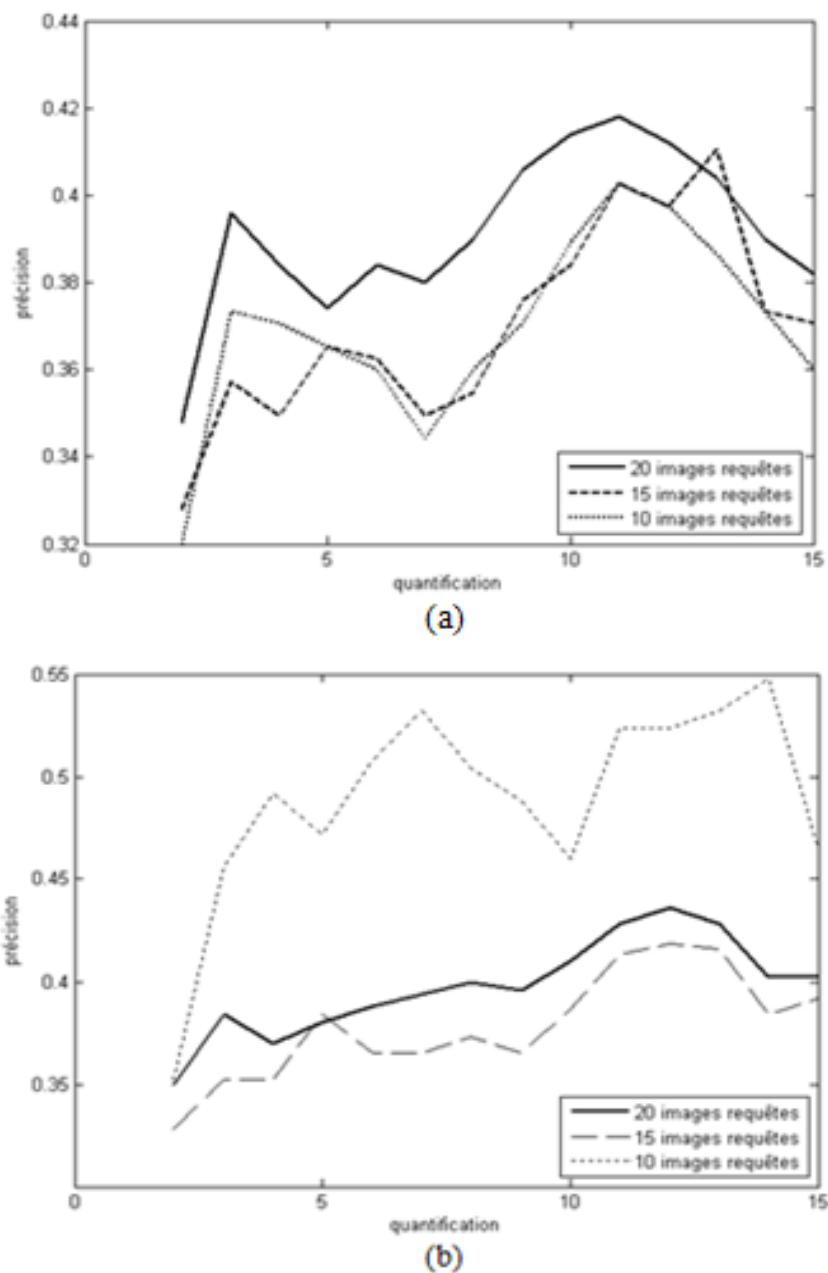
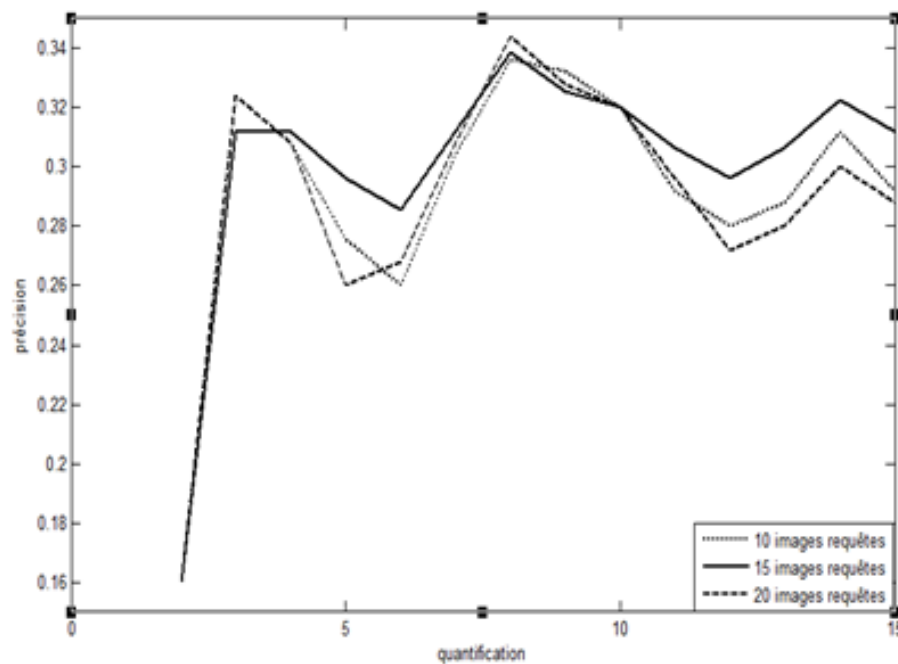


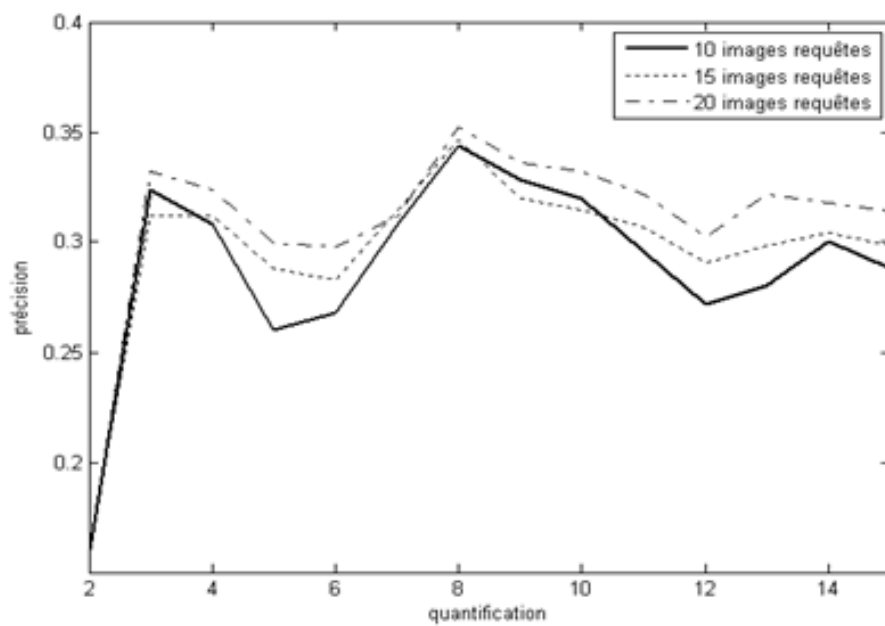
Figure 4.6: Calcul de la précision en fonction de la quantification.(TSL,(a) dist euclidienne, (b) dist intersection).

Comme le démontre la Figure 4.6, il ya une légère différence entre les résultats obtenus des deux distances. La quantification qui mène à une précision optimale est située entre le schéma de 10 et celui de 15. Afin de pouvoir déterminer la valeur exacte une étude approfondie de cet espace doit être établie.

LE MODÈLE XYZ



(a)



(b)

Figure 4.7: Calcul de la précision en fonction de la quantification.(XYZ, (a)dist euclidienne, (b)dist intersection).

Les résultats obtenus de cet espace sont décrits par la Figure 4.7.

Comme nous pouvons le constater les résultats obtenus des deux distances sont presque identiques. Le schéma qui mène à une précision optimale dans ce cas est celui de (8, 8, 8).

2.8 ANALYSE ET INTERPRÉTATION

Les résultats obtenus démontrent que la précision de la recherche d'images dépend effectivement du schéma de quantification utilisé. Ainsi le schéma utilisé doit être choisi après une étude minutieuse. Selon les tests effectués, la différence de la précision entre le schéma optimal et le schéma non optimal peut aller jusqu'à 30% des images retournées. Ainsi l'utilisation d'un vecteur de taille 256 n'est pas nécessaire, elle est même déconseillée puisqu'elle mène à des recherches moins performantes. En d'autres termes, l'utilisation d'un schéma de quantification de très grandes valeurs permet de décrire les images d'une manière plus détaillée, d'un côté, de l'autre côté elle augmente la distance entre les images. On ne peut pas dire que les schémas optimaux obtenus avec ces tests peuvent être généralisés sur toutes les bases d'images car ils dépendent aussi du type d'images utilisées.

Si nous voulons classer les différents modèles selon leur force de description (par force de description nous dénotons le schéma de quantification optimal) ; par exemple dans notre cas l'espace XYZ est classé en premier car son schéma de quantification optimal est le plus petit, c.-à-d. que ce modèle permet de décrire les images d'une manière significative comparé aux deux autres. Cependant les meilleurs résultats parmi tous les tests effectués sont ceux de l'espace HSV avec la distance d'intersection. Alors nous suggérons d'étudier d'une manière plus approfondie les modèles de couleur et de trouver des mesures qui nous permettent de les comparer selon leur quantification et leur performance de recherche.

2.9 CONCLUSIONS

Dans ce travail nous avons pu démontrer dans un premier lieu la nécessité de la quantification dans la recherche d'images en utilisant les histogrammes de couleur. Nous avons démontré aussi que l'utilisation d'un schéma de quantification de grandes valeurs ne mène pas nécessairement à une précision optimale de la recherche. Au

contraire elle mène à des recherches beaucoup moins performantes. De ce fait, une étude plus approfondie doit être menée afin de pouvoir déterminer les meilleurs paramètres de quantification pour une meilleure recherche pour tous les espaces de couleur. Ceci implique l'utilisation de ce même processus sur d'autres bases d'images couleur ainsi que sur d'autres espaces de couleur.

3. DEUXIÈME ÉTAPE : NOTRE PROTOTYPE

3.1 L'ARCHITECTURE DU PROTOTYPE

Le prototype est constitué des quatre éléments suivants :

L'INTERFACE UTILISATEUR

Ce composant permet à l'utilisateur d'introduire son image requête (Figure 4.8). La requête par le contenu est la technique qu'on a choisie pour la réalisation du prototype (pour revenir sur les différentes techniques de formulation de requête revoir page 15). Notre base d'images est un terrain vérité, de ce fait l'image requête doit être interne i.e. elle appartient à la base d'images utilisée.

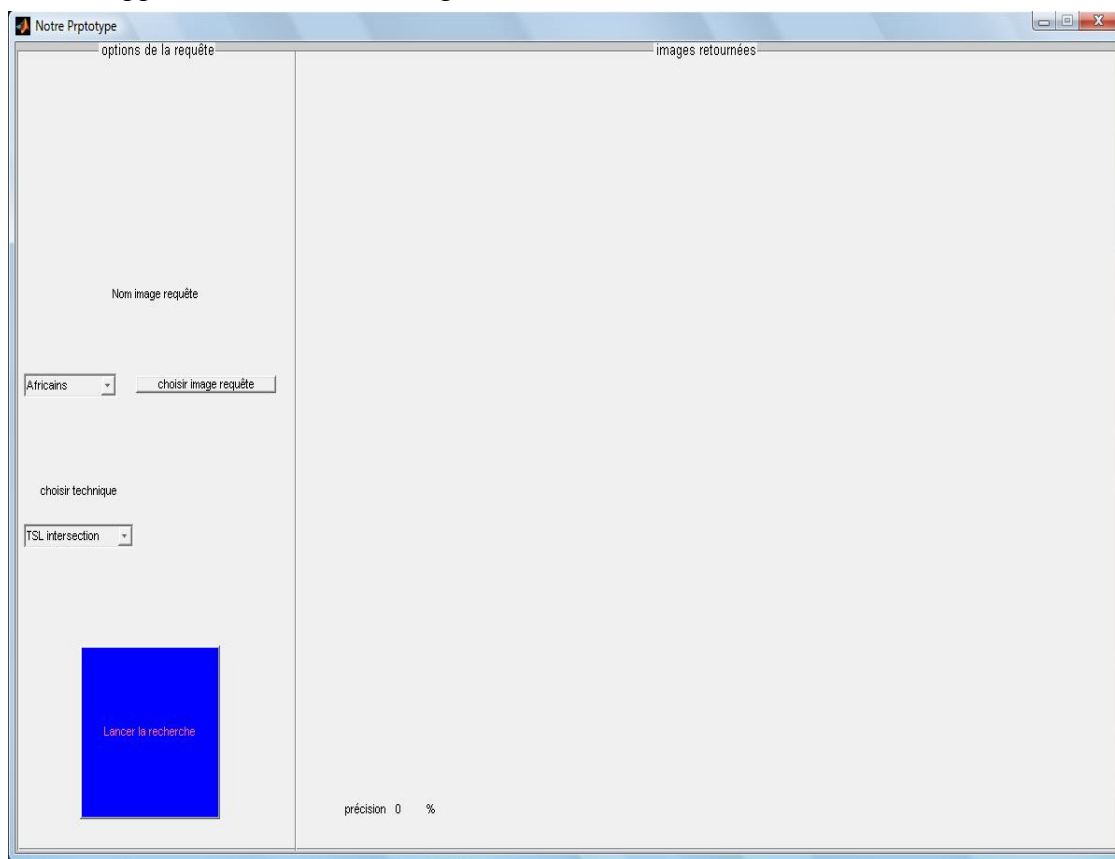


Figure 4.8: L'interface utilisateur.

Ce composant permet aussi de visualiser les résultats de la recherche (les images retournées après un processus de recherche).

Dans un premier lieu l'utilisateur choisit une classe parmi les classes d'images proposées. Ensuite en appuyant sur le bouton 'choisir image requête' le système choisit aléatoirement une image depuis la classe choisie et l'affiche (Figure 4.9).

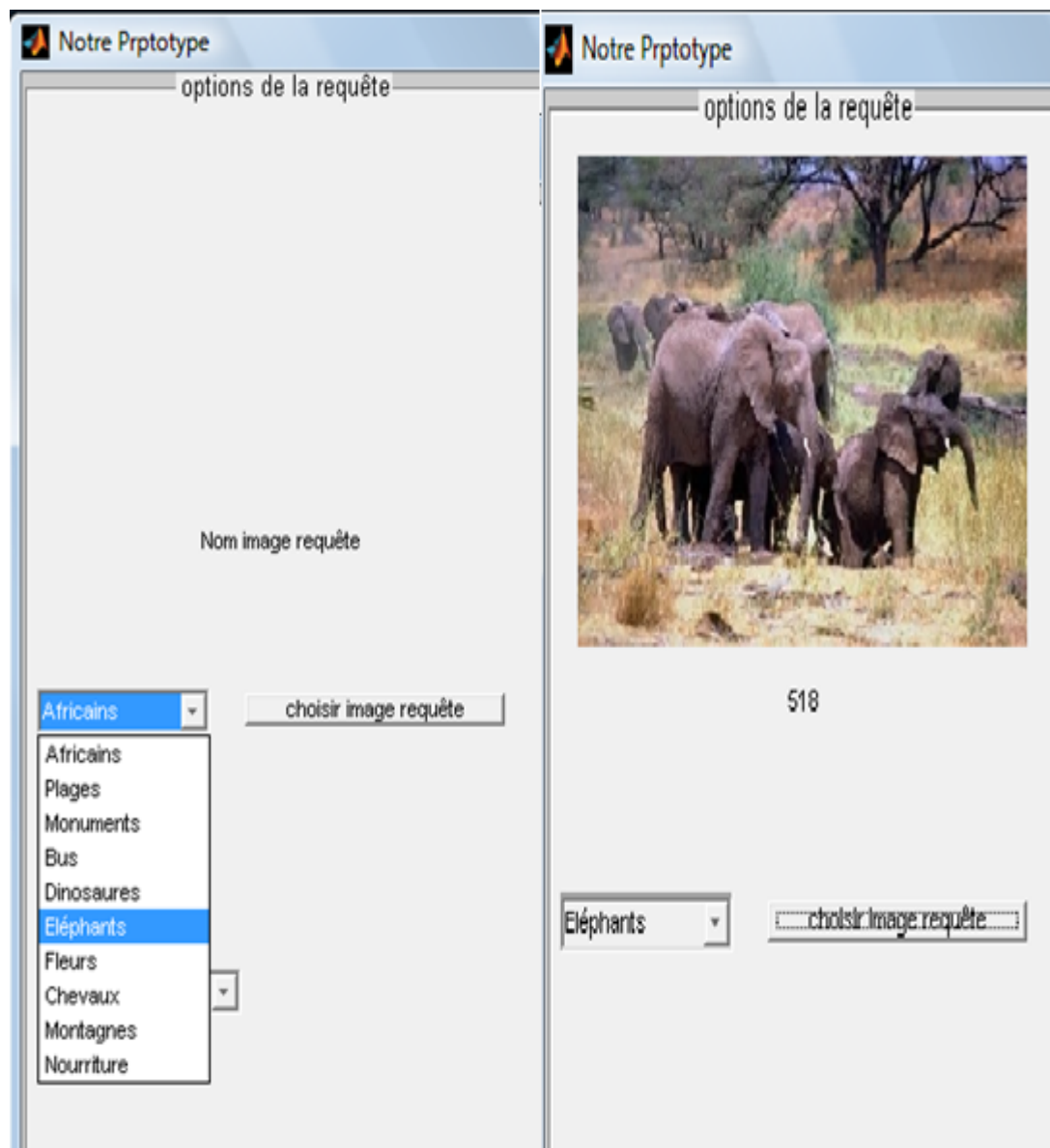


Figure 4.9: Le choix de la classe et de l'image requête.

Après avoir choisi l'image requête l'utilisateur choisit la technique qu'il souhaite utiliser pour effectuer la recherche (Figure 4.10).

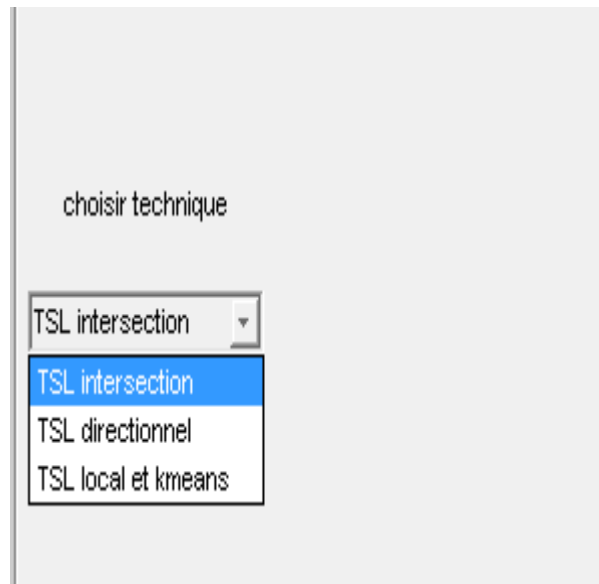


Figure 4.10: Le choix de la technique utilisée.

La recherche peut être lancée en appuyant sur le bouton ‘lancer la recherche’ et un ensemble d’images sont retournées et le taux de précision est affiché (Figure 4.11).

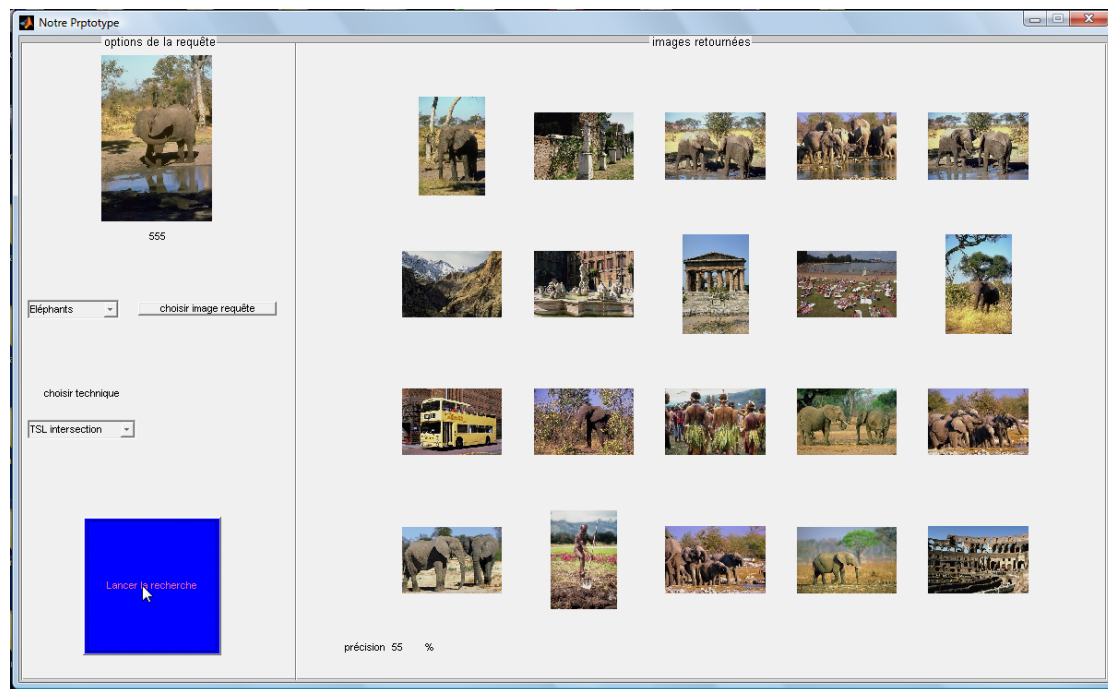


Figure 4.11: Un exemple d'une recherche effectuée.

LE MOTEUR DE RECHERCHE

Ce composant extrait les attributs visuels de l'image requête et effectue une recherche en se basant sur les caractéristiques utilisées. Il compare les attributs

visuels de l'image requête avec ceux des images de la base et retourne des images similaires à l'image requête.

LA BASE D'IMAGES UTILISÉE

La base d'images utilisée a été téléchargée depuis <http://wang1.ist.psu.edu/>. Elle contient 1000 images et elle est divisée en dix classes (Figure 4.12).

LA BASE D'ATTRIBUTS

La base d'attributs est constituée d'une table contenant les histogrammes de couleur des images de la base. Elle est constituée de deux champs :

- Champ1 : Le nom de l'image.
- Champ2 : L'histogramme de couleur de l'image pour le modèle de couleur choisi.

Dans notre cas nous avons construit 3 tables différentes chacune pour un modèle de couleur. Chaque ligne de ces tables représente une image dans un modèle colorimétrique.

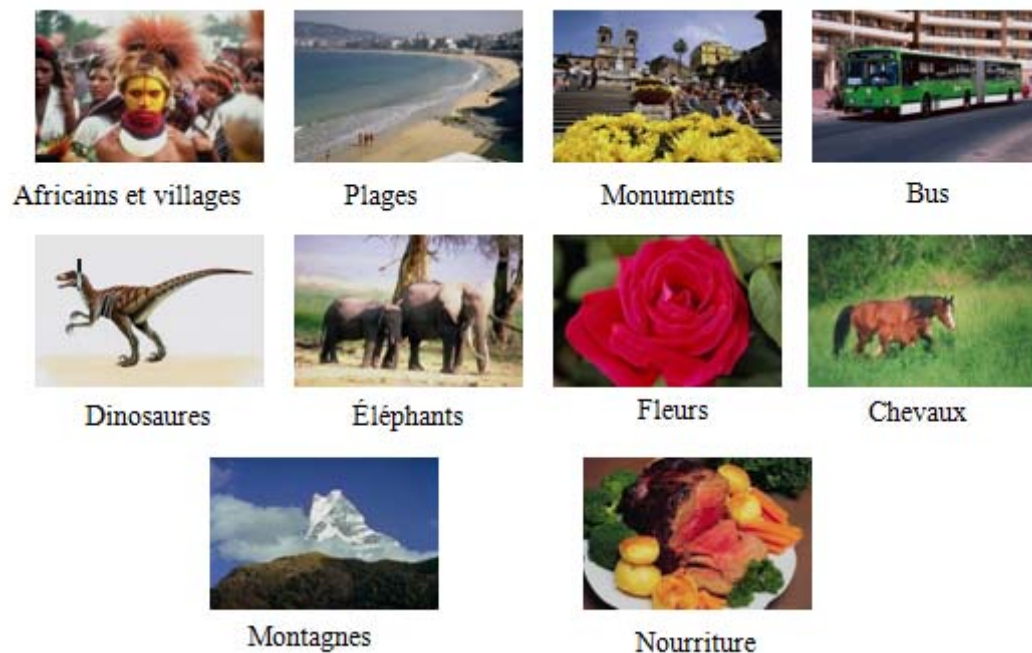


Figure 4.12: Un échantillon de la base d'images utilisée.

TRAITEMENT ON-LINE OU OFFLINE

Dans un système d'extraction d'images par le contenu il existe deux différents types de traitements :

- Traitement offline : Ce type de traitement représente la phase de la construction de la base d'attributs. Cette opération est réalisée durant la construction du système.
- Traitement online : ce type de traitement est effectué lors de l'introduction de la requête de l'utilisateur. Les attributs visuels sont extraits de l'image requête puis comparés à ceux de la base d'attributs qui a été déjà construite au préalable.

3.2 LES CARACTÉRISTIQUES VISUELLES CHOISIES

LES MODÈLES DE COULEUR UTILISÉS

Dans notre prototype nous avons intégré seulement l'espace TSL. L'espace TSL est un espace chromatique basé sur la perception et il est bien adapté pour la description des images couleurs car il est indépendant aux variations de l'éclairage.

La première étape de notre travail nous a permis de tirer une conclusion sur les performances des différents couples (espace/distance). La Figure 4.13 modélise ce classement.

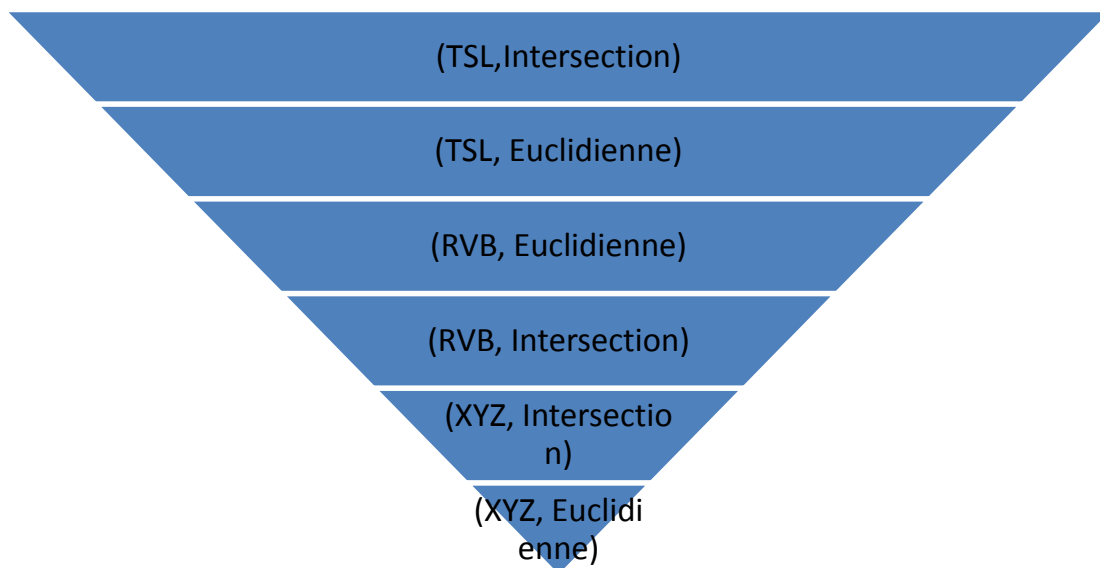


Figure 4.13: Le classement des couples (Modèle de couleur, Distance).

En ce moment nous avons intégré seulement cet espace fondamental. D'autres espaces peuvent être aisément rajoutés à notre système.

Les images de la base vont être lues sous le format RVB puis elles peuvent être converties en TSL ou en XYZ (les modules de tests développés permettent de tester les trois espaces) en utilisant les formules suivantes :

● De RVB vers TSL

$$T = \cos^{-1} \left\{ \frac{\frac{1}{2}[(R-G) + (R-B)]}{\sqrt{(R-G)^2 + (R-B)(G-B)}} \right\} \quad 4.3$$

$$S = 1 - \frac{3}{R+G+B} [\min(R, G, B)] \quad 4.4$$

$$L = \frac{1}{3}(R + G + B) \quad 4.5$$

● De RVB vers XYZ

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 41.4815 & 35.2719 & 21.97 \\ 21.3889 & 70.5438 & 8.27 \\ 1.9444 & 11.7573 & 115.7087 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad 4.6$$

LES TECHNIQUES UTILISÉES

LES HISTOGRAMMES GLOBAUX DE COULEUR

Nous avons choisi les histogrammes de couleur comme une technique de base pour la description de la couleur dans notre prototype. Les histogrammes de couleur vont être calculés pour les différents espaces⁵ et vont être utilisés pour la recherche des images. Nous avons pu, dans la première étape, déterminer les schémas de quantification optimaux pour chaque espace. Alors le problème du choix du schéma ne se pose pas.

Afin de tester les performances des histogrammes de couleur, nous avons effectué un ensemble de tests sur 50 images requête (5 images de chaque classe). Ces images ont été choisies aléatoirement de la base d'images. Les histogrammes de couleur de chaque image requête sont comparés à ceux de la base et les images les plus similaires

⁵ Seules les techniques à la base du modèle TSL ont été intégrées dans l'interface utilisateur. Mais les modules de tests couvrent aussi les deux autres espaces pour une meilleure expérimentation.

vont être retournées. La précision est calculée pour chaque classe de la base et c'est la moyenne de la précision des images requêtes de chaque classe. Ainsi on obtient 10 précisions moyennes chacune pour une classe. Pour une évaluation globale, la précision moyenne de toutes les classes est calculée. Les résultats obtenus en utilisant les histogrammes globaux de couleur sont décrits par le Tableau 4-1 et la Figure 4.14.

Tableau 4-1: Les précisions moyennes obtenues en utilisant les histogrammes globaux de couleur.

Classes	RVB_HGC	TSL_HGC	XYZ_HGC
Africains	0.5	0.62	0.39
Plages	0.33	0.43	0.31
Monuments	0.24	0.25	0.11
Bus	0.23	0.48	0.26
Dinosaures	0.95	0.95	0.95
Eléphants	0.41	0.47	0.32
Fleurs	0.6	0.58	0.34
Chevaux	0.67	0.85	0.57
Montagnes	0.24	0.47	0.28
Nourriture	0.45	0.58	0.3
précision moyenne	0.46	0.568	0.383

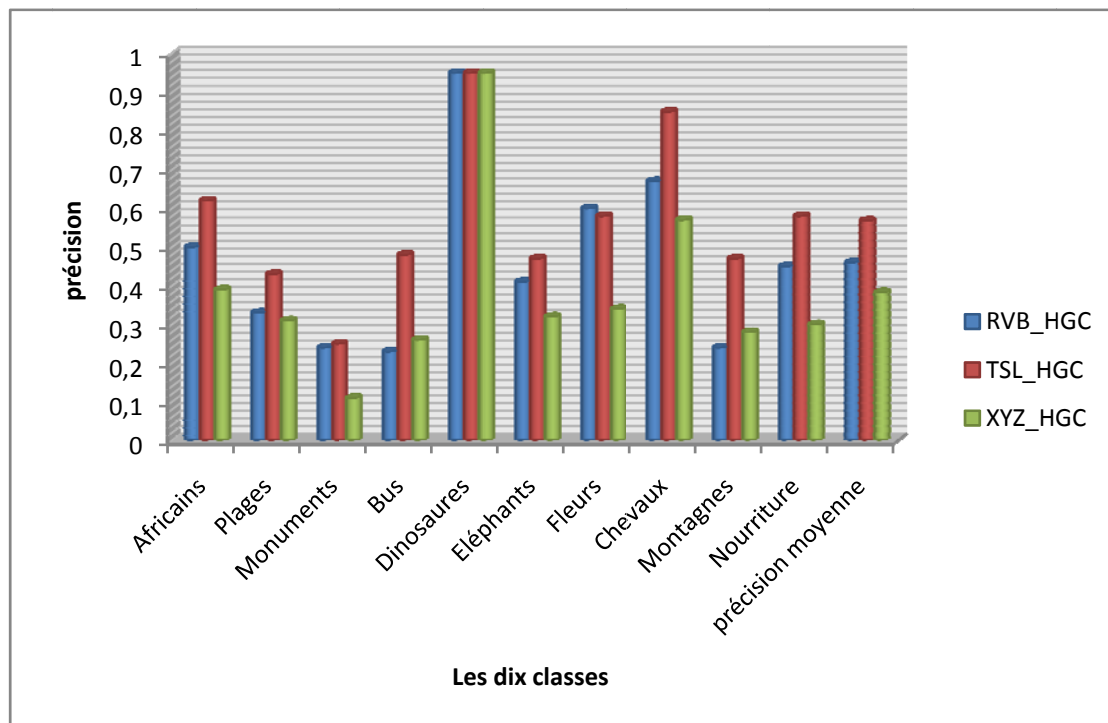


Figure 4.14: La précision moyenne obtenue en utilisant les histogrammes globaux de couleur.

Comme le démontre la Figure 4.14, la précision moyenne globale des histogrammes de couleur est estimée à 38% pour le modèle XYZ, 46% pour le modèle RVB, et la meilleure précision est celle du modèle TSL 56%. Ces précisions sont considérées comme acceptables en prenant en considération la base d'images utilisée. Malgré que les images de chaque classe représentent le même thème, elles présentent une certaine hétérogénéité dans la distribution de la couleur. Prenons par exemple la classes « Africains et village » deux images de cette classe peuvent avoir une distribution très différente de la couleur (Figure 4.15).



Figure 4.15: Deux images appartenant à la même classe mais qui ont une distribution différente de la couleur.

La classe « Dinosaures » présente la première précision (95%), pour tous les modèles de couleur. Les images de cette classe ne sont pas des photographies mais des images synthétisées. Elles ont toutes un arrière plan uni blanc. Cet arrière plan permet de les distinguer des images des autres classes. Les cas d'erreur introduits (5%) sont des images qui contiennent une grande quantité de couleur blanche. La classe « Chevaux » et la classe « Fleurs » présentent une bonne précision pour la même raison.

La meilleure précision globale est celle du modèle TSL. Il a prouvé son efficacité par rapport aux deux autres modèles.

Le modèle XYZ, malgré qu'il a été défini comme un modèle standard, ne fournit pas de bons résultats avec une précision globale de 38%.

En conclusion, les histogrammes globaux de couleur fournissent de bons résultats pour l'extraction d'images par le contenu.

Dans le but d'améliorer les résultats obtenus par les histogrammes globaux de couleur, nous allons proposer quelques améliorations.

LES HISTOGRAMMES LOCAUX DE COULEUR

Dans cette section nous proposons une nouvelle technique à base d'histogrammes locaux de couleur. La technique consiste à imposer une certaine restriction spatiale sur la distribution de la couleur en utilisant les quatre directions : haut, bas, gauche et droite. Ceci consiste à diviser l'image requête ainsi que les images cibles (les images de la base) en quatre zones comme indiqué dans la Figure 4.16.



Figure 4.16: Découpage en quatre zones directionnelles.(a): gauche et droite, (b): haut et bas.

Cette restriction a pour but d'éliminer les cas d'erreur liés à la distribution d'une couleur sur différentes régions des images. Par exemple le ciel qui doit se trouver en haut ne doit pas être confondu avec la mer qui se trouve généralement en bas d'une image. Nous imposons aussi une restriction sur la gauche et la droite pour la même raison. Les résultats obtenus en utilisant cette technique sont donnés par le Tableau 4-2 et la Figure 4.17.

Tableau 4-2: Les précisions moyennes obtenues en utilisant les histogrammes locaux de couleur

Classes	RVB_HLC	TSL_HLC	XYZ_HLC
Africains	0.52	0.6	0.33
Plages	0.26	0.42	0.4
Monuments	0.15	0.26	0.13
Bus	0.25	0.51	0.18
Dinosaures	0.95	0.95	0.95
Eléphants	0.43	0.45	0.37
Fleurs	0.62	0.65	0.43

Chevaux	0.71	0.87	0.61
Montagnes	0.26	0.5	0.34
Nourriture	0.56	0.63	0.35
précision moyenne	0.471	0.584	0.409

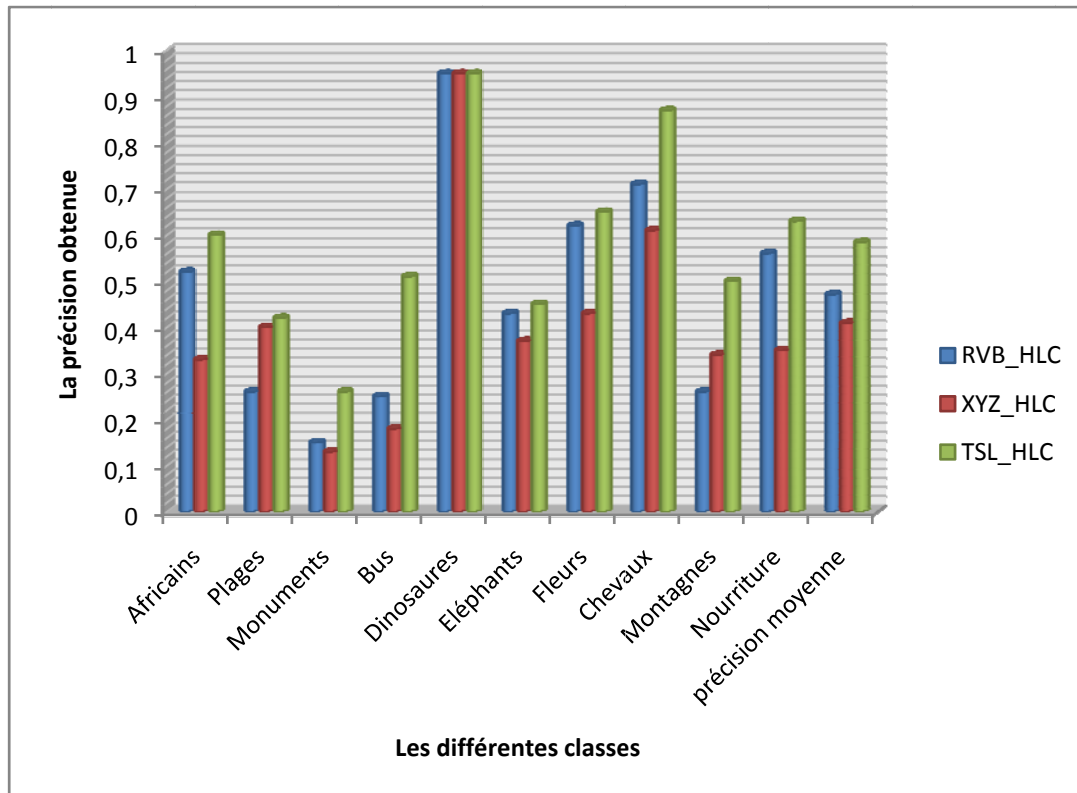


Figure 4.17: La précision moyenne obtenue en utilisant les histogrammes locaux de couleur.

Malgré la restriction spatiale imposée, l'amélioration de la précision obtenue n'est pas significative. La précision moyenne obtenue en utilisant le modèle TSL est de 58%. Celle de RVB est de 47% et celle de XYZ est de 40,9%. Les histogrammes locaux de couleur possèdent une certaine information spatiale concernant la distribution de la couleur. Malgré cette information additionnelle, les résultats obtenus restent très proches de ceux des histogrammes globaux de couleur.

LES HISTOGRAMMES DE COULEUR ET KMEANS

Dans cette section nous proposons l'utilisation du classifieur k-means pour le clustering des images similaires. K-means est un classifieur de profils très connu. Les profils dans notre cas sont les histogrammes de couleur. L'idée de base est d'adapter

cet algorithme de classification pour des fins d'extraction d'images en lui présentant des profils d'images de la base, et c'est à lui de trouver les images qui sont similaires et les grouper dans un même cluster. Nous utilisons dans ce cas aussi les histogrammes locaux de couleur, puisqu'ils présentent des performances plus élevées que celles des histogrammes globaux.

En bref, K-Means est un algorithme qui groupe des objets en se basant sur leur attributs en K clusters (groupes). K est un nombre entier positif. Le regroupement est effectué en minimisant la somme des carrés des distances entre chaque point de données et le centre du cluster correspondant. Son principe de fonctionnement peut être décrit par la Figure 4.18.

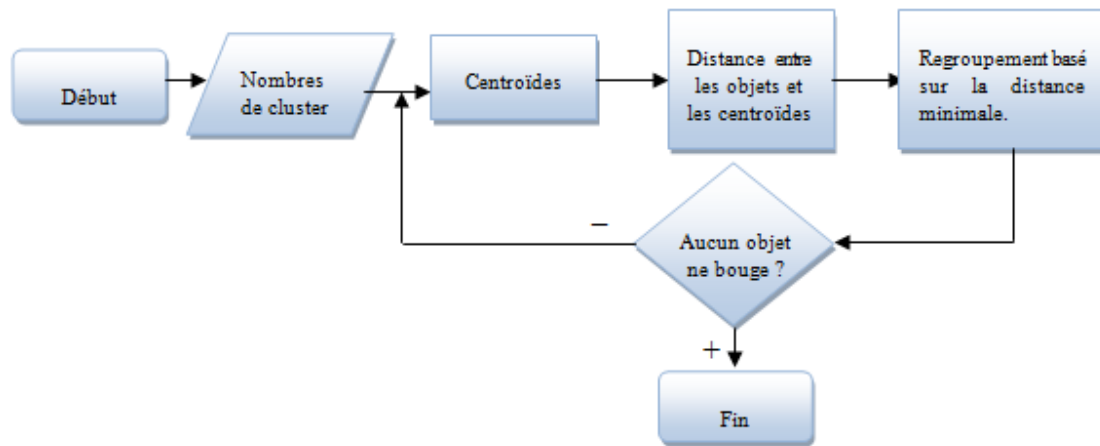


Figure 4.18: Principe de fonctionnement de Kmeans.

L'algorithme Kmeans répète les étapes ci-après jusqu'à stabilité:

Itérer jusqu'à stabilité (= aucun objet ne change de groupe):

1. Déterminer les centroïdes des clusters.
2. Déterminer la distance entre chaque objet et les centroïdes.
3. Affecter chaque à un groupe en fonction de la distance minimale (trouver le plus proche centroïde)

Le majeur inconvénient de cet algorithme, est que le nombre de clusters doit être déterminé au préalable, ce qui rend difficile de choisir le nombre le plus approprié des clusters pour le meilleur regroupement.

La technique proposée consiste à fractionner une image en un ensemble de zones comme démontré dans la Figure 4.19.



Figure 4.19: Le fractionnement de l'image en trois zones: centrale, milieu et globale.

Ce fractionnement a pour but d'imposer une certaine information spatiale concernant la distribution de la couleur. L'histogramme de couleur est calculé pour chaque zone. On obtiendra ainsi 3 tables différentes d'histogrammes de couleur englobant chacune l'histogramme de couleur pour une zone bien définie pour toutes les images de la base. Ensuite kmeans est appliqué sur chaque table pour déterminer les groupes d'images.

On définit :

$G = \{g_1, g_2, \dots, g_r, \dots, g_n\}$. L'ensemble des clusters générés après l'application de kmeans sur la zone globale. L'image requête $R \in g_r$.

$M = \{m_1, m_2, \dots, m_r, \dots, m_n\}$. L'ensemble des clusters générés après l'application de kmeans sur la zone milieu. L'image requête $R \in m_r$.

$C = \{c_1, c_2, \dots, c_r, \dots, c_n\}$. L'ensemble des clusters générés après l'application de kmeans sur la zone centrale. L'image requête $R \in c_r$.

Toutes les images de la base possèdent un score initial = 0.

Les scores des images seront incrémentés de la manière suivante :

Si l'image $i \in \{g_r\}$ alors $\text{scores}(i) = \text{scores}(i) + 2$

Si l'image $i \in \{m_r\}$ alors $\text{scores}(i) = \text{scores}(i) + 3$

Si l'image $i \in \{c_r\}$ alors $\text{scores}(i) = \text{scores}(i) + 1$

Les scores rajoutés à chaque image reflètent l'importance de chaque zone de l'image. On a accordé plus d'importance à la zone milieu, suivie par la zone globale et par la suite la zone centrale. Ces scores ont été définis ainsi après une phase de tests.

La dernière étape de la technique proposée consiste à classer les images de la base selon les scores obtenus et les retourner à l'utilisateur.

Le processus peut être récapitulé par la Figure 4.20.

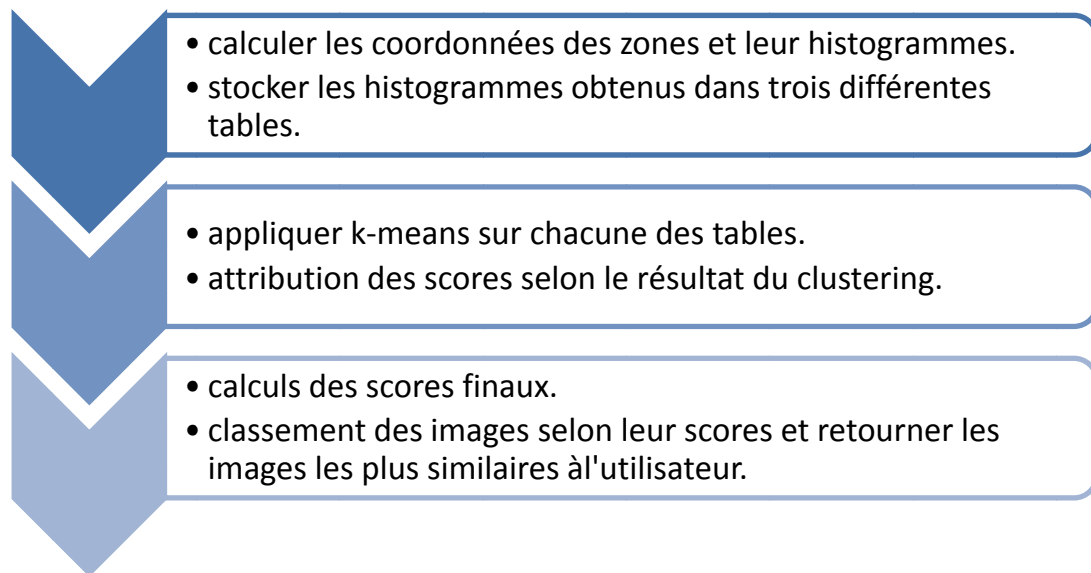


Figure 4.20: Le processus suivi pour la technique des histogrammes de couleur et kmeans.

Les résultats obtenus en utilisant cette technique sont décrits par le Tableau 4-3 et la Figure 4.21.

Tableau 4-3: Les résultats obtenus en utilisant HLC et kmeans.

Classes	TSL_HGC	TSL_HLC	TSL_HLC et kmeans
Africains	0.62	0.6	0.65
Plages	0.43	0.42	0.72
Monuments	0.25	0.26	0.57
Bus	0.48	0.51	0.49
Dinosaures	0.95	0.95	0.95
Éléphants	0.47	0.45	0.38
Fleurs	0.58	0.65	0.92
Chevaux	0.85	0.87	0.92
Montagnes	0.47	0.5	0.47
Nourriture	0.58	0.63	0.68
précision moyenne	0.568	0.584	0.675

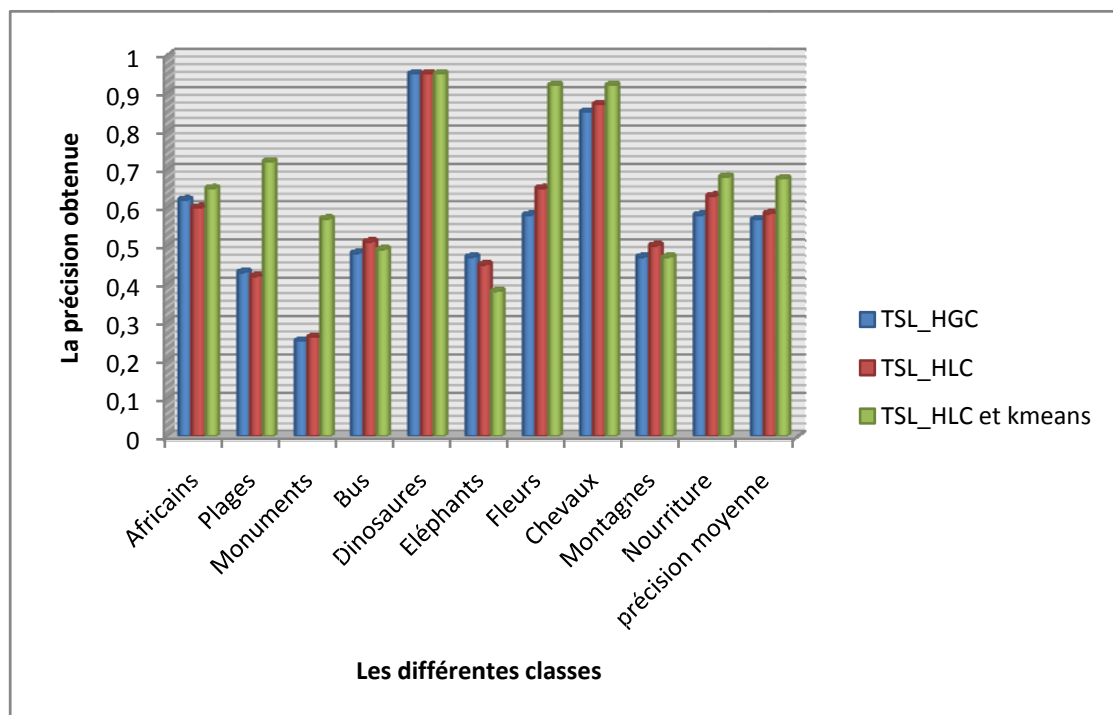


Figure 4.21: La précision moyenne obtenue en utilisant les histogrammes locaux de couleur et le classifieur k-means.

Le nombre de clusters qu'on a utilisés est 23. Il a été calculé en utilisant la formule de Thumb comme suit :

$$K \approx \left(\frac{N}{2}\right)^{1/2} . N \text{ est le nombre des points de données (1000 dans notre cas)}$$

Alors dans notre cas $K \approx 23$.

Le but d'utiliser une formule pour le calcul des scores est d'obtenir une technique standard qui soit indépendante de la distribution des points de données i.e. indépendante de la base d'images utilisée (on ajuste besoin du nombre de points de données).

Les résultats obtenus présentent une amélioration par rapport aux deux autres techniques et notre technique a prouvé son efficacité. La précision moyenne obtenue en utilisant le modèle TSL est estimée à 67%, c.à.d. une amélioration de 10 % par rapport aux deux autres techniques. À 67% de précision, 13 images de 20 sont bonnes. Il faudra noter que cette précision est la précision moyenne de 50 images requêtes et c'est un ensemble de test très significatif des performances. Un utilisateur peut obtenir une précision de 95% ou 38% de pour une requête donnée.

Les classes qui ont connu une amélioration significative sont :

- Plages (43%→ 72)
- Monuments (26%→57%)
- Fleurs (65%→92%).

Généralement l'objet d'intérêt dans une photographie se situe au milieu de la photo. Les scores qu'on a utilisés ont été obtenus après une phase de test. La zone intermédiaire et qui a pour score la valeur '3', englobe généralement l'objet d'intérêt dans une photographie.

Dans le but d'avoir une évaluation plus objective des différentes techniques utilisées, nous avons introduit le temps d'exécution dans le calcul des performances.

En utilisant la précision telle qu'elle est, les différentes techniques peuvent être classées comme suit (nous utilisons la classe fleurs) :

HLC + kmeans (92%), HLC (65%), HGC (58%).

On calcule le rapport *précision / temps d'exécution* pour chaque technique et on obtient :

$$R_{HLC+kmeans} = \frac{\text{Précision_moyenne}}{\text{temps_moyen_requête}} = \frac{0.92}{1.3s} = 0.7$$

$$R_{HLC} = \frac{0.65}{0.38s} = 1.7$$

$$R_{HLC} = \frac{0.58}{0.1s} = 5.8$$

En utilisant ce rapport pour la comparaison des trois techniques on obtient :

HGC (5.8), HLC (1.7), HLC + kmeans (0.7).

Le calcul des performances des techniques d'extraction ne doit pas dépendre uniquement de la qualité des résultats obtenus, mais aussi du temps d'exécution nécessaire pour l'obtention de ce résultat.

Cette mesure permet de comparer les différentes techniques de recherche ainsi que les techniques d'indexation qui ont pour but de réduire le temps nécessaire pour effectuer une recherche en organisant les images de la base d'une certaine manière. Une technique d'extraction ou une méthode d'indexation peuvent être efficaces en termes de qualité de résultats, mais leur efficacité risque d'être mise en question lors de la prise en considération du temps d'exécution.

4. CONCLUSIONS

Dans la deuxième partie de notre travail, nous avons pu implémenter notre prototype et des modules de tests.

Nous avons pu aussi apporter des améliorations aux histogrammes de couleur.

A la fin de cette partie nous avons essayé de proposer une nouvelle mesure de performance qui prend en considération le temps nécessaire pour répondre à une requête.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Le but principal de ce mémoire était d'introduire le domaine de la recherche d'images par le contenu. Ce domaine est un domaine très vaste et excitant et représente le futur des moteurs de recherche. Le futur moteur de recherche de Microsoft (Bing) utilise la recherche d'images par le contenu.

Nous avons essayé par le présent travail de construire un prototype d'un système de recherche d'images par le contenu.

La première étape de la construction nous a menés vers une investigation expérimentale étudiant l'impact de la réduction du nombre de couleurs pour la représentation d'une image couleur. Les résultats obtenus de cette étape ont prouvé que les performances de la recherche d'images par le contenu sont beaucoup influencées par le nombre de couleurs utilisées. De ce fait nous avons utilisé ces paramètres pour essayer d'apporter des améliorations aux histogrammes de couleur.

La première variante qui est les histogrammes locaux de couleur a donné une petite amélioration par rapport aux histogrammes globaux, prouvant ainsi prouver que l'introduction d'une information spatiale aux histogrammes de couleur n'est pas toujours une très bonne solution.

En considérant le problème d'extraction d'images par le contenu comme un problème de classification, nous avons proposé une technique à base d'histogrammes de couleur et l'algorithme de classification k-means. En l'adaptant à nos besoins, nous avons obtenu une amélioration de 10% qui est pour nous significative avec une telle base hétérogène. La technique proposée se base sur la décomposition des images de la base en un ensemble de régions. Nous avons remarqué que cette décomposition, malgré qu'elle a prouvé son efficacité pour certaines classes, n'est pas toujours la bonne solution. Une bonne solution à ce problème serait d'offrir à l'utilisateur lui même la possibilité de décomposer l'image en zones à sa guise et leur attribuer des scores selon ses intérêts.

La tâche d'évaluation des performances reste une tâche laborieuse et qui nous a pris beaucoup de temps. L'absence d'une base d'images commune d'une taille importante ainsi que des normes standards pour la comparaison des techniques ne permet pas de tirer des conclusions fiables. Nous suggérons de concevoir un protocole de comparaison qui a pour but au moins d'imposer l'utilisation d'une base d'images

standard pour pouvoir améliorer davantage les techniques déjà existantes ainsi que d'avoir une comparaison plus objective.

La comparaison des techniques de recherche d'images par le contenu en utilisant la précision à notre avis n'est pas suffisante. Nous avons essayé d'introduire la notion du 'temps d'exécution' pour le calcul des performances des techniques de recherches ainsi que les techniques d'indexation. Cette introduction a effectivement influencé les conclusions tirées auparavant.

En perspectives nous comptons finaliser notre prototype et proposer de nouvelles techniques pour la recherche d'images couleurs et travailler en coopération avec les autres équipes du laboratoire pour essayer d'exploiter les techniques qu'elles ont mises au point.

En résumé, nous espérons introduire le domaine au sein de notre laboratoire, ce domaine est très riche et exhibe une variance dans les techniques utilisées. Il n'existe pas une loi qui impose le choix d'une technique particulière, pour l'extraction des images en se basant sur le contenu.

On espère qu'on a atteint notre but par ce mémoire qui ne représente en réalité qu'une goutte d'eau dans la mer du domaine.

Bibliographie

1. **D. Manning, Christopher, Raghavan, Prabhakar et Schutze, Hinrich.**
Introduction to information retrieval. s.l. : Cambridge University Press, 2008. 978-0-521-86571-5.
2. **Del Bimbo, A.** *Visual Information Retrieval.* San Francisco : Morgan Kaufmann Publishers, 1999.
3. **Flickner, M.** Query by image and video content: The QBIC system. *IEEE Computer.* 1995, Vol. 9, 28.
4. **Ogle, Virginia et Stonebraker, Michael.** Chabot: Retrieval from a relational database of images. *IEEE Computer.* Vol. 28, 9, pp. 40-48.
5. **Van den, Broek, E. L.** *Human Centered Content -Based Image Retrieval.* Nijmegen Institute for Congition and Information (NICI), Université de Nijmegen, Netherland. Nijmegen : s.n., 2005. Thèse de de doctorat. 90-901-9730-3.
6. *Image retrieval: Current technique, promising directions, and open issues.* **Rui, Y, Hang, T.S et Fu Chang, S.** s.l. : J. Vis. Commun, 1999, Image Represent, pp. 39–62.
7. **Wyszecki, G et Stiles, W.** *Color Science: Concepts and Methods.* New York : Wiley & Sons, 1982.
8. **Castelli, V et D. Bergman, L.** *Image Databases: Search and Retrieval of Digital Imagery.* s.l. : John Wiley & Sons, Inc., 2002. 0-471-32116-8.
9. **Long, Fuhui, Zhang, Hongjiang et Feng, David D.** *Multimedia Information Retrieval and Management - Technological Fundamentals and Applications.* s.l. : Springer, 2002.
10. **Smeulders, A. M. W, et al.** Content-based image retrieval at the end of the early years. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence.* Decembre 2000, Vol. 22, 12, pp. 1349-1380

11. **Shapiro, L et Haralick, R.** Glossary of computer vision terms. *Pattern Recognition*. 1991, Vol. 24, 1, pp. 69-93.
12. *Statistical and structural approaches to texture.* **Haralick, R.** 1979. Proceedings of IEEE. Vol. 67, pp. 786-804.
13. **Tuceryan, N et AK, Jain.** *Handbook of pattern recognition and computer vision*. s.l. : World Scientific Publishing Company, 1993.
14. **Haralick, R.M, Shanmugam, K et Dinstein, I.** Texture features for image classification. *IEEE Transactions SMC*. 1973, Vol. 3, 6, pp. 1345–1350.
15. **Tamura, H, Mori, S et Yamawaki, T.** Texture features corresponding to visual. *IEEE Transactions SMC*. 1978, Vol. 8, 6.
16. *The QBIC project: Querying images by content using color.*, **Niblack, W et autres.** San Jose, Calif : s.n., 1993. Proceedings of the SPIE: Storage and Retrieval for Image and vidéo databases.
17. *Multimedia analysis and retrieval.* **Huang, T.S, Mehrotra, S et Ramachandran, K.** 1996. Proceedings of 33rd Annual Clinic on Library Application of.
18. *Supporting similarity queries in MARS.* **Ortega, M et autres.** 1997. Proc. ACM Conf. Multimedia. pp. 403–413.
19. **Liu, Fang et W. Picard, Rosalind.** Periodicity, Directionality, and Randomness: Wold Features for Image Modeling and Retrieval. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1996, Vol. 18, 7, pp. 722 – 733.
20. *Comparison of texture features based on Gabor filters.* **Kruizinga, P, Petkov, N et Grigorescum, S.E.** Venice : s.n., 1999. Proceedings of the 10th International Conference on Image Analysis and Processing. pp. 142-147.
21. **Daubechies, I.** The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis. *IEEE transactions on Information theory*. 1990, Vol. 36, pp. 961-1005.
22. *Modified Fourier descriptors for shape representation—.* **Rui, Y, She, A. C et Huang, T.S.** Amsterdam : s.n., 1996. Proceedings of First International Workshop on Image.

23. **Jain, A.K.** *Fundamentals of Digital Image Processing*. New York : Prentice Hall, 1986.
24. *Shape measures for content-based*. **Mehetre, B.M, Kankanhalli, M et Lee, W.F.** 3, 1997, *Information Processing and Management*, Vol. 33, pp. 40–48.
25. **Hu, M.K.** Visual pattern recognition by moment invariants, computer methods in. *IEE Transactions on Information theory IT-8*. 1962, pp. 179–187.
26. **Prasad, L.** *Morphological analysis of shapes, CNLS Research Highlights*. Los Alamos National Laboratory. Los Alamos : s.n., 1997.
27. *Graph matching by graduated assignment*. **Gold, S et Rangarajan, A.** 1996. Proceeding IEEE Computer society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. pp. 239–244.
28. **Chang, S. K, Shi, Q. Y et Yan, C. Y.** Iconic indexing by 2-D strings. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. Mai 1987, Vol. 9, 3, pp. 413-428.
29. **Samet, H.** The quadtree and related hierarchical data structures. *ACM Computing Surveys*. 1984, Vol. 16, 2, pp. 187-260.
30. **Gudivada, V. N et Raghavan, V. V.** Design and evaluation of algorithms for image retrieval by spatial simillarité. *ACM Transactions on Information Systems*. April 1995, Vol. 13, 2, pp. 115-144.
31. **Pluim, JPW, Maintz, A et Viergever, MA.** Mutual information matching in multiresolution contexts. *Image and Vision Computing*. 2001, Vol. 19, 1-2, pp. 45-52.
32. **Flickner, M, et al.** Query by image and video content: The QBIC system. *IEEE Computer*. Septembre 1995, Vol. 28, 9, pp. 23-32.
33. *A robust multimedia-attribute search structure*. **Lomet, D.B et Salzberg, B.** 1989. Proceeding of the Fifth International Conference on Data engineering. pp. 296–304.
34. *Similarity indexing: Algorithms and performance*. **White, D et Jain, R.** 1996. Proc. SPIE: Storage and Retrieval for Still Image and Video Databases. pp. 62–73.

35. *Compressed-domain techniques for image/video indexing and manipulation*. **Chang, S.-F.** 1995. Proceeding ICIP95, Special Session on Digital Library and Video on Demand. pp. 314–316.
36. *Concurrent access to point data*. **Ng, V et Kameda, T.** 1997. Proceeding of 25th Annual International Conference Computer Software Application COMPSAC'97 . pp. 368–373.
37. *Efficient processing of spatial joins using R-Trees*. **Brinkhoff, T, Kriegel, H et Seeger, B.** 1993. Proceeding ACM SIGMOD. pp. 237–246.
38. *R-tree: A dynamic index structure for spatial searching*. **Guttman, A.** 1984. Proc. ACM SIGMOD. pp. 47–57.
39. *The R+-tree: A dynamic index for multidimensional objects*. **Sellis, T, Roussopoulos, N et Faloutsos, C.** 1987. Proceeding 12 th VLDB. pp. 507–518.
40. *The R*-tree: An efficient and robust access method for points and rectangles*. **Beckmann, N, et al.** 1990. Proceeding ACM SIGMOD. pp. 322–331.
41. *Evaluating multidimensional indexing structures for images transformed by principal component analysis*. **Ng, R et Sedighian, A.** 1996. Proceeding SPIE: Storage and Retrieval for Still Image and Video Databases. pp. 50–61.
42. **Vailaya, A, et al.** Image classification for content-based indexing. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2001, Vol. 10, 1.
43. **Finlayson, G. D.** Color in perspective. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. Oct 1996, Vol. 8, 10, pp. 1034-1038.
44. *Using multiple examples for content-based retrieval*. **Assfalg, J, Bimbo, A. D et Pala, P.** 2000. Proceeding Int'l Conf. Multimedia and Expo.
45. **Hiemstra, Djoerd et Kraaij, Wessel.** *Evaluation of Multimedia Retrieval Systems*. [éd.] Springer. 2007. pp. 347-366.
46. *Content-based image retrieval systems*. **Gudivada, V. N et Raghavan, V. V.** 9, 1995, *IEEE Computer*, Vol. 28, pp. 18-22.

47. **Cody, W.F et autres.** *Querying multimedia data from multiple repositories by content: the*. New York : Chapman & Hall, 1995.
48. *Color indexing.* **Swain, M et Ballard, D.** 1, 1991, International Journal on Computer vision, Vol. 7, pp. 11–32.
49. *Texture-based pattern retrieval from image databases.* **Ma, W.Y et Manjunath, B.S.** 2, 1996, Multimedia Tools Appl, Vol. 1, pp. 35-51.
50. *Photobook: Tools for content-based manipulation of image databases.* **Pentland, A, Picard, R.W et Sclaroff, S.** 1994. proceeding of SPIE:Storage and Retrieval for Still Image and Video Databases.
51. *A retrieval technique for similar shapes.* **Jagadish, H.V.** 1991. ACM Proc. Int. Conf. Manag Data SIGMOD.
52. *Integrated spatial and feature image query.* **Smith, J.R et Chang, S.-F.** 2, 1999, Multimedia systems , Vol. 7, pp. 129–140.
53. **Hafner, J et autres.** Efficient color histogram indexing for quadratic form distance functions. *IEEE Transactions on Pattern Analasys and Machine Intelligence.* 1995, Vol. 17, 7, pp. 729 –736.
54. *VisualSEEK: a fully automated content-based image query system.* **Smith, J.R et Chang, S.-F.** Boston, Mass : s.n., 1996. Proceedings of ACM International Conference Multimedia.
55. *Visually searching the Web for content.* **Smith, J.R et Chang, S.-F.** 3, 1997, IEEE Multimedia Magazine, Vol. 4, pp. 12 –20.
56. *ImageRover: A content-based image browser for the World Wide Web.* **Sclaroff, S, Taycher, L et La Cascia, M.** 1997. Proceedings of IEEE Workshop on Content-based Access of Image and Video Libraries.
57. *MPEG-7 multimedia content description standard.* **Smith, J.R, Puri, A et Tekalp, M.** New York : s.n., 2000. IEEE International Conference on Multimedia and Expo.

58. *Similarity of color images*. **Stricker, M et Orengo, M.** 1995. Storage and Retrieval for Image and Video Databases III.
59. *Color indexing with weak spatial constraints*. **Stricker, M et Dimai, A.** 1996. SPIE:Storage and Retrieval for Still Image and Video Databases. pp. 29–41.
60. **Gonzales, R. C et Woods, R. E.** *Digital image processing*. 2e édition. s.l. : Prentice-Hall, Inc, 2002.
61. *Interactive retrieval of color images*. **Worring, M et Gevers, Th.** 3, 2001, International Journal of Image and Graphics, Vol. 1, pp. 387–414.
62. **Foley, J.D, et al.** *Computer Graphics: Principles and Practice* . s.l. : Addison-Wesley Publishing Company, 1990.
63. www.adobe.com/support/techguides/color/colormanagement/cmsdef.html. *Adobe Systems, Inc., Color management systems - technical guide*. [En ligne]
64. Livre blanc sur la gestion des couleurs 3. *Espaces chromatiques et conversion des couleurs*. s.l. : CIE Groupe.
65. **Zhang, Yu-Jin.** *Semantic-Based Visual information retrieval*. Pékin : IRM Press, 2007. ISBN 1-59904-371-8.
66. *Performance and computational burden of histogram based color image retrieval techniques*. **Konstantinidis, K et Andreadis, I.** 2005, Journal of Computational Methods in Sciences and Engineering, Vol. 5, pp. 141–147.
67. *Image indexing and and retrieval using color*. **Gong, Y, Chuan, C.H et Xiaoyi, G.** 1996, Multimedia Tools and Applications, Vol. 2, pp. 133-156.
68. **Wang, S.** *A Robust CBIR Approach Using Local Color Histograms*. Département d'informatique, Université Alberta. Alberta : s.n., 2001. rapport technique .
69. *Using perceptually weighted histograms for color-based image retrieval*. **Lu, G et Phillips, J.** Proceedings of the 4th International Conference on Signal Processing. pp. 1150–1153.

70. *Comparing images using joint histograms*. **Pass, G et Zabih, R.** 3, *Multimedia Systems*, Vol. 7, pp. 234–240.
71. *The capacity of color histogram indexing*. **Stricker, M et Swain, M.** 1994. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. pp. 704–708.
72. *Comparing images using color coherence vectors*. **Pass, G, Zabih, R et Miller, J.** 1996. In *Proceedings of the 4th ACM Multimedia Conference*. pp. 65–73.
73. **Koschan, Andreas et Abidi, Mongi.** *Digital color image processing*. New Jersey : JOHN WILEY & SONS, INC., 2008. ISBN 978-0-470- 14708-5.
74. *NSF-ARPA workshop report*. **R. Jain, A. Pentland, D. Petkovic.** Boston, Mass : s.n., 1995. NSF-ARPA Workshop on Visual Information Management Systems.
75. **Chang, N.S et Fu, K.S.** *A relational database system for images, Technical Report TR-EE 79–28*. Purdue University. 1979.
76. *An intelligent image database system*. **Chang, S.K, et al.** 5, 1988, *IEEE Trans. Software Eng*, Vol. 14, pp. 681–688.
77. *Workshop report: NSF workshop on visual information management*. **R.Jain.** San Jose, Calif : s.n., 1993. *Proceedings of SPIE: Storage and Retrieval for Image and Video Databases*.
78. *Image retrieval based on color features: An*. **Zhang, H, Gong, C.L.Y et Smolia, S.** 1995. *SPIE: Digital Image Storage and Archiving Systems 2606*. pp. 212–220.
79. *Terrain texture synthesis with an extended self-similar model*. **Kaplan, L.M et Kuo, C.-C.J.** San Jose, Calif : s.n., 1995. *Visual data exploration and analysis II*.
80. **Liu, F et Picard, R.** *Periodicity, directionality and randomness: Wold features for image modeling and retrieval*. MIT Media Laboratory and Modeling Group. Boston, Mass : s.n., 1994. Rapport technique No. 320.
81. *Updates to the QBIC system*. **Niblack, W et al.** 1997. *SPIE: Storage and Retrieval for Image and Video Database* . pp. 150–161.

82. *Object signature curve and invariant shape patches for geometric indexing into pictorial databases.* **Lei, Z, Tasdizen, T et Cooper, D.B.** Dallas, Tex : s.n., 1997. SPIE: Multimedia Storage and Archiving Systems.
83. *Similar-shape retrieval in shape data management.* **Mehrotra, R et Gary, J.** 1995, IEEE Computer Magazine, Vol. 28, pp. 57–62.
84. **Manjunath, B. S.** Image browsing in the alexandria digital library project. <http://www.dlib.org/dlib/august95/alexandria/08manjunath.html>. [En ligne] August 1995.
85. *Interactive retrieval of color images.* **Gevers, Th et Worring, M.** 3, 2001, International Journal of Image and Graphics, Vol. 1, pp. 387-414.
86. **Long, Fuhui, Zhang, Hongjiang et Feng, David D.** *Multimedia Information Retrieval and Management - Technological Fundamentals and Applications.* s.l. : Springer, 2002.
87. *Content-Based Image Retrieval at the End of the Early Years.* **Smeudlers, Arnold W.M, et al.** 12, December 2000, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 22.
88. *Dominant color region based indexing for cbir.* **Ravishankar, K, et al.** [éd.] V. Cantoni, and S. Levialdi V. Roberto. 1999. International Conference on Image Analysis and Processing. pp. 887–892.
89. **Gauch, S, Li, W et Gauch, J.** The vision digital video library. *Information Processing.* Avril 1997, Vol. 4, 33, pp. 413–426.
90. *Histogram refinement for content-based image retrieval.* **M., R., Pass, G et Zabith, R.** 1996. IEEE Workshop on Application of Computer Vision. Vol. 67, pp. 96-102.

ANNEXES

CODE DE LA PREMIÈRE TECHNIQUE UTILISÉE: LES HISTOGRAMMES GLOBAUX

```
clear; tic;
load Descripteurs_TSL;
Requetes_classe1 = [ 23 70 95 57 2 ];
Requetes_classe2 = [115 180 125 166 181];
Requetes_classe3 = [ 226 253 211 249 271];
Requetes_classe4 = [ 348 390 314 351 380];
Requetes_classe5 = [466 479 405 437 491];
Requetes_classe6 = [554 599 509 541 578];
Requetes_classe7= [613 685 606 636 681];
Requetes_classe8= [735 777 719 741 788];
Requetes_classe9= [825 880 812 850 891];
Requetes_classe10= [927 963 901 953 998];
top=20;
n=15;
switch classe_choisie
    case 1
        classe= classe1;
        Requetes_classe=Requetes_classe1 ;
    case 2
        classe= classe2;
        Requetes_classe=Requetes_classe2 ;
    case 3
        classe= classe3;
        Requetes_classe=Requetes_classe3;
    case 4
        classe= classe4;
        Requetes_classe=Requetes_classe4;

        case 5
        classe= classe5;
        Requetes_classe=Requetes_classe5;
    case 6
        classe= classe6;
        Requetes_classe=Requetes_classe6;
    case 7
        classe= classe7;
        Requetes_classe=Requetes_classe7;
    case 8
        classe= classe8;
        Requetes_classe=Requetes_classe8;
    case 9
        classe= classe9;
        Requetes_classe=Requetes_classe9;
    case 10
        classe= classe10;
        Requetes_classe=Requetes_classe10;
end
switch choix
    case 'RVB'
        Descripteurs_Utilise= Descripteurs_RVB;
        n=12;

        case 'TSL'

        Descripteurs_Utilise= Descripteurs_TSL;
        n=15;
        case 'XYZ'
        Descripteurs_Utilise= Descripteurs_XYZ;
end
```

```

classe1=[1:100];classe2=[101:200];classe3=[201:300];classe4=[301:400]
;classe5=[401:500];classe6=[501:600];classe7=[601:700];classe8=[701:8
00];classe9=[801:900];classe10=[901:1000];
Descripteurs_Utilise= Descripteurs_TSL; precision=0;
for I=1:length(Requetes_classe1)
    vreq1=Descripteurs_Utilise (Requetes_classe7(I),2:n+1);
    vreq2=Descripteurs_Utilise (Requetes_classe7(I),n+2:(n*2)+1);
    vreq3=Descripteurs_Utilise(Requetes_classe7(I),n*2+2:n*3+1);
    for j=1: length (Descripteurs_Utilise)
        v_desc1= Descripteurs_Utilise (j,2:n+1);
        v_desc2=Descripteurs_Utilise (j,n+2:(n*2)+1);
        v_desc3=Descripteurs_Utilise (j,n*2+2:n*3+1);
        distances(j,1)= sqrt(distance_euclidienne_L2(vreq1,v_desc1)+
distance_euclidienne_L2(vreq2,v_desc2)+distance_euclidienne_L2(vreq3,v_
desc3));
        distance_ordonn(j,1)=j;
        distance_ordonn(j,2)=distances(j,1);

    end
    sortedrows=(sortrows(distance_ordonn,2));

    precision=precision+(( sum(ismember(classe, sortedrows(1:top,1)))-
1)/top))/length(Requetes_classe);
end
time=toc;
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

```

LA DEUXIÈME TECHNIQUE UTILISÉE : LES HISTOGRAMMES LOCAUX

```

clear;
choix='TSL';
tic;
classe_choisie=7;
precision_classe=0;
load Descripteurs_Haut_TSL;load Descripteurs_Bas_TSL;load
Descripteurs_Droit_TSL;load Descripteurs_Gauche_TSL;
Requetes_classe1 = [ 23 70 95 57 2 ];
Requetes_classe2 = [115 180 125 166 181];
Requetes_classe3 = [ 226 253 211 249 271];
Requetes_classe4 =[ 348 390 314 351 380];
Requetes_classe5 = [466 479 405 437 491];
Requetes_classe6 = [554 599 509 541 578];
Requetes_classe7= [613 685 606 636 681];
Requetes_classe8= [735 777 719 741 788];
Requetes_classe9= [825 880 812 850 891];
Requetes_classe10= [927 963 901 953 998];
top=20;
classe1=[1:100];classe2=[101:200];classe3=[201:300];classe4=[301:400]
;classe5=[401:500];classe6=[501:600];classe7=[601:700];classe8=[701:8
00];classe9=[801:900];classe10=[901:1000];
switch classe_choisie
    case 1
        classe= classe1;
        Requetes_classe=Requetes_classe1 ;
    case 2
        classe= classe2;
        Requetes_classe=Requetes_classe2 ;
    case 3
        classe= classe3;

```

```

    Requetes_classe=Requetes_classe3;
case 4
    classe= classe4;
    Requetes_classe=Requetes_classe4;

    case 5
    classe= classe5;
    Requetes_classe=Requetes_classe5;
    case 6
    classe= classe6;
    Requetes_classe=Requetes_classe6;
    case 7
    classe= classe7;
    Requetes_classe=Requetes_classe7;
    case 8
    classe= classe8;
    Requetes_classe=Requetes_classe8;
    case 9
    classe= classe9;
    Requetes_classe=Requetes_classe9;
    case 10
    classe= classe10;
    Requetes_classe=Requetes_classe10;
end

precision1=0;precision2=0;precision3=0;precision4=0;precision5=0;precision6=0;precision7=0;precision8=0;precision9=0;precision10=0;
switch choix
    case 'RVB'
    Descripteurs_Utilise_haut= Descripteurs_Haut_RVB ;
    Descripteurs_Utilise_bas= Descripteurs_Bas_RVB;
    Descripteurs_Utilise_droit=Descripteurs_Droit_RVB;
    Descripteurs_Utilise_gauche=Descripteurs_Gauche_RVB;
    n=12;

    case 'TSL'

    Descripteurs_Utilise_haut= Descripteurs_Haut_TSL ;
    Descripteurs_Utilise_bas= Descripteurs_Bas_TSL;
    Descripteurs_Utilise_droit=Descripteurs_Droit_TSL;
    Descripteurs_Utilise_gauche=Descripteurs_Gauche_TSL;
    n=15;
    case 'XYZ'
    rr=0;
    Descripteurs_Utilise_haut= Descripteurs_Haut_XYZ ;
    Descripteurs_Utilise_bas= Descripteurs_Bas_XYZ;
    Descripteurs_Utilise_droit=Descripteurs_Droit_XYZ;
    Descripteurs_Utilise_gauche=Descripteurs_Gauche_XYZ;
    n=8;
end
for I=1:5

    vreq11=Descripteurs_Utilise_haut (Requetes_classe(I),2:n+1);
    vreq12=Descripteurs_Utilise_haut
    (Requetes_classe(I),n+2:(n*2)+1);
    vreq13=Descripteurs_Utilise_haut(Requetes_classe(I),n*2+2:n*3+1);

    vreq21=Descripteurs_Utilise_bas(Requetes_classe(I),2:n+1);
    vreq22=Descripteurs_Utilise_bas(Requetes_classe(I),n+2:(n*2)+1);
    vreq23=Descripteurs_Utilise_bas(Requetes_classe(I),n*2+2:n*3+1);

```

```

vreq31=Descripteurs_Utilise_droit(Requetes_classe(I),2:n+1);
vreq32=Descripteurs_Utilise_droit(Requetes_classe(I),n+2:(n*2)+1);
vreq33=Descripteurs_Utilise_droit(Requetes_classe(I),n*2+2:n*3+1);

vreq41=Descripteurs_Utilise_gauche(Requetes_classe(I),2:n+1);
vreq42=Descripteurs_Utilise_gauche(Requetes_classe(I),n+2:(n*2)+1);
vreq43=Descripteurs_Utilise_gauche(Requetes_classe(I),n*2+2:n*3+1);

for j=1: 1000
    v_desc11= Descripteurs_Utilise_haut (j,2:n+1);
    v_desc12=Descripteurs_Utilise_haut (j,n+2:(n*2)+1);
    v_desc13=Descripteurs_Utilise_haut (j,n*2+2:n*3+1);

    v_desc21= Descripteurs_Utilise_bas (j,2:n+1);
    v_desc22=Descripteurs_Utilise_bas(j,n+2:(n*2)+1);
    v_desc23=Descripteurs_Utilise_bas (j,n*2+2:n*3+1);

    v_desc31= Descripteurs_Utilise_droit (j,2:n+1);
    v_desc32=Descripteurs_Utilise_droit(j,n+2:(n*2)+1);
    v_desc33=Descripteurs_Utilise_droit(j,n*2+2:n*3+1);

    v_desc41= Descripteurs_Utilise_gauche (j,2:n+1);
    v_desc42=Descripteurs_Utilise_gauche(j,n+2:(n*2)+1);
    v_desc43=Descripteurs_Utilise_gauche(j,n*2+2:n*3+1);

    distance_haut=(distance_intersection(vreq11,v_desc11)+
distance_intersection(vreq12,v_desc12)+distance_intersection(vreq13,v
_desc13));

    distance_bas=(distance_intersection(vreq21,v_desc21)+
distance_intersection(vreq22,v_desc22)+distance_intersection(vreq23,v
_desc23));

    distance_droit=(distance_intersection(vreq31,v_desc31)+
distance_intersection(vreq32,v_desc32)+distance_intersection(vreq33,v
_desc33));

    distance_gauche= (distance_intersection(vreq41,v_desc41)+
distance_intersection(vreq42,v_desc42)+distance_intersection(vreq43,v
_desc43));

    distances(j,1)= distance_haut+distance_bas+distance_droit+
distance_gauche;
    distance_ordonn(j,1)=j;
    distance_ordonn(j,2)=distances(j,1);

end

sortedrows=(inversertaleau(sortrows(distance_ordonn,2)));

precision_classe=precision_classe+((sum(ismember(classe,
sortedrows(1:top,1)))-1)/top)/length(Requetes_classe);

```

```

end
time=toc;
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

```

LA TROISIÈME TECHNIQUE UTILISÉE: LES HISTOGRAMMES LOCAUX ET KMEANS

```

TIC;
load Zone_inter_TSL;load Zone_milieu_TSL;load Descripteurs_TSL;
Requetes_classe1 = [ 23 70 95 57 2 ];
Requetes_classe2 = [115 180 125 166 181];
Requetes_classe3 = [ 226 253 211 249 271];
Requetes_classe4 =[ 348 390 314 351 380];
Requetes_classe5 = [466 479 405 437 491];
Requetes_classe6 = [554 599 509 541 578];
Requetes_classe7= [613 685 606 636 681];
Requetes_classe8= [735 777 719 741 788];
Requetes_classe9= [825 880 812 850 891];
Requetes_classe10= [927 963 901 953 998];
Requetes_classe=Requetes_classe7;
top=20;
Scores(:,:)=0;
classe1=[1:100];classe2=[101:200];classe3=[201:300];classe4=[301:400]
;classe5=[401:500];classe6=[501:600];classe7=[601:700];classe8=[701:8
00];classe9=[801:900];classe10=[901:1000];
precision1=0;precision2=0;precision3=0;precision4=0;precision5=0;prec
ision6=0;precision7=0;precision8=0;precision9=0;precision10=0;
Descripteurs_Utilise_milieu= Zone_milieu_TSL ;
Descripteurs_Utilise_inter= Zone_inter_TSL;
Descripteurs_Utilise_global=Descripteurs_TSL;
Scores =zeros(1000,1);
nombre_cluster =23;

[id_milieu] = kmeans(Descripteurs_Utilise_milieu,nombre_cluster);
[id_inter] = kmeans(Descripteurs_Utilise_inter,nombre_cluster);
[id_global] = kmeans(Descripteurs_Utilise_global,nombre_cluster);

for I=1:length(Requetes_classe1)

    for j=1: 1000
        if id_global(j,1)==id_global(Requetes_classe(1,I),1)
            Scores (j,1)= Scores (j,1)+2;
        end
        if id_inter(j,1)==id_inter(Requetes_classe(1,I),1)
            Scores (j,1)= Scores (j,1)+3;
        end
        if id_milieu(j,1)==id_milieu(Requetes_classe(1,I),1)
            Scores (j,1)= Scores (j,1)+1;
        end
    end
end
for m=1:1000
    sorted_score(m,1)=m;
    sorted_score(m,2)= Scores (m,1);
end
Score_ordonn=(sortrows(sorted_score,-2));

```


```

precision1=precision1+(( (sum(ismember(classe7,
Score_ordonn(1:top,1)))-1)/top))/length(Requetes_classe);
end
time=toc;

```

EXEMPLES DE REQUÊTES

options de la requête



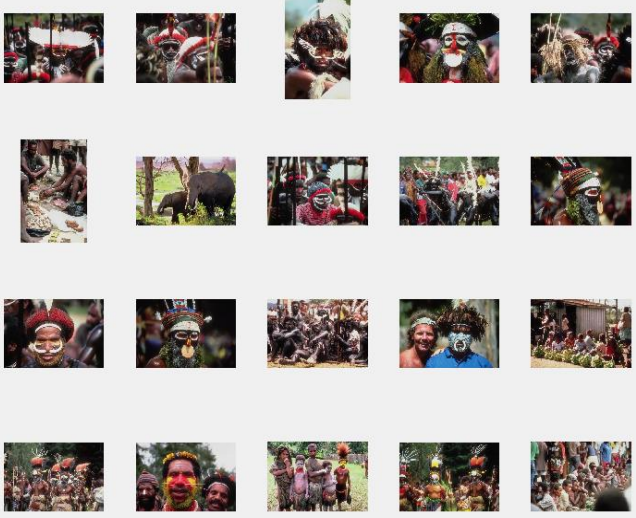
41

Africains

choisir technique

TSL intersection

images retournées




précision 95 %

CLASSE AFRICAINS

Notre Prptotype

options de la requête



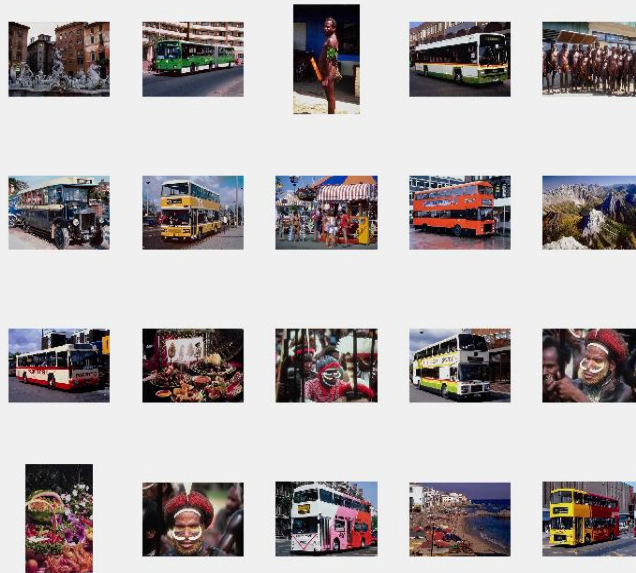
314

Bus

choisir technique

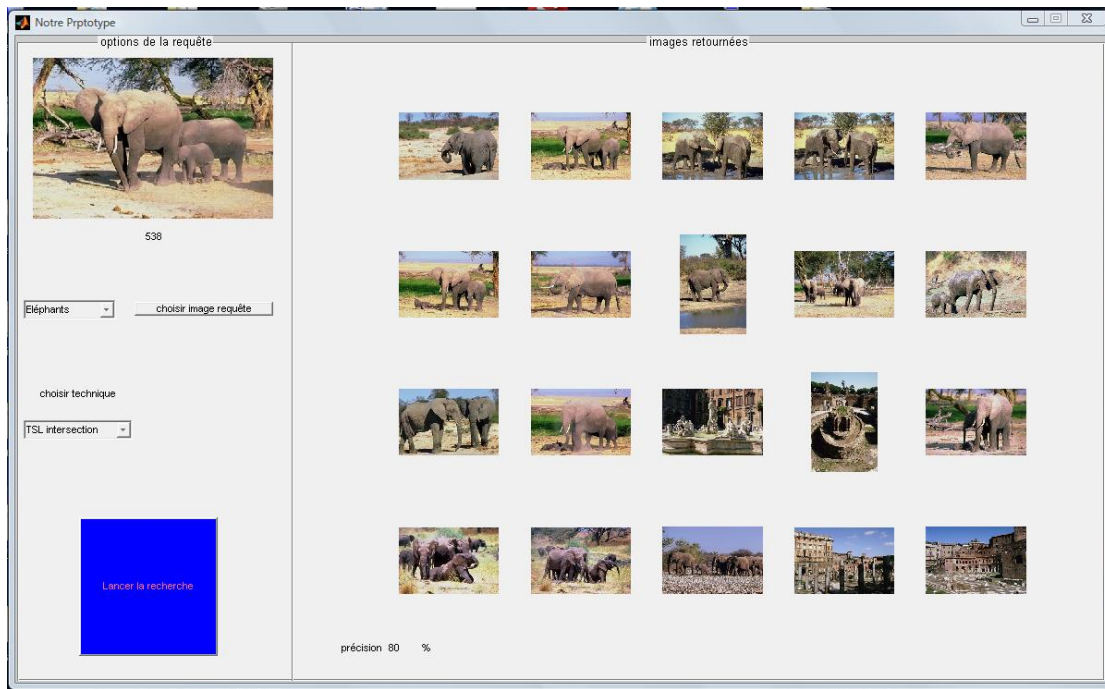
TSL intersection

images retournées

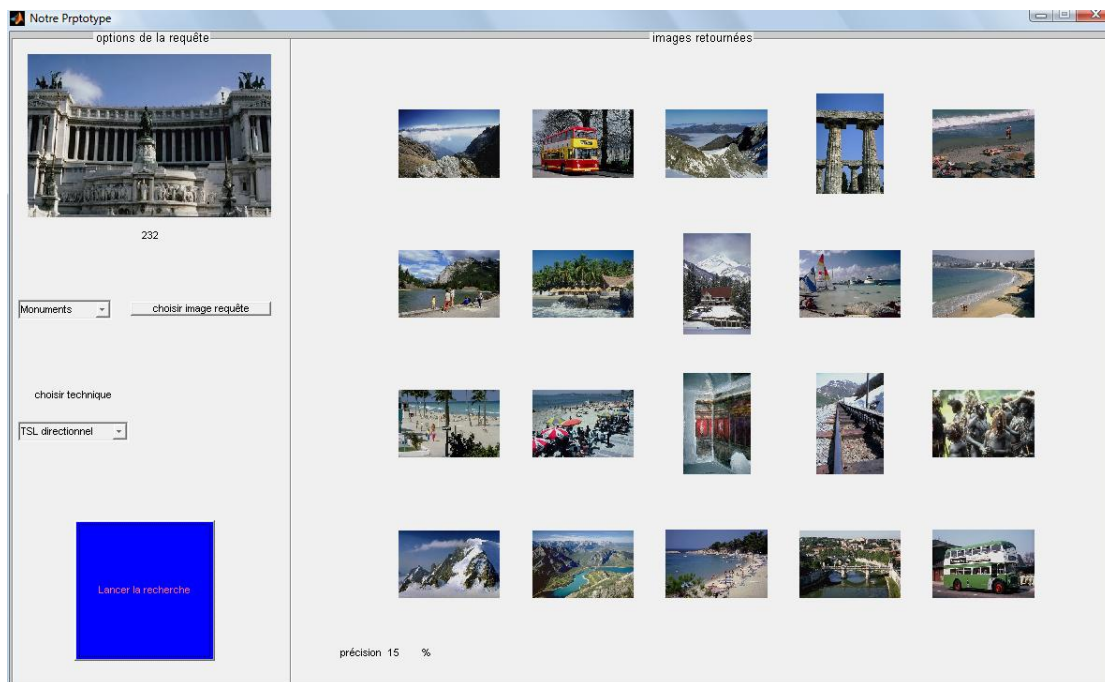


précision 45 %

CLASSE BUS



CLASSE ELÉPHANTS



CLASSE MONUMENTS