

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة أبو بكر بلقايد- تلمسان

Université Aboubakr Belkaïd- Tlemcen – Faculté de TECHNOLOGIE



MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du diplôme de MASTER

En : Télécommunications

Spécialité : Réseaux et Télécommunications

Présenté Par :

**BAROUDI ABDESSAMAD**

Thème :

**Interprétation et indexation des images  
pour la recherche sémantique**

Mr. BOUABDALLAH Réda

Mr. BOUACHA Abdelhafid

Mr. KHELLADI Mounir

Encadreur

Président

Examineur

2021-2022

# *Remerciement*

Tout au long des années de mon parcours scolaire, j'ai eu l'honneur d'être formé par de merveilleux professeurs. Ils m'ont guidé, et ils ont eu la patience et la connaissance pour m'apprendre je vous remercie tous, et je suis reconnaissant pour chaque moment dont je me souviens et les mots ne peuvent pas décrire les sentiments que j'ai envers chacun d'entre eux.

Je remercie spécialement monsieur BOUABDALLAH Réda qui ma guider dans cette mémoire et je remercie aussi la secrétaire de chef département Amina qui reçoit toujours les étudiants avec une sourire et elle nous répond à tout notre question.

Maintenant, comment puis-je oublier les personnes qui ont rendu ce voyage possible, maman, papa, tout ma famille et ma grande famille de groupe de scouts okhowa et spécifiquement mes frère Tahar et Mohammed du fond de mon cœur, je vous remercie de m'avoir soutenu, que ce soit en m'encourageant mentalement ou en me protégeant et je peux vous promettre que les sacrifices sont énorme.

## Table des matières

-Liste des figures

-Liste des tableaux

-Liste des abréviations

-Résumé

-Introduction générale

### Chapitre I : l'image numérique

I.1. Introduction :.....	1
I.2. Image numérique : .....	1
I.2.1 Définition : .....	1
I.2.2 Les caractéristique d'une image numérique : .....	2
I.2.2.1 Pixel : .....	2
I.2.2.2 Dimension : .....	3
I.2.2.3 Résolution : .....	3
I.2.2.4 Luminance : .....	4
I.2.2.5 La couleur : .....	4
I.2.2.6 Tsl : (Teinte, Saturation, Luminosité) : .....	5
I.2.2.7 Histogramme : .....	5
I.2.2.8 La texture : .....	6
I.2.2.9Forme : .....	6
I.3. Types d'images : .....	6
I.3.1 Selon la représentation numérique : .....	6
I.3.1.1 Image matricielle (ou image bitmap) : .....	6
I.3.2Selon la représentation des couleurs : .....	7
- modèles de couleurs : .....	7
I.3.3 Format d'image : .....	7
I.4. Système de traitement d'image : .....	8
I.4.1 Acquisition et numérisation : .....	8
I.4.2Visualisation : .....	9
I.4.3 Filtrage : .....	9
I.4.3.1. Filtres linéaires : .....	9
I.4.3.2. Filtres non linéaires : .....	11

I.4.3.3. Filtre maximum :	12
I.4.3.4. Filtre minimum :	12
I.5. Segmentation :	12
I.6. L'interprétation des images :	13
I.6.1 Sémantique :	14
I.6.2 Fossé sémantique :	14
I.7. Bases de données :	16
I.7.1 Bases de données d'images :	17
I.7.2 La taille de la base de données :	17
I.8. Classement des images :	18
I.9. Conclusion :	18

## **Chapitre II : Recherche des images**

II.1 .Introduction :	19
II.2. Définition :	19
II.3. Approches de représentation et de recherche d'images :	19
II .3.1 Principe de la recherche d'image :	20
II.3.2 Moteur de recherche d'images :	20
II .3.2.1 Architecture d'un moteur de recherche :	20
II.3.2.2 Composants d'un système de recherche d'image :	21
II.3.3 Types de la recherche d'image :	21
II.3.3.1 Recherche d'Images par mots-clés :	21
II.3.3.2 Recherche d'Images par le contenu :	22
II.4. Recherche sémantique :	23
II.5 Conclusion :	25

## **Chapitre III : L'indexation des images**

III.1. Introduction :	26
III.2 Définition :	26
III.3. Architecture du système d'indexation et recherche d'images :	27
III.4. Types d'indexation :	28
III.4.1 Indexation par concept :	28

III.4.2 Indexation d'images par le contenu :	28
III.5. Modèles d'indexation :	29
III.5.1 Modèles booléens :	29
III.5.2 Modèle vectoriel :	29
III.5.3 Modèle probabiliste :	29
III.6. Caractéristiques visuelles d'indexation :	29
III.6.1 Indexation par couleur :	29
III.6.2 Indexation par texture :	31
III.6.3 Indexation par forme :	37
III.7. Conclusion :	40

## Chapitre IV : Travail implémenté

IV.1. Introduction :	41
IV.2. C'est quoi CBIR ? :	41
IV.3. Base de données utilisée :	43
IV.4. Méthodologie Proposée :	44
IV.4.1 Système proposé :	44
IV.4.2 Caractéristiques générales de ce système :	44
IV.4.2.1 Histogramme de couleur :	44
IV.4.2.2 Moment de couleur :	45
IV.4.2.3 Corrélogramme :	45
IV.4.2.4 Texture :	45
IV.4.2.5 Filtre De GABOR :	46
IV.4.2.6 Transformée en ondelettes discrètes :	47
IV.4.3 Algorithme proposé :	48
IV.5. Analyse Des Résultats :	48
IV.5.1 Requêtes des matrices :	49
IV.5.1.1. Matrice de similarité de Manhattan L1 :	49
IV.5.1.2. Matrice de similarité Euclidienne L2 :	50
IV.5.1.3. Matrice de similarité la Relative standard dérivation (RSD) :	52
IV.5.2 Discussion :	55
IV.6 Conclusion :	55
Conclusion général	56
Bibliographie	57

# Liste des figures

<b>Figure1</b> : pixels et niveau de gris.....	4
<b>Figure2</b> : La lettre A_.....	4
<b>Figure3</b> : Dimension d'une image .....	5
<b>Figure 4</b> : Signification de la Résolution d'une image. ....	5
<b>Figure 5</b> : Résolution d'une image. ....	6
<b>Figure 6</b> : Luminance d'une image. ....	6
<b>Figure 7</b> : Les trois primaires : Rouge, Vert, et Bleu .....	7
<b>Figure 8</b> : TSL (teinte, saturation, luminosité) sous forme cône.....	7
<b>Figure 9</b> : Exemple d'un histogramme. ....	8
<b>Figure 10</b> : Exemples des textures. ....	8
<b>Figure 11</b> : Application du filtre moyen (lissage) .....	12
<b>Figure 12</b> : Rehaussement de contour.....	13
<b>Figure 13</b> : Principe du filtre médian .....	13
<b>Figure 14</b> : exemple du filtre médian .....	14
<b>Figure 15</b> : Principe du filtre maximum .....	14
<b>Figure 16</b> : Principe du filtre minimal.....	14
<b>Figure 17</b> : Les niveaux sémantiques dans une image. ....	15
<b>Figure 18</b> : exemple d'une interprétation (oursin) .....	16
<b>Figure 19</b> : Illustration 1 du fossé sémantique. ....	17
<b>Figure 20</b> : Illustration 2 du fossé sémantique. ....	18
<b>Figure 21</b> : Arbre de recherche qui découpe la base de données. ....	20
<b>Figure 22</b> : Architecture générale d'un moteur de recherche d'images .....	23
<b>Figure 23</b> : Un exemple de recherche d'images dans Google .....	24
<b>Figure 24</b> : Principe de la recherche d'image par le contenu sémantique.....	27
<b>Figure 25</b> : Architecture du système d'indexation et recherche d'image.....	31
<b>Figure 26</b> : le schéma général d'un CBIR à base de SVM.....	53
<b>Figure 27</b> : Échantillons des 10 classes de la base d'images WANG ....	55
<b>Figure 28</b> : filtre de Gabor .....	57
<b>Figure 29</b> : Structures des transformées en ondelettes discrètes.....	59
<b>Figure30</b> : image échantillon de base du WANG .....	60
<b>Figure31</b> : résultats de matrice L1 en image de buses .....	60
<b>Figure32</b> : résultats de matrice L1 avec SVM en image de buses.....	61
<b>Figure33</b> : Matrice de confusion L1 avec SVM en image de buses=88% .....	61

<b>Figure34</b> : résultats de matrice L2 en image de buses.....	62
<b>Figure35</b> : résultats de matrice L2 avec SVM en image de buses .....	62
<b>Figure36</b> : Matrice de confusion L2 avec SVM en image de buses=82% .....	63
<b>Figure37</b> : résultats de matrice RSD en image de buses.....	64
<b>Figure38</b> : résultats de matrice L1 avec SVM en image de buses .....	64
<b>Figure39</b> : Matrice de confusion RSD avec SVM en image de buses=92%.....	65

## Liste des tableaux

<b>Tableau1</b> : Tableau comparatif de différents formats d'images.....	10
<b>Tableau 2</b> : Matrice de similarité.....	65

# Liste des abréviations :

**RVB** : rouge, vert et bleu

**TSL** : teinte, saturation et luminosité

**RI** : recherche d'information

**TAL** : traitement automatique des langues

**CIE** : commission internationale de l'éclairage

**TSI** : teinte, saturation et intensité

**CAO** : conception assisté par ordinateur

**CBIR** : content based image retrieval

**SVM** : support vecteur machine

**RSD** : relative standard déviation

## **Résumé :**

Les images numériques occupent une place importante parmi les différents types de données multimédia. Ils jouent un rôle important dans de nombreuses activités humaines.

Le stockage d'images numériques pose rapidement le problème de l'indexation et de la recherche d'images. L'indexation et la recherche d'images consistent à faire correspondre l'image disponible avec celle que l'utilisateur recherche.

L'objectif du domaine de la recherche d'images est de développer des outils qui aident les utilisateurs à localiser les images qu'ils recherchent en un minimum de temps et avec une bonne précision. Ces outils sont appelés moteurs de recherche d'images.

Les moteurs de recherche d'images peuvent être classés en deux catégories :

La première approche (recherche d'images par mots-clés) : cette approche présente une tâche longue et répétitive pour l'utilisateur.

La deuxième approche (recherche d'images basée sur le contenu) : cette approche est basée sur les caractéristiques visuelles des images (par exemple, la taille de l'image).

Dans notre étude on a précisé et détaillé la recherche d'image basée sur le contenu.

**Mots clé :** la recherche d'image par le contenu, cbir, indexation des images, interprétation des images et le traitement d'image.

## **Abstract :**

Digital images occupy an important place among different types of multimedia data. They play an important role in many human activities.

The storage of digital images quickly raises the problem of image indexing and retrieval. Image indexing and retrieval is the process of matching the available image with the one the user is looking for.

The goal of the image search field is to develop tools that help users locate the images they are looking for in a minimum of time and with good accuracy. These tools are called image search engines.

Image search engines can be classified into two categories:

The first approach (keyword-based image search): this approach presents a time-consuming and repetitive task for the user.

The second approach (content-based image search): this approach is based on the visual characteristics of the images (e.g. the size of the image).

In our study we have specified and detailed the content-based image retrieval.

**Keywords:** content-based image retrieval, cbir, image indexing, image interpretation and image processing.

# Introduction générale :

Avec la révolution numérique de ces dernières décennies, la quantité de bases d'images a explosé. La mise à la portée de chacun d'appareils photos numériques, scanners, webcams et téléphones portables, la montée en puissance des capacités de calcul et de stockage des ordinateurs ainsi que la démocratisation d'Internet, ont contribué à cette explosion. Cette disponibilité d'information a cependant donné naissance à un nouveau besoin que l'on ne connaissait pas auparavant : celui de localiser les images voulues en un temps raisonnable. Ceci a stimulé l'émergence d'un nouveau domaine de recherche qui est aujourd'hui en plein essor, en l'occurrence la recherche d'images. L'objectif principal de ce domaine de recherche est de développer des outils capables d'aider l'utilisateur à localiser les images recherchées en un temps raisonnable. Ces outils sont généralement appelés : moteurs de recherche d'images. C'est dans ce sens que s'inscrit notre travail.

Pour trouver une image il y a deux modes. On peut trouver une image avec une recherche à mot clé (requête textuelle) la recherche est effectuée en comparant les termes contenus dans la requête avec les annotations textuelles qui représentent les images de la collection, comme on peut trouver une image on exploite le contenu visuel des images, l'utilisateur est généralement appelé à choisir des images exemples qui ressemblent à ce qu'il cherche. La recherche est effectuée en mesurant la similarité entre les caractéristiques de bas niveaux de la requête et celle des images de la collection.

Nous nous concentrerons sur la deuxième classe qui est la recherche d'images par le contenu. Dans cette recherche les moteurs de recherche utilisent les caractéristiques visuelles des images (couleur, forme, la texture, histogramme ..... ) et les mesures de similarité pour faciliter la recherche et avoir de bons résultats.

L'objectif de ce mémoire est d'étudier la recherche d'image par le contenu et avoir les techniques et les caractéristiques générales d'indexation avec une étude de système CBIR et ses résultats de recherche.

Notre mémoire est organisé en quatre chapitres :

**Chapitre 1 :** dans ce chapitre nous avons fait une présentation générale sur les images numériques (modèles, types, format et caractéristiques ....), comme nous avons présenté le cycle de traitement d'image et les différentes opérations que nous pouvons faire à une image et nous avons cité ce chapitre l'interprétation des images, les bases de données des images et comment nous pouvons classer les images.

**Chapitre 2 :** ce chapitre nous donne une vue générale sur le domaine de la recherche des images les principes et les approches de ce domaine et nous avons détaillé les types de cette recherche et permet ces types les types qui nous intéressent dans cette étude la recherche sémantique.

**Chapitre 3 :** nous avons présenté dans cette partie d'étude l'une des plus importantes opérations dans la recherche d'image par contenu c'est l'indexation et nous avons cité le modèle et le type de cette opération.

**Chapitre 4 :** le quatrième chapitre est un travail effectué d'une simulation de système CBIR, nous avons présenté CBIR avec les différentes étapes pour exécuter ce programme et nous avons donné les résultats reçus de ce programme.

**Chapitre I :**

**Image numérique**

**I.1. Introduction :**

Aujourd'hui, les images jouent un rôle important dans la société. Afficher la capacité de stockage (mémoire de masse, ...) entraîne une demande croissante d'images. [1]

Le besoin croissant de traitement d'images.

Le problème de ces données est qu'elles ne sont pas stockées de manière structurée, Il est donc difficile de trouver les informations nécessaires à temps.

Actuellement, l'exemple le plus illustratif est le World Wide Web. Cependant, il n'y a pas que l'internet.

On peut trouver les bases de données peuvent être dispersées dans différents endroits : dans un centre de télédétection ou dans un centre de police, une bibliothèque numérique, pour n'en citer que quelques-uns.

Un système de récupération efficace est nécessaire. C'est pourquoi l'utilité et l'importance des systèmes d'indexation et de recherche automatique d'images.

Ce chapitre présente des concepts de définition et de caractéristiques d'image ,le principe et les types de la recherche image.

**I.2. Image numérique :****I.2.1 Définition :**

Une image numérique est composée d'unités élémentaires (appelées pixels) qui représentent chacun une portion de l'image. Une image est définie par :

– le nombre de pixels qui la compose en largeur et en hauteur (qui peut varier presque à l'infini).

– l'étendue des teintes de gris ou des couleurs que peut prendre chaque pixel (on parle de dynamique de l'image). [1]

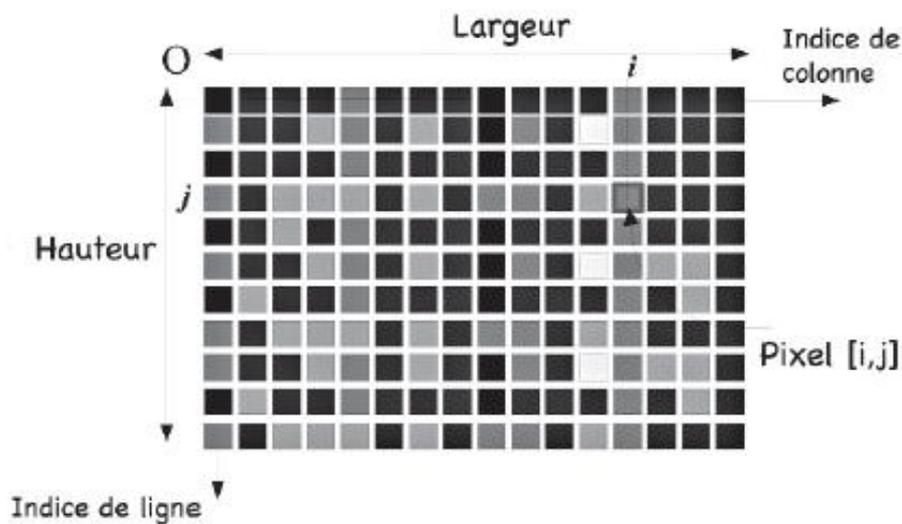
**Les images binaires (noir ou blanc)**

Exemple, images les plus simples, un pixel peut prendre uniquement les valeurs noir ou blanc. C'est le type d'image que l'on utilise pour scanner du texte quand celui-ci est composé d'une seule couleur.

**Les images en teintes de gris**

En général, les images en niveaux de gris renferment 256 teintes de gris. Image à 256 couleurs, simplement chacune de ces 256 couleurs est définie dans la gamme des gris.

Par convention la valeur zéro représente le noir (intensité lumineuse nulle) et la valeur 255 le blanc (intensité lumineuse maximale).



**Figure1** : pixels et niveau de gris

### Les images couleurs

S'il existe plusieurs modes de représentation de la couleur, le plus utilisé pour le maniement des images numériques est l'espace couleur Rouge, Vert, Bleu (R, V, B).

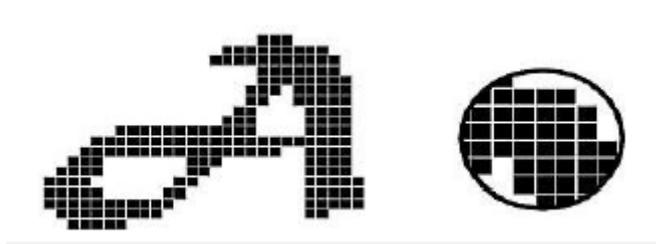
Cet espace couleur est basé sur la synthèse additive des couleurs, c'est à dire que le mélange des trois composantes (R, V, B) donne une couleur.

### I.2.2 Les caractéristique d'une image numérique :

L'image contient plusieurs éléments. Dans cette section, nous allons présenter les caractéristiques qui sont souvent utilisées dans les systèmes de recherche d'images. Dans les systèmes de recherche d'images, les caractéristiques telles que la couleur, la texture, la forme...

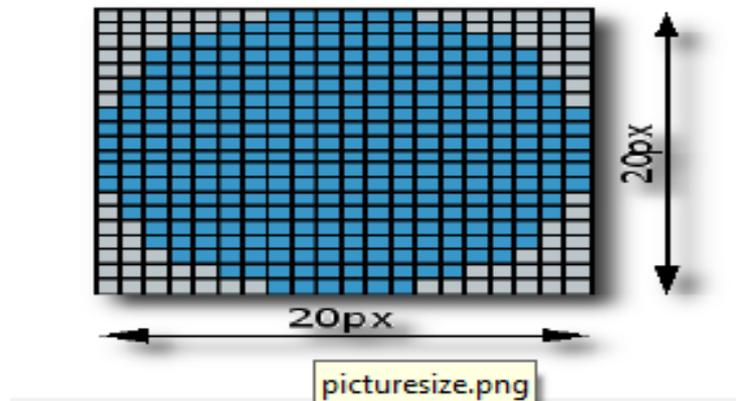
#### I.2.2.1 Pixel :

(Elément Picture) abrégé px, est le plus petit élément constitutif d'une image numérique. L'ensemble de ces pixels est contenu dans un tableau à deux dimensions constituant l'image finalement obtenu. La lettre A, par exemple, peut être affichée comme un groupe de pixels dans la figure ci-dessous. [Site 1]

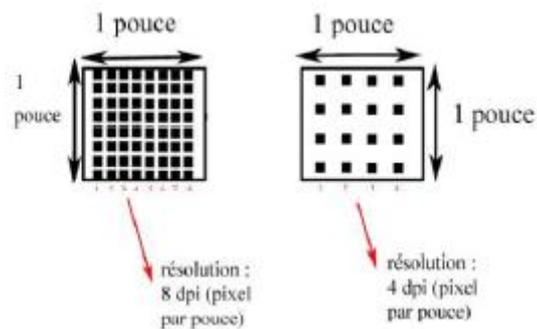


**Figure2** : La lettre A présenté en pixels**I.2.2.2 Dimension :**

Le nombre de pixels en hauteur et en largeur (sous forme matrice) définit la taille de l'image. C'est le produit de la hauteur et de la largeur de l'image définis en pixels. [site 2]

**Figure3** : Dimension d'une image**I.2.2.3 Résolution :**

C'est la clarté ou la finesse de détails atteinte par un moniteur ou une imprimante est exprimée en nombre de pixels par unité de mesure (pouce ou centimètre), il est présenté sous forme H\*L tel que H présent le nombre de pixel par hauteur et L présent le nombre de pixel par largeur. [2]

**Figure 4** : Signification de la Résolution d'une image.



**Figure 5 :** Résolution d'une image.

#### I.2.2.4 Luminance :

C'est le degré de luminosité des points de l'image, est l'intensité lumineuse d'une source lumineuse étendue dans une direction donnée, divisée par l'aire apparente de cette source dans cette même direction. L'unité de luminance lumineuse est la candela par mètre carré, symbole  $\text{cd/m}^2$ . [Site 3]



**Figure 6 :** luminance d'une image.

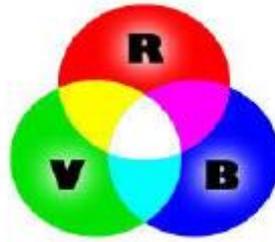
#### I.2.2.5 La couleur :

La couleur est l'un des plus reconnaissables éléments du contenu visuel d'une image, c'est la plus utilisée dans la recherche image, il existe plusieurs distributeurs de couleur tel que : histogramme, les moments couleur...etc. [3].

**Espace de couleur :** Une image est composée de pixels. Chaque pixel d'une image peut être représenté comme un point dans un espace de couleur à 3 dimensions (généralement). Les plus utilisés sont : RVB (Rouge Vert Bleu), TSL (Teinte, Saturation, Luminosité) ...etc. [3]

##### A. RVB :

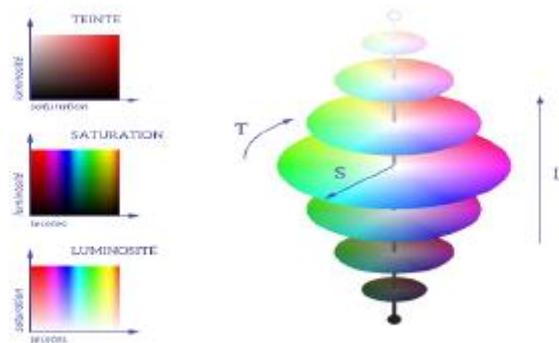
Modèle de couleur le plus utilisé pour la représentation de la couleur. Il est composé des trois couleurs primaires : rouge, vert et bleu. Ce modèle est aussi le plus utilisé pour reproduction de la couleur sur les dispositifs d'affichage tels que la télévision et les écrans des ordinateurs.



**Figure 7** : Les trois couleurs primaires : Rouge, Vert et Bleu.

#### I.2.2.6 Tsl : (Teinte, Saturation, Luminosité) :

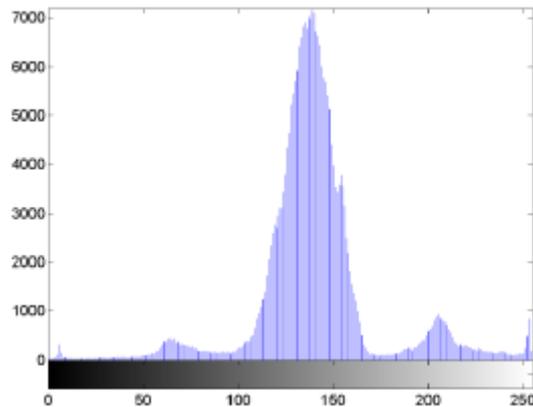
Ce modèle peut être représenté sous forme d'un cylindre, mais généralement il est représenté sous forme d'un cône. La teinte représente le composant chromatique. La saturation se rapporte à la dominance d'une teinte particulière dans une couleur. La luminosité d'une couleur se rapporte à l'intensité. [3]



**Figure 8** : TSL (teinte, saturation, luminosité) sous forme cône.

#### I.2.2.7 Histogramme :

L'histogramme des niveaux de gris ou des couleurs d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (couleur) dans l'image. Pour diminuer l'erreur de quantification, pour comparer deux images obtenues sous des éclairages différents, ou encore pour mesurer certaines propriétés sur une image, on modifie souvent l'histogramme correspondant. Il permet de donner un grand nombre d'information sur la distribution des niveaux de gris (couleur) et de voir entre quelles bornes est répartie la majorité des niveaux de gris (couleur) dans les cas d'une image trop claire ou d'une image trop foncée. Il peut être utilisé pour améliorer la qualité d'une image (Rehaussement d'image) en introduisant quelques modifications, pour pouvoir extraire les informations utiles de celle-ci. [4]



**Figure 9 :** Exemple d'un histogramme.

### I.2.2.8 La texture :

Une texture est une région dans une image numérique qui a des caractéristiques homogènes, Ces caractéristiques sont par exemple un motif basique qui se répète. D'une manière générale la texture se traduit par un arrangement spatial des pixels que l'intensité ou les couleurs seules ne suffisent pas à décrire. [5]



**Figure 10 :** Exemples des textures.

### I.2.2.9 Forme :

La forme est utilisée pour caractériser les objets dans les images. On distingue deux catégories de descripteurs de formes : les descripteurs basés régions et les descripteurs basés frontières. Les premiers sont utilisés pour caractériser l'intégralité de la forme d'une région, Les seconds portent sur la caractérisation des contours de la forme. [6]

## I.3. Types d'images :

### I.3.1 Selon la représentation numérique :

#### I.3.1.1 Image matricielle (ou image bitmap) :

Elle est composée d'une matrice (tableau) de points à plusieurs dimensions, chaque dimension représentant une dimension spatiale (hauteur, largeur, profondeur), temporelle (durée) ou autre. [7]

**I.3.1.1.1 Image 2D :**

Dans le cas des images à deux dimensions (le plus courant), les points sont appelés pixels. Ce type d'image s'adapte bien à l'affichage sur écran informatique (lui aussi orienté pixel).

**I.3.1.1.2 Image 2D +t (vidéo), image 3D, image multi résolution :**

Lorsqu'une image possède une composante temporelle, on parle d'animation. Dans le cas des images à trois dimensions, les points sont appelés des « voxels ». Ils représentent un volume. Ces cas sont une généralisation du cas 2D, la dimension supplémentaire représentant respectivement le temps, une dimension spatiale ou une échelle de résolution.

**I.3.1.1.3 Images stéréoscopiques :**

Il s'agit d'un cas particulier dans lequel on travaille par couples d'images, ces derniers pouvant être de n'importe lequel des types précédents

**I.3.1.2 Image vectoriel :**

Le principe est de représenter les données de l'image par des formules géométriques qui vont pouvoir être décrites d'un point de vue mathématique. Cela signifie qu'au lieu de mémoriser une mosaïque de points élémentaires, on stocke la succession d'opérations conduisant au tracé. L'avantage de ce type d'image est la possibilité de l'agrandir indéfiniment sans perdre la qualité initiale, ainsi qu'un faible encombrement. [7]

**I.3.2 Selon la représentation des couleurs :**

Une couleur correspond physiquement à un mélange de lumières réémises de longueurs d'ondes déterminées : on propose donc des bases colorimétriques pour représenter les couleurs visibles par l'humain. 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. [8]

**- modèles de couleurs :**

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), TSL (Teinte, Saturation, Luminosité). [9]

**I.3.3 Format d'image :**

Un format d'image est une représentation informatique de l'image, associée à des informations sur le mode de codage de l'image et fournissant éventuellement des indications sur la manière de comment la décoder et la manipuler.

La plupart des formats sont composés d'un en-tête contenant des attributs (dimensions de l'image, type de codage, LUT, etc.), suivi des données (l'image elle-même).

Le site La structuration des attributs et des données diffère pour chaque format d'image.

De plus, les formats actuels intègrent souvent une zone de métadonnées (meta data en anglais) utilisée pour spécifier des informations sur l'image telles que : la date, l'heure et le lieu de la prise de vue. Les caractéristiques physiques de la photographie (sensibilité ISO, vitesse d'obturation, l'utilisation du flash...) Ces métadonnées sont par exemple largement utilisées dans le format Exif (extension du format JPEG), qui est le format le plus utilisé dans les appareils photo numériques.

	Type (matriciel/ vectoriel)	Compression des données	Nombre de couleurs supportées	Affichage progressif	Animation	Transparence
JPEG	matriciel	Oui, réglable (avec perte)	16 millions	Oui	Non	Non
JPEG2 000	matriciel	Compression ou pas avec ou sans pertes	32 millions	Oui	Oui	Oui
GIF	matriciel	Oui, Sans perte	256 maxi (palette)	Oui	Oui	Oui
PNG	matriciel	Oui, Sans perte	Palettisé (256 couleurs ou moins) ou 16 millions	Oui	Non	Oui (couche Alpha)
TIFF	matriciel	Compression ou pas avec ou sans pertes	De monochrome à 16 millions	Non	Non	Oui (couche Alpha)
SVG	vectoriel	compression possible	16 millions	ne s'applique pas	Oui	Oui (par nature)

**Tableau1** : Tableau comparatif de différents formats d'images.

#### I.4. Système de traitement d'image :

Dans le contexte de la vision par ordinateur, le traitement d'image est placé après les étapes d'acquisition et de numérisation, assurant les transformations de l'image et la partie calculs permettant d'aller vers une interprétation des images traitées. Cette phase d'interprétation est de plus en plus intégrée au traitement d'images, notamment par l'utilisation de l'intelligence artificielle pour manipuler des connaissances, principalement sur les informations dont on dispose sur ce que représentent les informations dont nous disposons sur ce que représentent les images traitées (connaissance du domaine)

##### I.4.1 Acquisition et numérisation :

C'est le mécanisme qui permet l'obtention d'une image numérique (représentée par une matrice) à deux dimensions à partir d'une scène à trois dimensions, en passant par un système optique, l'image continue  $f(x, y)$  est approximée par des échantillons qui sont obtenus par discrétisation des coordonnées  $(x, y)$  (ce qu'on appelle l'échantillonnage) et la discrétisation des amplitudes de ces points là (c'est la quantification).

La représentation obtenue ne peut être parfaite à cause du bruit introduit dans l'image lors de son acquisition. [9]

### I.4.2 Visualisation :

Un dispositif de visualisation permet l'affichage de l'image. Les reconstituteurs permettent de transformer le signal numérique qui est la matrice image en un signal analogique visible à l'œil humain pour cela on dispose d'une multitude de supports qui sont employés (moniteur vidéo, impression sur papier...). [9]

### I.4.3 Filtrage :

On peut scinder les filtres en deux grandes catégories : Généralités sur le traitement d'image

#### I.4.3.1. Filtres linéaires :

Les premières et les plus simples méthodes de filtrage sont basées sur le filtrage linéaire, chacun de ses opérateurs est caractérisé par sa réponse impulsionnelle  $h(x, y)$ ,

. Le filtrage linéaire est un produit de convolution c'est à dire une combinaison linéaire du voisinage du pixel concerné. Les différents types des filtres linéaires sont :

##### I.4.3.1.1 Filtre moyenné (lissage) :

L'intensité du pixel considéré est remplacée par la moyenne des pixels de son voisinage, la taille de la zone (fenêtre) entourant le pixel est un paramètre important, plus cette dimension est grande, plus Sa sensibilité au bruit diminue, et le lissage devient important (le flou s'accroît). Le filtre moyenné est un filtre passe-bas c à d qu'il laisse passer les basses fréquences (les faibles changements d'intensité de l'image) et atténue les hautes fréquences (variations rapides). [9]

**1/9**

1	1	1
1	1	1
1	1	1

Exemple :



Avant filtrage



Après filtrage

**Figure 11 :** Application du filtre moyen (lissage)

**I.4.3.1.2 Filtre gaussien :**

L'expression gaussienne en deux dimensions est donnée par :  $G_o(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)$

L'intérêt de ce filtre est que l'on contrôle facilement le degré de filtrage à travers le paramètre  $\sigma$ . Le filtre gaussien donne plus d'importance aux pixels proches du pixel central, et diminue cette importance au fur et à mesure que l'on s'éloigne de celui-ci, il a les mêmes inconvénients que le filtre moyenné c à d il dégrade les contours. [9] La discrétisation de ce filtre pour un  $\sigma$  égale à 0.6 donne le masque suivant :

**1/16x**

1	2	1
2	4	2
1	2	1

**I.4.3.1.3 Filtre rehausseur de contours :**

C'est un filtre passe haut c'est-à-dire, il met en évidence les changements rapides de l'intensité de l'image (les hautes fréquences) et laisse les zones uniformes inchangées (basses fréquences). [9]

-1	-1	-1
-1	9	-1
-1	-1	-1

Exemple :



**Figure 12 :** Rehaussement de contour

#### I.4.3.2. Filtres non linéaires :

Ils sont conçus pour régler les problèmes des filtres linéaires, sur tout pour ce qui concerne la mauvaise conservation des contours. Leur principe est le même que celui des filtres linéaires, il s'agit toujours de remplacer la valeur de chaque pixel par la valeur d'une fonction calculée dans son voisinage, la seule différence c'est que cette fonction n'est plus linéaire mais une fonction quelconque (elle peut inclure des opérateurs de comparaisons).

##### I.4.3.2.1. Filtre médian :

Sur un voisinage à huit, le nouveau niveau de gris du pixel centre est choisi comme étant la valeur médiane de tous les pixels de la fenêtre d'analyse centrée sur ce dernier. Son avantage est qu'il garde la netteté des éléments qui constituent l'image sans étaler les transitions. [9]



**Figure 13 :** Principe du filtre médian



Figure 14 : exemple du filtre médian

**I.4.3.3. Filtre maximum :**

Même principe mais la valeur choisie est la valeur maximale.

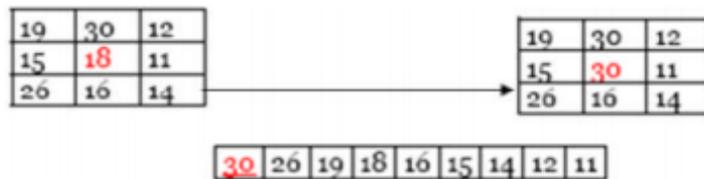


Figure 15 : Principe du filtre maximum

**I.4.3.4. Filtre minimum :**

Même chose, sauf que la valeur choisie est la valeur minimale.

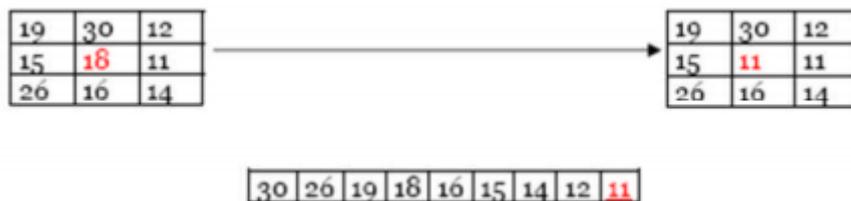


Figure 16 : Principe du filtre minimal

**I.5. Segmentation :**

La segmentation d'une image est une opération de traitement d'image qui vise à regrouper des pixels selon des critères prédéfinis. Les pixels sont ainsi regroupés dans des régions, qui constituent un pavage ou une partition de l'image. Il peut s'agir par exemple séparer les objets du fond. Si le nombre de classes est égal à deux, on l'appelle aussi binarisation.

Si l'homme sait naturellement séparer les objets dans une image, c'est grâce à des connaissances de haut niveau (compréhension des objets et de la scène).

Connaissances de haut niveau (compréhension des objets et de la scène). Pour développer algorithmes de segmentation (chaque région est un objet sémantique) est encore l'un des encore l'un des sujets de recherche les plus courants en traitement d'images.

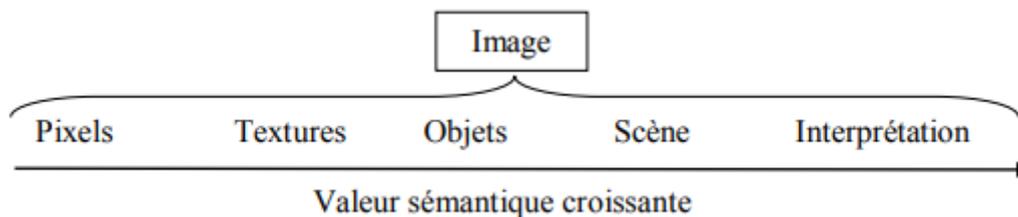
La segmentation est une étape essentielle du traitement d'images. A ce jour, il existe de nombreuses méthodes de segmentation, qui peuvent être regroupées en quatre grandes classes :

1. Segmentation basée sur la région. Elles comprennent la croissance des régions, la division et la fusion split et marge).
2. Segmentation basée sur les bords.
3. Segmentation basée sur la classification ou le seuillage des pixels en fonction de leur intensité(en anglais : classification or thresholding).
4. Segmentation basée sur la coopération entre les trois premières segmentations.

## I.6. L'interprétation des images :

Les méthodes de recherche existantes sont basées sur les informations contenues dans l'image. Ces informations peuvent être classées selon un modèle comportant plusieurs niveaux sémantiques. La figure 17 montre les différents niveaux, de la valeur la plus basse : les pixels de l'image, à la valeur la plus élevée : la description de la scène. Les pixels de l'image participent à l'interprétation de bas niveau de l'image, tandis que la description de la scène correspond à l'interprétation de haut niveau de l'image.

La segmentation d'images permet de retrouver les différentes régions qui composent une image. De nombreuses techniques de segmentation [21] ont été développées et offrent l'approche d'une solution au problème de la reconnaissance de scènes.



**Figure 17** : Les niveaux sémantiques dans une image.

Lorsque nous regardons une image, nous pouvons analyser son contenu à l'aide de nos données. Par exemple, si on nous montre une photo d'un paysage de montagne, nous reconnaissons immédiatement la montagne, les arbres et la cabane. Si on nous présente l'image d'un oursin (figure 18), nous voyons la forme sphérique (parce que nous percevons un motif en relief) sans savoir ce qu'elle représente. Nous pouvons imaginer une vue agrandie d'une bactérie, d'un virus ou l'image supérieure d'un champignon. Parce que nous utilisons nos connaissances pour déterminer le contenu de l'image. Mais personne ne voit jamais une voiture, un stylo ou un chat.



**Figure 18** : exemple d'une interprétation (oursin)

Ours. Nous utilisons toujours nos données pour décoder l'image. Le problème est de simuler le comportement humain sur un ordinateur et de trouver des algorithmes qui reconnaissent les objets dans l'image. Il existe de nombreuses images Pixels d'image Textures Objets Interpréter une scène Ajouter une valeur sémantique, mais aucune technique actuelle ne peut identifier parfaitement une scène et les objets qu'elle contient.

### **I.6.1 Sémantique :**

La difficulté dans les systèmes de recherche d'images par le contenu est d'associer une valeur sémantique à une image. À partir des pixels qui représentent une information bas niveau, il est très difficile d'arriver à l'interprétation haut-niveau de l'image. La figure 15 montre à quel point ce pas est difficile à franchir puisqu'à l'heure actuelle, reconnaître si un certain animal est présent ou non dans une image est encore un problème difficile à résoudre. Dans l'étape de segmentation, les pixels sont associés dans des régions de différentes textures. Ces textures définissent les objets qui composent la scène conduisant à l'interprétation de l'image. Ainsi, donner un sens à une image signifie qu'à partir d'une suite de pixels, on va être capable de définir les objets présents dans la scène. Or il n'existe pas de technique de reconnaissance capable de recréer ce processus d'analyse qu'un enfant de quatre ans arrive à faire au premier coup d'œil.

### **I.6.2 Fossé sémantique :**

"Le fossé sémantique est le manque de coïncidence entre les informations que l'on peut extraire des données visuelles et l'interprétation que les mêmes données ont pour un utilisateur dans une situation donnée".

L'image est polysémique et ses différentes significations sont à la fois contextuelles, différentielles et révélées par l'action. En premier lieu, la sémantique est contextuelle car elle dépend de l'utilisateur et des conditions particulières dans lesquelles est effectuée la recherche (mode d'interrogation du système, résultats des recherches précédentes, ...). En second lieu, l'interprétation de l'image est différentielle, c'est-à-dire qu'elle est manifeste par la comparaison à des images de sémantique identique et d'autres de sémantique différente. En troisième lieu, le sens de l'image est révélé par l'action car du point de vue système, l'interaction utilisateur aide à réduire le fossé sémantique en précisant le but de la recherche. En d'autres termes, la

sémantique de l'image est une propriété complexe qui n'est pas propre au signal mais qui peut cependant émerger de l'expertise que l'utilisateur renvoie au système. Il s'agit alors de mettre à jour les caractéristiques visuelles pertinentes.

Il est très difficile de trouver des descripteurs qui permettent de prendre en compte d'une part toutes les représentations possibles d'une même scène et d'autre part la subjectivité des requêtes formulées par les utilisateurs. Dans le domaine de la recherche d'images, on doit tenir compte du fossé/vidé sémantique et trouver des techniques permettant de le combler au moins en partie.

Une façon simple d'introduire le concept de vide/espace vide sémantique consiste à représenter les résultats des requêtes visuelles à un faible niveau, c'est-à-dire en se basant uniquement sur les caractéristiques primaires extraites du contenu de l'image. La figure 19 montre les résultats d'une recherche sur les "portraits d'enfants". La base de données utilisée contient environ 6000 images différentes. Les résultats correspondent aux 12 images qui sont les plus "proches" de l'image proposée en exemple. Les caractéristiques extraites des images sont liées à la couleur et à la texture. Nous pouvons constater que les images obtenues ont une sémantique très différente de celle de l'exemple. Le système ne renvoie qu'une seule image dont la sémantique est proche de l'image recherchée. Cela signifie que les caractéristiques primaires ne traduisent pas la notion de sémantique contenue dans l'image



(a) Image exemple

(b) Les 12 images les plus similaires à la requête

**Figure 19** : Illustration 1 du fossé sémantique.

La figure 20 présente les résultats d'une requête de « coucher de soleil » à partir de caractéristiques de couleur. La base contient toujours 6000 images. Ces résultats montrent que la couleur est un attribut discriminant pour les photographies de coucher de soleil. Bien qu'évident, ce fait confirme que certaines requêtes peuvent être satisfaites malgré une approche basse niveau du problème, à condition que des attributs discriminants soient utilisés [22]



(a) Image exemple



(b) Les 12 images les plus « proches »

**Figure. 20** : Illustration 2 du fossé sémantique.

On s'aperçoit que les résultats de la recherche correspondent bien à des images visuellement similaires mais aussi, on obtient des images qui ne sont plus visuellement similaires et qui n'ont plus rien à voir avec la requête. Ce phénomène est connu sous le nom de fossé/vidé sémantique (sémantique gap).

Ces observations nous amènent à la définition du fossé/vidé sémantique donnée par Smolders et al. [23]

### I.7. Bases de données :

L'appellation «gestion de bases de données» désigne la branche de l'informatique qui étudie le stockage et l'interrogation des données numériques. Une base de données informatique est donc un ensemble d'informations numériques stockées selon un modèle dans le but de les conserver, de les enrichir et de les interroger avec la garantie de l'intégrité de ces données. Ces informations peuvent être de n'importe quel type : texte, image, son ou vidéo car informatiquement, ces données sont représentées par un ensemble de nombres binaires en mémoire. Le modèle de la base de données permet d'organiser les informations et de leur ajouter un sens, une sémantique qui représente les relations entre ces objets et le monde réel. Le système de gestion de bases de données idéal doit fournir un certain nombre de services [10]

- La centralisation de la gestion des données (mais pas des données elles-mêmes qui peuvent être réparties) doit permettre un regroupement logique des informations.
- L'indépendance des applications par rapport à la structure des données doit faciliter l'évolutivité des applications.
- L'environnement de programmation doit être non procédural, l'utilisateur spécifie ce qu'il veut et non la procédure à suivre pour l'obtenir (QUOI mais pas COMMENT)
- L'environnement d'utilisation doit être convivial et doit offrir un meilleur accès à l'information.
- Le niveau de sécurité et l'intégrité des données doivent être garantis (contrôle d'accès, cryptage, transaction, respect des contraintes sur les données. . .).
- Les données et les applications doivent être portables sur différents systèmes (indépendance vis-à-vis de l'architecture matérielle et logicielle). En 1975, l'organisme de normalisation

américain ANSI (American National Standard Institute) a proposé un modèle normalisé de base de données assurant les services ci-dessus [11].

### I.7.1 Bases de données d'images :

Les bases de données gèrent de façon efficace les données de type texte mais sont mal adaptées aux données multimédia. Toutefois, et afin de pouvoir inclure des images dans les bases de données, un type spécial a été ajouté dans les bases de données relationnelles. Il s'agit du type objet binaire (BLOB) dans lequel on peut mettre une image, un code exécutable ou n'importe quel objet informatique, quel que soit sa taille. Ce type ne permet pas de résoudre les problèmes de la recherche d'images, mais il permet de stocker les données multimédia : images, vidéos et sons dans la base. La plupart des bases de données ont donc la capacité de stocker des données multimédia, mais sans moyen pour les interroger dans le modèle lui-même.

Une base d'images est donc une base de données contenant des images et/ou leur représentant construite selon un certain modèle dans le but de la stocker, de l'interroger, de l'enrichir et de la partager.

On classe les bases d'images en deux grandes catégories pour la recherche et l'indexation [12] :

– **Les bases généralistes** sont des bases d'images de sujets très variés comprenant des familles d'images très différentes (par exemple : couchers de soleil, montagne, plage, personnages, véhicules, bâtiments, du web, . . .).

– **Les bases spécialisées** sont des bases dans lesquelles on va trouver des images d'un domaine particulier (images médicales, images satellites, images architecturales, photos de visages ou tableaux d'un musée par exemple). Bien qu'il y ait une distinction entre bases généralistes et bases spécialisées, les bases spécialisées ne sont pas plus faciles à interpréter que les bases généralistes. Les stratégies de recherche d'images pour ces deux catégories de base sont très différentes. Pour la première, on connaît à priori le type d'images que l'on peut y rencontrer, ainsi que le type de recherche que l'on va y mener. Cette connaissance à priori permet de développer des techniques d'indexation et de recherche très efficaces. Pour la seconde catégorie, par contre, on ne sait pas ce que contiennent les images, et on ne sait pas sémantiquement, ce que recherche l'utilisateur. Dans notre première contribution : Indexation et recherche Viso-textuelle des bases de données images.

### I.7.2 La taille de la base de données :

La recherche dans des bases de données d'images contenant plus d'un million d'images est un autre problème qui présente des limites très élevées en termes de temps de calcul et de pertinence des résultats.

Une autre difficulté à surmonter lorsqu'on travaille avec des descripteurs d'images est la taille de ces vecteurs. Dans la littérature, les descripteurs extraits des images sont le plus souvent des vecteurs de taille  $n > 100$ . Cela soulève le problème de la malédiction de la dimensionnalité.

En effet, les espaces à haute dimension ont des propriétés mathématiques spécifiques qui affectent le comportement des méthodes qui traitent les données dans ces espaces.

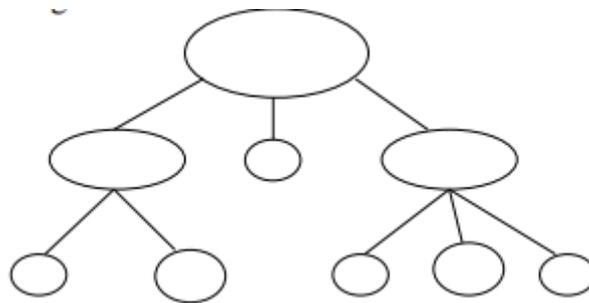
Ainsi, la notion de distance dans un espace à deux ou trois dimensions n'a rien à voir avec la notion de distance dans un espace à 100 dimensions.

Pour ces différentes raisons, il est nécessaire de tester les méthodes utilisées sur une grande base d'images et de réduire la taille des vecteurs de description pour donner du sens à la notion de distance que l'on veut appliquer.

### I.8. Classement des images :

Une solution au problème de la taille de la base est d'appliquer la technique «diviser pour mieux régner» (divide and conquer) qui consiste dans ce cas précis à diviser la base constituée de millions d'images en regroupements d'images plus petits organisés en familles d'images visuellement similaires.

Ce découpage de la base d'images permet de définir une structure en couches dans lesquelles les images sont regroupées en familles. En terme informatique, cela consiste à construire un arbre (figure 21) dont les feuilles sont des images et dont les nœuds représentent des familles d'images.



**Figure 21** : Arbre de recherche qui découpe la base de données.

Le partage d'une base de données d'images dans la phase hors ligne permet de ne travailler qu'avec un sous-ensemble de la base de données et donc d'appliquer des méthodes de recherche d'images à ces "petites" bases de données avec une grande probabilité.

L'arbre peut être parcouru de la même manière, c'est-à-dire en utilisant toujours les mêmes critères de recherche pendant l'exploration. Toutefois, une meilleure approche consiste à définir une hiérarchie de signatures en plus de l'arborescence de la base de données.

### I.9. Conclusion :

On a vu dans ce chapitre que les images ont plusieurs caractéristiques et plusieurs type c'est pour cela sont dérivées en base de données et des class pour faciliter la recherche d'image, dans le chapitre suivant on va voir ce domaine de recherche en détail

## **Chapitre II :**

# **Recherche des images**

**II.1 .Introduction :**

Le domaine de l'image numérique est un domaine en pleine expansion. Depuis quelques années, avec l'explosion d'Internet et aussi le développement à grande échelle de la photographie numérique, il n'est pas rare d'avoir des bases d'images numériques contenant plusieurs milliers et même plusieurs dizaines de milliers d'images, que ce soit des bases ciblées pour un domaine d'activité professionnelle (journalisme, tourisme, éducation, musées, ...) ou tout simplement pour les particuliers qui accumulent d'immenses bases de photographies numériques (souvenirs, voyages, famille, événements, ...).

Voici quelques chiffres pour donner un ordre d'idée : Google recensait environ 2 milliard d'images présentes sur Internet le 9 août 2005. En octobre 2006, il a estimé que sur Flickr, le site web de partage de photographies le plus connu, environ 920 000 images sont soumises chaque jour. Il n'est pas imaginable de consulter toutes ces images à la main pour retrouver celles que l'on recherche. Pour utiliser efficacement ces bases d'images de manière automatique, un système d'indexation et de recherche d'images est nécessaire. C'est pourquoi le sujet de la recherche d'images devient un sujet très actif dans la communauté internationale depuis plus d'une dizaine d'années. [13]

**II.2. Définition :**

La recherche d'images est un domaine informatique pour la navigation, recherche et extraction des images d'une grande base de données d'images numériques, c'est une recherche de données spécialisées utilisées pour trouver des images. Pour rechercher des images, un utilisateur peut fournir des termes de recherche tels que le mot-clé, cliquez sur une image...etc. le système retourne les images "similaires" à la requête. La similitude utilisée pour les critères de recherche pourrait être entre les chaînes de caractères, la distribution des couleurs dans les images, la région d'attributs de forme et des concepts sémantique...etc.

La recherche d'images est extrêmement actif qui connaît depuis la dernière décennie un développement majeur tant au niveau académique qu'industriel. [14]

La recherche d'images est une recherche spécialisée données utilisées pour la recherche des images, les approches et les techniques qui traitent de leur organisation, leur organisation, leur recherche a été prise en compte. Dans la littérature, ces approches sont divisées en deux grandes catégories : la recherche d'images par mot-clé et la recherche d'images par contenu.

**II.3. Approches de représentation et de recherche d'images :**

La recherche d'images est un domaine de recherche très actif au sein de trois grandes communautés de recherche : gestion de bases de données et la vision et infographie. Ces trois communautés de recherche étudient la recherche des images sous deux approches différentes : l'une emploie des annotations textuelles et l'autre emploie des descripteurs de bas ou haut niveaux extraits à partir des images.

La première approche a été proposée en 1970s, elle est basée sur l'annotation textuelle manuelle d'images, aujourd'hui la plus employée. La deuxième approche a été introduite dans le début des années 1980s. Elle a deux directions, la première est la recherche d'image basée sur le contenu symbolique et la deuxième est basée sur le contenu sémantique.[15]

**II .3.1 Principe de la recherche d'image :**

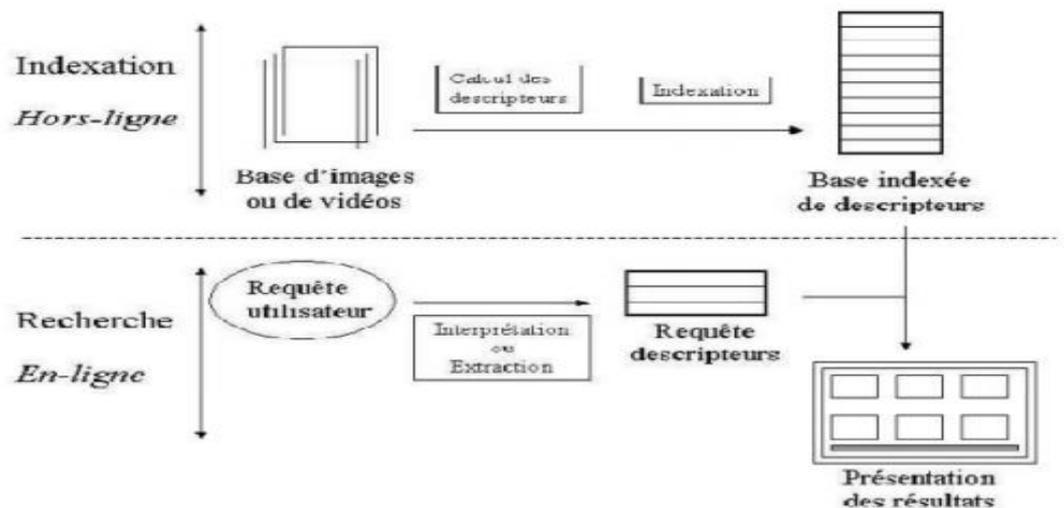
Pour l'étude d'un système de recherche d'images par le contenu, le choix de la base de données est très important. En effet, le contenu des images va influencer très fortement les choix de la méthode de recherche. Ainsi une méthode qui fonctionne sur une base donnée peut donner des résultats très différents sur une autre base. Pour rechercher des images, un utilisateur peut fournir des termes de recherche tels que des mots-clés, cliqué sur une image...etc. Le système renvoie les images qui sont "similaires" à la requête. La similarité utilisée pour les critères de recherche pourrait être entre des chaînes de caractères, la distribution des couleurs dans les images, la région de l'attribut de forme et les concepts sémantiques...etc.

**II.3.2 Moteur de recherche d'images :**

L'objectif d'un système de recherche d'images est, étant donné un ensemble d'images (ou corpus), de permettre à ses utilisateurs d'accéder le plus rapidement possible aux images qui correspondent à leurs besoins [16]

**II .3.2.1 Architecture d'un moteur de recherche :**

Un moteur de recherche d'images est décomposé en deux phases : phase d'indexation et phase de recherche



**Figure 22 :** Architecture générale d'un moteur de recherche d'images

### II.3.2 Composants d'un système de recherche d'image :

- Extraction des caractéristiques : permet de faire la transformation des images en une forme compréhensible par la machine.
- Indexation : permet de faire la création d'un ensemble de caractéristiques pertinentes et invariante des images de la base.
- Moteur : calcule de similarité et la pertinence en ligne.
- Interfaces : présente l'ensemble de requêtes et de résultats.

### II.3.3 Types de la recherche d'image :

#### II.3.3.1 Recherche d'Images par mots-clés :

Les premiers systèmes de recherche d'images utilisaient des mots-clés associés aux images pour les caractériser.

Grâce à cette association de mots-clés, il suffit d'utiliser les méthodes basées sur le texte pour retrouver les images contenant les mots-clés [17].

Ce type de caractérisation comporte un certain nombre d'inconvénients, en effet : La description textuelle est une opération longue, coûteuse et difficile à élaborer car l'information externe est manuellement attachée par l'utilisateur ce qui conditionne la qualité de recherche future, et puis elle ne décrit pas fidèlement le contenu de l'image car elle se fait de manière automatique à partir du nom, de la légende ou du texte qui l'entoure [18]



Figure 23 : Un exemple de recherche d'images dans Google

Cette figure illustre bien donne les inconvénients de ce type de requête. En effet l'utilisateur veut trouver des images qui contiennent une ou (des) voiture(s) avec le ciel cependant les premières images ne sont pas pertinentes

Pour pallier aux inconvénients de la recherche par proposée : la recherche par le contenu.

### **II.3.3.2 Recherche d'Images par le contenu :**

Le terme « recherche d'images par le contenu » le principe de cette méthode est d'identifier des images à partir de leur contenu (c'est à dire à partir des données de partir du texte associé aux images).

Le contenu d'une image peut être vu à travers deux aspects différents symbolique et sémantique

#### **II.3.3.2.1 recherches d'images par le contenu symbolique :**

Les systèmes d'indexation et de recherche d'images basés sur le contenu symbolique permettent de rechercher des images dans une base de données en fonction de leurs caractéristiques visuelles. Ces caractéristiques, également appelées caractéristiques de bas niveau, sont des représentations de la couleur, de la texture, de la forme, etc. [19]. Le principe de cette technologie respecte les deux phases principales de l'architecture d'un moteur de recherche d'images décrites ci-dessus. La phase d'indexation et la phase de recherche. La recherche de contenu symbolique présente l'avantage de pouvoir être utilisée de plusieurs manières :

Le fait qu'il puisse être utilisé même s'il n'y a pas de texte dans la base de données d'images. Il convient aux images très complexes et aux images contenant un grand nombre d'objets qui ne peuvent être décrits par du texte. Mais il y a aussi des inconvénients :

Les requêtes sont exprimées avec des fonctions de bas niveau, et le lien avec la sémantique n'est jamais établi, de sorte que le résultat n'est pas toujours pertinent.

Le principal défaut de cette recherche est ce qu'on appelle le fossé sémantique. Cet écart sémantique représente la différence entre les descripteurs de bas niveau et la sémantique contenue dans l'image. Mesure de la similarité :

Les images de la base de données sont préalablement décrites avec des caractéristiques de bas niveau qui sont automatiquement extraites de leur contenu. La requête d'image et les images de la base de données sont considérées comme un ensemble de vecteurs de caractéristiques de bas niveau. La pertinence entre la requête d'image et les images de la base de données est déterminée en fonction de leur similarité, qui est calculée à partir des caractéristiques extraites [20]. Ainsi, le résultat d'une recherche n'est pas une image unique mais une liste d'images classées en fonction de leur degré de similarité avec l'image recherchée. Plusieurs mesures de similarité ont été proposées dans la littérature. Les différentes mesures de similarité affectent les performances de recherche des systèmes de recherche basés sur le contenu [13]. Cependant, cette méthode est traditionnelle dans le sens où les images sont recherchées à l'aide de mesures de similarité calculées sur la base de caractéristiques physiques appelées caractéristiques de bas niveau telles que la couleur, la texture, la forme, etc. Aujourd'hui, la sémantique occupe une

place de plus en plus importante dans les systèmes de recherche d'images basés sur le contenu. De plus en plus d'applications tentent de manipuler des concepts capables d'interpréter les images d'un point de vue humain en fournissant des méthodes de description de haut niveau qui peuvent faciliter la recherche d'images. Cependant, les mesures de similarité calculées sur les caractéristiques ne comprennent qu'un seul type de sémantique. Ils capturent certains aspects de la sémantique de l'image, c'est-à-dire la sémantique induite. Cependant, la sémantique d'une image est rarement évidente [20].

### **II. 3.3.2.2 recherches d'images par le contenu sémantique :**

La recherche sémantique d'images est un ensemble de techniques qui visent à fournir une description plus complète des images que de simples descripteurs de bas niveau. Ces techniques se concentrent sur l'identification du contenu sémantique des images (présence d'objets, de personnes, de certains concepts) plutôt que sur leur aspect visuel. La description sémantique des images implique l'utilisation de mots pour décrire les images à la place ou en plus des descripteurs de bas niveau [19]. Raisonner au niveau sémantique signifie que l'analyse de l'image se fait en termes d'objets, de contenu et de structure, et pas seulement en termes de statistiques sur les couleurs, les textures ou d'autres caractéristiques de base de l'image. Cela nécessite une certaine quantité d'informations supplémentaires pour la méthode, puisque par définition, seules les caractéristiques de base sont directement disponibles dans l'image. La sémantique elle-même n'est pas inscrite dans l'image, mais se trouve ailleurs. Nous devons donc chercher ces sources externes qui nous donnent accès aux clés du décodage sémantique de l'image. Nous soutenons que la sémantique exprimée dans une image dépend de deux éléments [13].

- Le niveau de connaissance et de perception que l'observateur a de cette image.

- le but que l'utilisateur de cette image a en tête lorsqu'il la regarde. Ces sémantiques doivent être trouvées selon deux approches :

- Une approche basée sur les méthodes pour comprendre le but de l'utilisateur, le sens de sa requête. -

Une approche basée sur les moyens pour connecter (ou lier) la connaissance sémantique humaine et l'apparence de l'image. Nous poursuivons cette présentation en explorant ces deux approches :

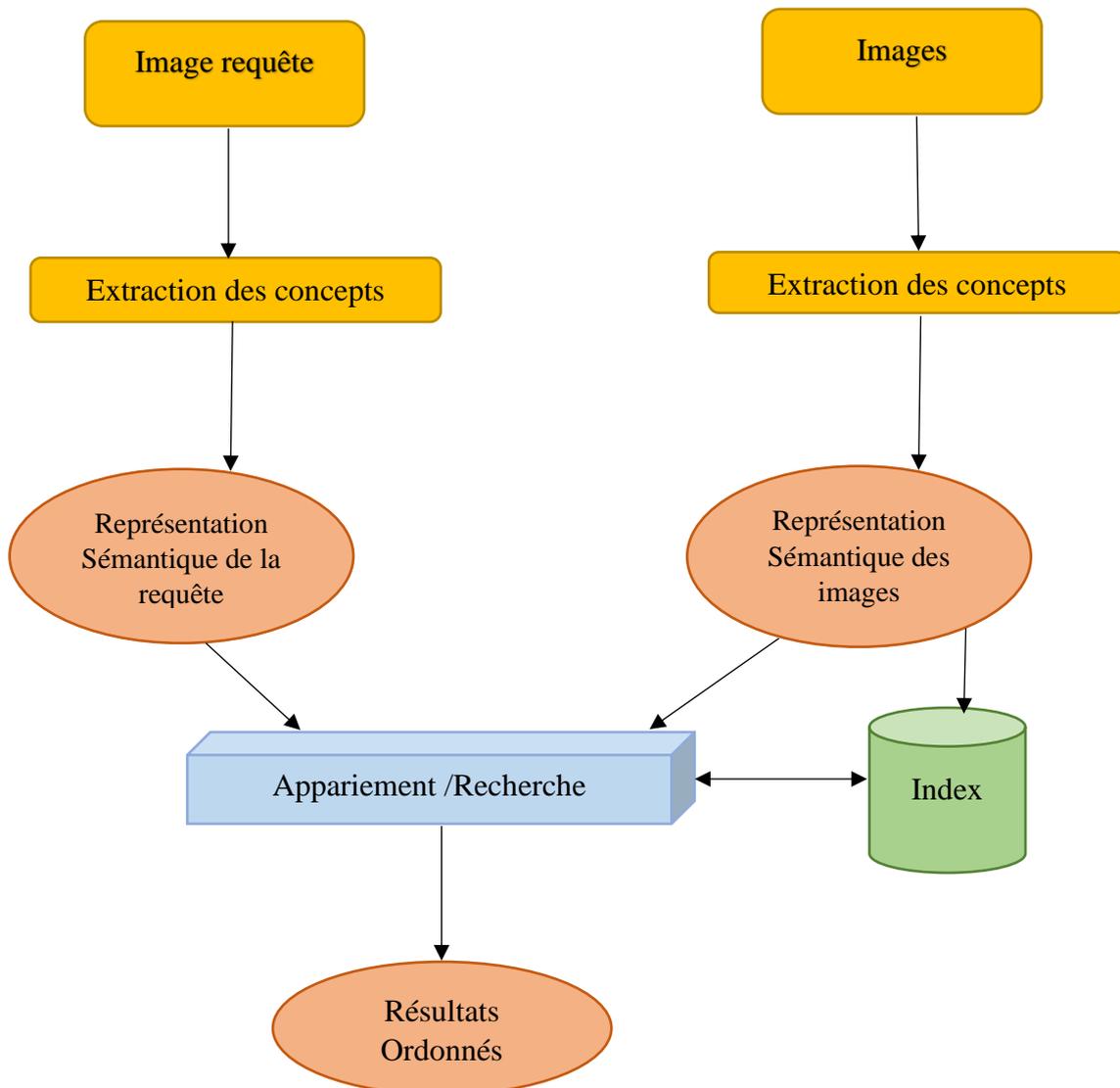
(1) l'interaction avec l'utilisateur (retour de pertinence).

(2) la définition des concepts d'image (nous nous concentrons sur l'ontologie et son application à la recherche d'images) [13].

## **II.4. Recherche sémantique :**

Une fois les images indexées, le problème est de pouvoir les retrouver simplement. La recherche d'images se traduit alors par la mise en correspondance des représentations sémantiques des images et d'une représentation sémantique de la requête. La mise en correspondance peut se faire grâce à des modèles de recherche d'information (RI) dans les documents textuels [16]. On peut aussi parler de modèle de recherche de documents textuels, car ces modèles permettent de déterminer si un document répond ou ne répond pas à une

question (requête). Pour adapter ces modèles à la recherche d'images, il suffit de considérer chaque image comme un document composé des concepts la décrivant et préalablement extraits. L'indexation permet de déterminer ces concepts représentatifs des images et des requêtes (leur représentation sémantique), mais c'est le modèle de recherche qui va permettre d'interpréter et reformuler les requêtes à partir des concepts les représentant, en vue de calculer le degré de similarité entre les requêtes et chaque image de la base, à partir de leur représentation sémantique. Un système de recherche sémantique d'images peut être décrit par le schéma de la figure suivante :



**Figure 24 :** Principe de la recherche d'image par le contenu sémantique

- Avantages et limites de la recherche d'image par le contenu sémantique :

La conception d'un questionnaire à l'aide de la description sémantique présente plusieurs avantages :

- C'est un moyen naturel pour les utilisateurs de s'exprimer, comme ils le font dans la vie quotidienne.

- Il permet de réutiliser tout l'arsenal des techniques d'extraction de texte utilisées précédemment.
- Il facilite la compréhension des concepts sémantiques liés à des images.

Les méthodes actuelles de de contenu visuel ont beaucoup de mal à décrire le concept de "goût".

Les méthodes de recherche de contenu visuel ont beaucoup de mal à extraire un tel concept des images. Automatiquement. Toutefois, si un texte est utilisé, il est possible de répondre à cette question s'il existe des images spécifiques.

Possible si certaines images sont étiquetées avec ce terme, image Adapté de la source

Représentation Sémantique Images Demande Extraction de concepts Matching/Recherche Résultats de Triés par Index Extraction de termes Cependant, la recherche sémantique basée sur le contenu a ses propres lacunes :

Premièrement, la technique devient inutilisable si la collection contient ne contient aucun texte lié à l'image.

Deuxièmement, même si du texte est annoté sur les images, cette annotation n'est pas utile si la collection n'est pas annotée avec du texte.

Cela peut être très subjectif. Plusieurs mots peuvent être attachés à la même image. Différents commentateurs.

## **II.5 Conclusion :**

La recherche d'images est devenue un défi majeur en raison des développements technologiques actuels. et le nombre de bases de données d'images disponibles.

La recherche d'images peut être divisée en deux grandes catégories : la recherche d'images par mot-clé et la recherche d'images par contenu. Comme nous l'avons vu dans ce chapitre, il y a deux aspects différents de la recherche d'images : la symbolisation et l'identification. Sémantique et on a vais vue aussi la recherche d'image par le contenu sémantique. Cette catégorie de recherche s'apparente à celle utilisée classiquement dans une base de données textuelle. Elle utilise les mêmes modèles de recherches d'informations classiques

## **Chapitre III:**

# **L'indexation des images**

### **III.1. Introduction :**

L'indexation consiste à retrouver, présenter et organiser efficacement le contenu des documents dans une base de données. Pour ce faire, les documents doivent d'abord être dotés d'une signature numérique qui permet de les identifier selon certains critères. Cette opération se fait en deux étapes. La première étape est l'analyse du document pour en extraire les informations de base. Il s'agit, par exemple, de capturer des couleurs ou des textures caractéristiques et d'identifier les personnes ou les objets présents.

La deuxième étape peut consister à compresser les informations extraites tout en conservant leur essence. Il est important d'avoir des signatures compactes afin d'éviter de stocker et de traiter trop de données.

Enfin, les signatures sont organisées de la meilleure façon possible pour optimiser la recherche d'informations. Dans la plupart des cas, une structure hiérarchique est utilisée pour organiser et faciliter l'accès aux signatures correspondantes.

En général, on utilise une structure arborescente. Actuellement, la communauté de recherche dans ce domaine ne se limite plus à la capture de contenu visuel, mais travaille de plus en plus sur l'inclusion automatique de contenu sémantique dans les signatures. La détection d'objets et de visages a été un premier pas dans cette direction, et des progrès continuent d'être réalisés dans la détection automatique de concepts de plus haut niveau qui rendra les recherches de contenu dans le monde réel similaires à celles effectuées dans des documents écrits. La future base de données contiendra des signatures représentant le contenu original et des signatures représentant

### **III.2 Définition :**

L'indexation est une série de processus qui aboutissent à la création d'un index d'images. Contrairement à d'autres types de données, comme le texte, l'utilisation du texte. Ces images doivent avoir les propriétés suivantes. Certains paramètres, comme la taille de l'image, donnent lieu à des informations discrètes et invariables. (Par exemple, taille de l'image, angle de vue, etc.). Les paramètres peuvent être corrigés. Les descripteurs sont toujours les mêmes. Les index peuvent être extensibles. Les descripteurs s'adaptent à l'utilisateur ou à l'environnement au fil du temps, ce qui peut accroître le rôle du système/de l'utilisateur. Cartographie du système et de l'utilisateur. L'indexation peut être générale (indexation de différentes photographies), qui peut être adapté à une collection spécifique, ou spécifique (indexation des images chinoises), adapté à un type particulier de peinture. Par exemple, une collection hétérogène

Des photographies individuelles représentant différents sujets naturels dans des conditions de prise de vue différentes. Un type particulier d'image. Pour indexer une telle collection, Les descripteurs (par exemple, la couleur), c'est-à-dire les descripteurs qui décrivent une caractéristique distinctive particulière. Une caractéristique distinctive qui s'applique à la plupart des entités physiques. En revanche, l'indexation nécessite l'utilisation de descripteurs pour un ensemble très spécifique d'images (par exemple, les empreintes digitales). Les descripteurs utilisés sont également très spécifiques et peuvent ne pas être appropriés au domaine. Collecte d'hétérogénéité. La phase d'indexation peut impliquer une segmentation pour caractériser les régions homogènes de l'image. La phase d'indexation peut inclure la segmentation pour

caractériser les régions homogènes de l'image ou l'indexation de l'image entière. Segmentation  
 En général, avant d'indexer les régions de l'image individuellement, on peut accéder à toutes les régions, à l'exception de l'élément cela permet le calcul de descripteurs, en plus de l'accès à des parties de l'image .des descripteurs de "forme". Enfin, l'indexation de chaque schéma varie en fonction du niveau d'abstraction : extraction des histogrammes est une opération simple, tandis que l'identification des visages ou des objets est beaucoup plus simple. Les objets sont beaucoup plus complexes et nécessitent des connaissances préalables.

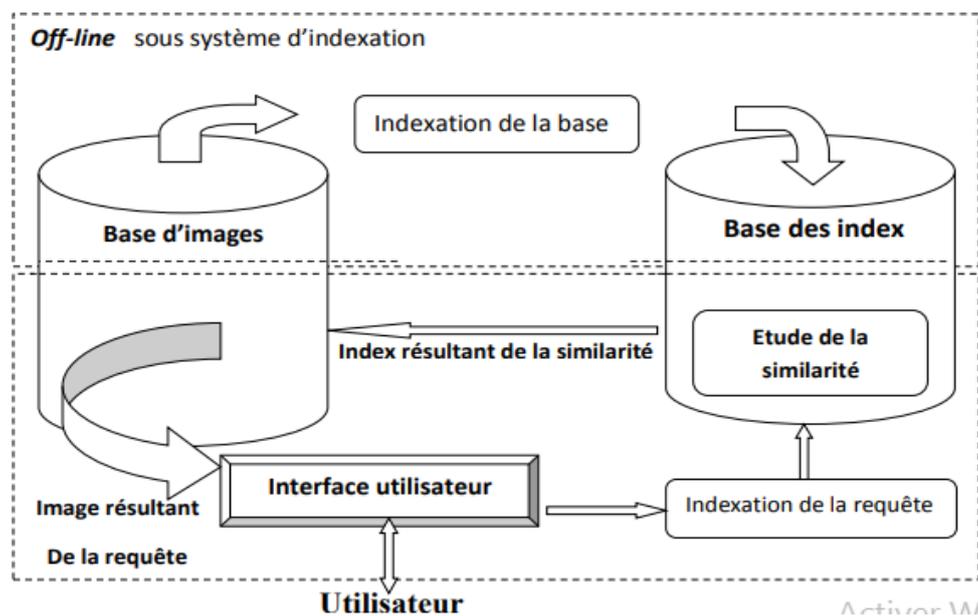
### III.3. Architecture du système d'indexation et recherche d'images :

Ce système s'exécute en deux étapes principales : indexation et recherche [24].  
 Dans l'étape d'indexation le système fait les prétraitements, l'organisation, et la gestion de la base d'images de référence en mode autonome. L'indexation est un ensemble de processus aboutissant à la construction d'un index de l'image. Il faut caractériser les images par des informations à la fois discriminantes et invariables à la taille de l'image et d'autres paramètres. L'indexation peut être fixée :

Les descripteurs calculés sont toujours les mêmes, ou évolutive : les descripteurs s'adaptent à l'utilisateur. L'indexation peut être générique :

Pouvant de caractériser des collections hétérogènes, ou spécifiques : adapté à un type d'image particulier.

- Dans l'étape de recherche, le système indexe la nouvelle requête de l'utilisateur [25], ensuite il procède à l'étape de matching (mesure de similarité).



**Figure 25** : Architecture du système d'indexation et recherche d'image.

Ce système s'effectue en deux phases : la phase d'indexation et Phase de recherche.

Dans la phase d'indexation, les caractéristiques sont extraites automatiquement et extraites de l'image et stockées dans un vecteur numérique, les descripteurs visuels. Avec l'aide de la technologie des bases de données, nous peut stocker et récupérer des caractéristiques rapidement et efficacement.

Dans la phase de recherche, le système reçoit une ou plusieurs requêtes de l'utilisateur et lui donne un résultat correspondant à une liste d'images.

Sur la base de la similarité entre leurs descripteurs visuels et les descripteurs des images. Utilisation de la mesure de la distance. Néanmoins, nous Concentrez-vous sur l'étape de recherche

### **III.4. Types d'indexation :**

#### **III.4.1 Indexation par concept :**

L'indexation des documents peut être effectuée par un groupe de concepts, où un document traite des concepts différents par exemple concept A et concept B sans savoir les relations entre ces concepts. L'indexation automatique pose des problèmes notamment celui de l'ambiguïté des termes (homonymie et polysémie) fait recours à des outils de Traitement Automatique des Langues (TAL). Mais ces techniques ne résolvent pas totalement le problème et il faut toujours faire le compromis entre la finesse des traitements et la complexité des systèmes. Krovetz a montré la nécessité d'indexer par les concepts (sens des mots) ainsi que les mots. L'indexation des documents par les concepts uniquement peut induire en erreur car les techniques de désambiguïsation ne sont pas absolument fiables, [26]. Par conclusion, si nous nous basons uniquement sur ce type d'indexation nous risquons une perte d'information. La détermination du degré de similarité entre deux concepts reliés à des termes d'un document est un problème qui se pose dans beaucoup d'applications : désambiguïsation, résumé automatique, extraction d'information et indexation automatique, etc. [27].

#### **III.4.2 Indexation d'images par le contenu :**

Si l'appariement des images s'intéresse prioritairement au cas où l'on dispose de deux images à comparer, l'indexation élargit ce cadre au cas où l'on dispose d'un grand nombre d'images ou de modèles qui forment ce que l'on appellera une base d'images. On suppose que l'on dispose, en outre, d'une autre image, extérieure à la base, que l'on souhaite confronter à la base. Par convention, nous l'appellerons l'image inconnue.

Cette dénomination se comprend si l'on indentée la base avec ce que l'ordinateur connaît, et cette nouvelle image avec quelque chose qui ne sera connu que lorsqu'il aura été rapproché ou mis en lien avec un élément de la base. Cette situation générale peut se retrouver sous des formes proches dans divers problèmes pratiques.

On peut tout d'abord chercher si l'image inconnue n'est pas une des images de la base, ou une partie ou un sur ensemble d'une des images de la base. Cela peut servir à une agence de photographie à retrouver parmi les images publiées dans la presse celles qui viennent de sa propre base et vérifier ainsi que les droits aèrent ont été payés. Ou cela peut servir à une personne voulant publier une image à retrouver son origine en la confrontant à diverses bases pour se mettre en contact avec le possesseur des droits. Autre cas concret, cela aurait pu servir pour rechercher si, par hasard, la photographie qui a été publiée comme étant celle de la voiture endommagée de la princesse de Galles ne sortait pas en fait d'une base d'images.

On parlera alors de recherche de l'image inconnue dans la base. Au lieu de faire une recherche exacte, on peut chercher l'image ou les images les plus proches de l'image inconnue. Même si la scène représentée sur l'image inconnue est aussi représentée sur des images de la base, il est fréquent que les angles de vues ou les conditions de la prise de vue aient variés. Il

convient alors de savoir s'arracher de ces transformations, de la même manière que cela devait être fait lors d'un appariement. Dans ce cas, on parlera de reconnaissance de l'image inconnue. On peut en chercher à classer l'image inconnue dans la base, en fonction de groupes préexistants. Il s'agit alors d'un problème de catégorisation. Ces problèmes de recherche, reconnaissance ou catégorisation se retrouvent dans de nombreux domaines d'application : données biomédicales, agences de photographie, images satellitaires et photo-interprétation, gestion de catalogues de photographies de produits dans des entreprises, gestion d'archives photographiques ou cinématographiques, structuration de vidéos... D'un point de vue technique, ces problèmes peuvent être séparés en deux : il faut d'une part disposer d'une technique de comparaison d'images, et d'autre part d'un système de gestion de la base. Pour le premier point, il faut, bien entendu, que la technique puisse s'adapter au cas d'un grand nombre d'images. Cela exclut la plupart des algorithmes de prédiction qui ne pourrait fonctionner que de manière linéaire, c'est à dire en essayant toutes les images de la base les unes après les autres [28, 29]. Dès que la base est grande, le temps de réponse devient rédhibitoire, sauf si des mesures septiques ont été prises pour faire face à ce problème [30, 31]

### **III.5. Modèles d'indexation :**

#### **III.5.1 Modèles booléens :**

Les images sont caractérisées par une liste de descripteurs et la requête est une formule logique qui combine à la fois des descripteurs exemples et des opérateurs logiques du type ET, OU, NON, .... En réponse, le système effectue une classification en deux classes correspondant d'une part aux images qui satisfont la requête et d'autre part à celles qui ne la satisfont pas.

#### **III.5.2 Modèle vectoriel :**

L'image requête et les images cibles, c'est-à-dire les images de la base, sont représentées par un vecteur dans un espace d'attributs. Ce vecteur correspond à la concaténation des pondérations sur des descripteurs basiques. Une fonction de similarité (ou de dissimilarité) entre vecteurs est utilisée pour classer les images en fonction de leur adéquation à la requête.

#### **III.5.3 Modèle probabiliste :**

Une probabilité de pertinence de l'image, en réponse à la requête, est attribuée à chacun des descripteurs. Sous hypothèse d'indépendance des descripteurs, il est possible de calculer la probabilité que l'image réponde à la requête de l'utilisateur comme le produit des probabilités précédentes. Ce type de modèle fait appel à une interaction utilisateur forte par l'intermédiaire, par exemple, de jugements de pertinence émis par l'utilisateur sur les propositions de résultats faites par le système.

### **III.6. Caractéristiques visuelles d'indexation :**

De nombreuses caractéristiques différentes ont été décrites et expliquées dans l'alittérature de la recherche d'images.

Nous avons mentionnées quelques-unes des méthodes d'indexation, pour un aperçu plus large

#### **III.6.1 Indexation par couleur :**

Couleur du matériau par géométrie, source lumineuse, Environnement humain et système visuel. Comprend une évaluation des couleurs donc le vrai corps. [32,33]

Bien que la compréhension des images en couleur soit un processus complexe, pour nous, une simple considère que la couleur est la fonction des pixels uniquement. Cela signifie qu'il n'est

pas affecté par les couleurs qui l'entourent et nous ignorons également des situations comme la nôtre De la lumière ambiante, de l'angle de vision ou de la distance et de la qualité affichage des images. En général, ces paramètres sont difficiles à contrôler dans Domaines d'application généraux tels que prévus par la recherche d'images par le contenu.

La couleur joue un rôle important dans le processus de recherche d'images. Différent les zones de représentation des couleurs sont présentées telles que RVB, Espace YUV (luminance, chrominance, saturation), Système chromatique et de luminosité CIE (commission internationale de l'éclairage), et d'autres.

Espace RVB Il est largement utilisé dans les dispositifs d'affichage, c'est-à-dire dans les grandes images You sent numérique dans ce format. Toutes les couleurs perceptibles peuvent être reproduites par :

Combinaison des trois couleurs principales rouge, vert et bleu. Une image de la couleur RVB 24 bits par pixel donne 224 ou environ 16,7 millions de couleurs distinguer. Cependant, deux couleurs très différentes en termes de leurs valeurs en eux l'espace RVB peut être perçu proche de celui perçu par les humains. Trop, d'autres espaces colorimétriques tels que les espaces colorimétriques HSV (teinte H, saturation et luminance) et HSI (teinte H, saturation et intensité) vous reflète mieux la perception humaine de la couleur et sont ensuite présentés. Des études représentatives de la perception des couleurs et des espaces colorimétriques se trouvent dans la référence [34].

Si l'attribut significatif est la couleur, on utilise généralement l'histogramme de couleurs comme signature d'image. Cet histogramme montre la distribution des couleurs l'image. L'utilisation d'histogrammes de couleurs dans la recherche d'images a été discutée dans [35, 36].

Les éléments fondamentaux de cette approche sont la sélection d'un espace colorimétrique et une distance métrique de l'histogramme. Il n'y a pas consensus sur le choix de l'espace colorimétrique pour la recherche d'images par histogrammes coloré. Le problème est qu'il n'y a pas d'espace colorimétrique universel, et le fait est que : de la subjectivité de la perception des couleurs.

En pratique, de nombreux espaces colorimétriques sont utilisés dans le cadre de la recherche statue. Par exemple, Swain et Ballard [37] utilisent un système de couleurs avec : axes opposés quantifiés en 2048 couleurs dans leur système de recherche d'images en Couleur. Ils ont utilisé l'intersection des histogrammes et la distance de Manhattan (L1) comme mesures d'accord par des histogrammes de couleur. Faloutsos et al [38] utilise un tableau (cross-corrélation) dans lequel chaque

L'entrée  $a, i, j$  donne la correspondance entre les couleurs  $i$  et  $j$ . Cette matrice est utilisée dans la distance carrée entre deux histogrammes.

Alors que la plupart des histogrammes de couleur sont sensibles au bruit, Stricker et

Orengo [39] suggère d'utiliser des histogrammes de couleurs cumulatifs. Leurs résultats la recherche montre certains avantages de l'approche ci-dessus :

D'autres approches conventionnelles des histogrammes de couleur.

Cependant, l'utilisation d'histogrammes de couleurs n'est pas complètement discriminatoire.

En fait, une image avec la même distribution de couleurs qu'une image de question peut être évaluée comme une réponse pertinente, même si les deux images sont visuellement très similaires autrement. De plus, l'amélioration de ces critères globaux nécessite une approche simple diviser l'image en blocs et extraire la couleur pour chacun de ces blocs [40]. Dans cela comparaison de deux images est égale à la comparaison de leurs blocs respectifs. Des zones colorées significatives sont utilisées pour localiser les informations dans l'espace des extraits et leurs positions sont enregistrées [41,42].

Les régions sont généralement : représenté par Minimum rectangle de cadrage minimum et enregistré dans structures de type arborescent R. Une recherche d'une couleur spécifique dans une position particulière elle peut alors être réalisée en deux étapes, une par couleur et une par position.

L'intersection des résultats de ces recherches donne des images qui répondent à la fois conditions. Pour pallier les effets de quantification utilisés dans les histogrammes couleur, Stricker et Orengo [43] ont proposé l'utilisation de moments de couleur, qui :

la base mathématique est que la distribution des couleurs peut être caractérisée par son Heures. Parce que la plupart des informations sont concentrées sur les moments de la commande bas, seulement le premier moment (moyen) et les moments médians d'ordre 2 et 3 (variance et assimilation) sont extraits pour représenter la caractéristique de couleur. Stricker Dimai [44] a utilisé les trois premiers points pour indexer la couleur dans leur article [45] Androutsos et al présentent une méthode de recherche des images qui prennent en compte la perception qu'a une personne du nombre de couleurs présent dans l'image. Pour ce faire, ils segmentent l'image en différentes zones de couleur. Dans l'espace HSV à partir duquel ils construisent un vecteur de couleurs correspondantes. Il les comparaisons entre les images sont faites par similarité de distance basée sur l'angle entre les vecteurs et la fonction d'appartenance aux couleurs perçues, non graphiques à barres de couleur.

### **III.6.2 Indexation par texture :**

Le domaine de l'analyse de texture est une expansion rapide du domaine de recherche ceci est confirmé par le nombre de publications scientifiques liées à ce sujet. Son but cette section donne un aperçu des différentes méthodes actuellement à l'étude.

Le terme utilisé pour identifier le visage d'un objet ou d'un événement qui dans une image se traduit généralement par une place avec une organisation modèle spatial local homogène. Le tissu est à toutes les échelles mentales et se joue sur rôle célèbre de toutes les images, des données multi spectrales à la télédétection d'images microscopiques. Son interprétation humaine limiter les données qualitatives et cognitives telles que le bien-être, les turbulences, granularité et direction. Le système de vision primaire ci-dessus agit comme détecteur dans la structure élémentaire et a permis de détecter des zones presque immédiatement changé pour oublier les régions du même ordre dans lesquelles vous concentrez votre attention. Nous comprend l'importance de cette idée dans le domaine du traitement reconnaissance d'images et de formes.

Aujourd'hui, il existe de nombreuses façons de décrire les propriétés des tissus suggéré. Ces méthodes sont principalement utilisées dans la résolution de problèmes dans des domaines tels

que l'imagerie biomédicale (analyse d'images fluoroscopie, analyse de tissus, cellules et surtout sources d'images) et l'interprétation des données de télédétection (classification d'images aériennes, terrain, etc...). Malgré les efforts que les chercheurs ont investis dans ce domaine, il est important de noter qu'une solution complète et satisfaisante n'a pas encore été obtenue pour description efficace des propriétés tissulaires d'une image. Ça se voit encore plus qu'avant que la maîtrise de l'idée d'arrangement permettra une grande amélioration sur le terrain traitement d'images et apportera certainement des solutions très efficaces pour différent du traitement dit « de bas niveau », qui n'utilise aucune information sémantique.

La littérature peut être analysée au niveau d'une fenêtre de pixel, au niveau de l'élément le fabriquer ou le décrire comme un mélange de fréquence, d'amplitude et différentes directions. La première méthode est appelée analyse statistique, la seconde appelée analyse structurelle et la troisième conséquence du traitement du signal. Généralement, l'analyse structurelle est utilisée lorsque les éléments du tissu sont clairement identifiés, tandis que l'analyse statistique a été utilisée pour les tissus fins (micro-texture).

Pour cette dernière catégorie, leurs méthodes sont plus efficaces en général dans sa tentative d'imiter le processus de la vision humaine agissant sur un désintégration systématique de la fréquence des images atteignant la rétine. La segmentation de la texture implique la détermination des régions de l'image qui possède des textures homogènes.

Au début des années 1970, Haralik et al. [46] Le Textures de la matrice des événements communs. Cette approche examine la dépendance de l'espace texture grise de la texture. Premièrement, la matrice qui se produit ensemble est construite ensuite, les directions des pixels et les distances de l'image génèrent des statistiques la représentation douce est différente de la matrice cette approche calcule la probabilité d'avoir quelques points d'image en commun position relative donnée. D'autres chercheurs ont suggéré une approche similaire versions améliorées. Ainsi, Gothlib et Crayzig [47], analysant des données statistiques pensée dans [48], au contraire, le moment opposé et l'entropie a un grand biais.

Inspiré par les résultats de la recherche en psychologie visuelle explorez la texture humaine, Tamura et autres [49] sous un autre angle. Ils développent des calculs mathématiques de caractéristiques visuelles texture importante dans les études de psychologie. Vous êtes la propriété des images rayées sont affichées : rugosité, contraste, précision, similarité linéaire, normal et rude.

Le principale différence entre les représentations de texture présentées par Tamura et d'autres [49] et sont basés sur une matrice d'occurrence commune, qui ont tous des propriétés approximatives Ce sont des visions significatives dans la représentation de Tamura et al, mais ce n'est pas le cas matrice qui s'est produite ensemble dans la représentation cette fonctionnalité Tamara et autres textures intéressantes dans la recherche d'images, Parce qu'il peut fournir une meilleure interface utilisateur et après un changement de tempête au début des années 90 . Les fondations établies ont commencé à être utilisées par de nombreux chercheurs représentation textuelle. Donc Smith et Chang l'utilisent dans [50, 51] moyenne et variance tirées de la sous-bande « onde » en tant que « A » représentation textuelle. Pour étudier les caractéristiques de la bande médiane Chang a proposé une transition d'onde en forme d'arbre pour améliorer Kuo [52] Précision de la classification.

Il a également été combiné avec d'autres techniques pour réaliser la transformation de la volante meilleure performance. Tiarajan et autres. [53] Combine les longueurs d'onde Avec les matrices qui composent les avantages des deux techniques.

Des travaux ont également été menés pour comparer différentes techniques d'analyse Texture. Comparez donc les performances de Wexka et [54] d'autres « descripteurs ». La colère, une matrice co-occurrence et les statistiques d'inégalité de premier ordre Gris. Les trois méthodes ont été testées sur le terrain avec deux navires Il a conclu que les deux autres méthodes n'étaient pas efficaces peu coûteux.

Basés sur les règles de [55], ils fournissent un comportement de texture plus complet mesures de puissance basées sur les résultats du banc de filtres effectués par les sondes de ligne :

Détails et rapidité

On pense que cet ensemble unique de caractéristiques est de plus en plus courant

Plus efficace que les paires par paires (occurrence).

Dans [56], Ma et Manjuntas expliquent la texture d'une image représentations de diverses longueurs d'onde, y compris les changements ondes orthogonales et bi-orthogonales, la transition moléculaire de l'arbre et transition d'onde de Gabor. Ils ont conclu que la vague de Gabor avait changé Il fournit une meilleure texture pour classer les textures du point de vue des textures candidats.

En fait, ce résumé est loin d'être général et ne peut être donné qu'une brève description un aperçu du nombre et de la variabilité des approches statistiques de l'analyse de texture nous présentons ici quelques méthodes d'extraction de caractéristiques de la texture :

• **Caractéristiques basées sur les histogrammes normalisés :**

En notant u la variable aléatoire représentant une couleur (niveau de gris). Les éléments de

L'histogramme sont estimés par :

$$H[i] = \frac{\text{Nombre de pixel de couleur (niveau de gris) de } i}{\text{Nombre total de pixel}} \quad (\text{III.1})$$

$i=0,1,\dots, G_{\text{MAX}}$

On peut caractériser un histogramme par une série de paramètres tels que :

- Moments d'ordre n : 
$$m_n = \sum_{i=0}^{G_{\text{MAX}}} i^n h[i] \quad (\text{III.2})$$

- Moments absolus d'ordre n : 
$$m_n = \sum_{i=0}^{G_{\text{MAX}}} |i|^n h[i] \quad (\text{III.3})$$

- Moments centrés d'ordre n : 
$$\mu_n = m_n = \sum_{i=0}^{G_{\text{MAX}}} (i - m_1)^n h[i] \quad (\text{III.4})$$

- Moyenne : 
$$\bar{m} = m_1 = \sum_{i=0}^{G_{\text{MAX}}} i h[i] \quad (\text{III.5})$$

- Variance : 
$$\sigma^2 = \mu_2 = \sum_{i=0}^{G_{\text{MAX}}} (i - m_1)^2 h[i] \quad (\text{III.6})$$

- Skewness : 
$$S = \mu_3 = \sum_{i=0}^{G_{\text{MAX}}} (i - m_1)^3 h[i] \quad (\text{III.7})$$

- Kurtosis : 
$$K = \mu_4 = \sum_{i=0}^{G_{\text{MAX}}} (i - m_1)^4 h[i] \quad (\text{III.8})$$

-Entropie :

$$E = -\sum_{i=0}^{Gmax} h[i] \log h[i] \quad (III.9)$$

Le premier moment non centré traduit la moyenne de l'image ( $m_1$ ), la variance ( $\sigma^2$ ) traduit la dispersion. On peut en déduire le lissage.

$$S = \frac{\sigma^2}{1 + \sigma^2} \quad (III.10)$$

$S_1$  est nul si l'intensité est constante et tend vers 1 pour des grandes valeurs de  $\sigma^2$ .  
Le troisième moment traduit la dissymétrie de l'histogramme (Le coefficient de Skewness mesure le degré d'asymétrie de la distribution), tandis que le quatrième moment traduit son caractère plus ou moins plat (Le coefficient de Kurtosis mesure le degré d'écrasement de la distribution)

Probabilité conjointe ou cooccurrence :

L'inconvénient des caractéristiques présentées ci-dessus est de ne pas fournir d'information spatiale et de ne pas intégrer la position des pixels les uns par rapport aux autres.

Pour remédier à ce problème, on considère une fonction :

$$w(dx, dy) = f(x + dx, y + dy) - f(x, y) \quad (III.11)$$

Pour chaque couple  $(dx, dy)$ , on calcule l'histogramme correspondant

$$H_{(dx, dy)}[i] = \frac{\text{Nombre de pixel de niveau de gris dans } w(dx, dy)}{\text{Nombre total de pixel dans } w(dx, dy)} \quad (III.12)$$

La moyenne de  $w(dx, dy)$  peut alors être décrite pour :

$$\bar{m}_{(dx, dy)} = \sum_{i=0}^{Gmax} i h(dx, dy)[i] \quad (III.13)$$

Cette valeur décrit la taille de la texture d'une région.

Toutes les fonctions définies précédemment qui utilisent  $H[i]$  peuvent être maintenant calculées à partir de  $h_{(dx, dy)}[i]$ .

### Matrices de cooccurrence :

Ce sont en fait des histogrammes à deux dimensions. Soient deux pixels  $u_1$  et  $u_2$  situés à une distance  $r$  dans une direction  $\theta$ . On peut construire l'histogramme à deux dimensions correspondant :

$$c[i, j] = f(r, \theta, i, j) \quad (III.14)$$

L'histogramme est calculé par la formule :

$$c[i,j] = \frac{\text{Nombre de paires pixel tels que } u_1=i \text{ et } u_2=j}{\text{Nombre total de couple de pixel dans la region}} \quad (\text{III.15})$$

La relation géographique entre  $U_1$  et  $u_2$  est déterminée par l'usage : par exemple vous devez a distance de  $u_1$ , d'un côté cet histogramme se présente sous la forme d'une matrice  $L \times L$ , appelée puisque les co-événements dépendent de cette matrice  $r$  et de, il peut être déterminé la clarté est apportée par le bon choix de ces deux critères. En pratique, on sous-estime ,en général, il définit l'échelle de gris sur 8 ou 16 valeurs.

Beaucoup d'informations et de métriques dans le contenu son intégrité est difficile à gérer.

Le paramètre de synthèse de l'information conduite par la matrice cooccurrence  
 $C = \{ c[i,j] \}$  (III.16)

Les quatorze indicateurs courts qui correspondent à l'ensemble de la matrice  $C$  correspondent Caractères descriptifs du tissu comme les caractéristiques suivantes :

-Maximum :  $P_{\max} = \max_{i,j} (c[i,j])$  (III.17)

C'est un indice qui donne une indication sur la plus forte densité dans la configuration  $(r, \theta)$  donnée.

- Moment d'ordre  $n$  :  $\sum_i \sum_j (i - j)^n c[i,j]$  (III.18)

Cet indicateur a de faibles valeurs quand les grandes valeurs de  $C$  se produisent près de la diagonale principale (( $i-j$ ) faible).

-Moment inverse d'ordre  $n$  :  $EDM_n = \sum_i \sum_j \frac{c[i,j]}{|i-j|^n} \quad i \neq j$  (III.19)

Ce paramètre a l'effet inverse de l'indicateur précédent.

- Entropie :  $S = \sum_i \sum_j c[i,j] \log [i,j]$  (III.20)

L'entropie est une mesure de l'effet aléatoire (maximum quand tous les éléments de  $C$  sont égaux). Elle fournit un indicateur du désordre que peut présenter une texture.

- Uniformité :  $u = \sum_i \sum_j c[i,j]^2$  (III.21)

Inversement, à l'entropie, cette valeur est la plus petite quand les termes de  $C$  sont tous égaux .

- Homogénéité :  $h = \frac{1}{M^2} \sum_i \sum_j c[i,j]^2$  (III.22)

$M$  est le nombre de couples  $(i,j)$ .

Cet indice est d'autant plus élevé que l'on retrouve souvent le même couple de pixels, ce qui est le cas quand le niveau de gris est uniforme ou quand il y a périodicité dans le sens de la translation.

-Contraste :

$$c = \frac{1}{M(L-1)^2} \sum_{k=0}^{L-1} k^2 \sum_{|i-j|=k} c[i, j] \quad (\text{III.23})$$

Chaque terme de la matrice C est pondéré par sa distance à la diagonale. Cet indice est élevé quand les termes éloignés de la matrice sont élevés, i.e quand on passe souvent d'un pixel très clair à un pixel très foncé ou inversement.

- Directivité :

$$d = \frac{1}{M} \sum_i c[i, j] \quad (\text{III.24})$$

La directivité est importante s'il y a des pixels de même niveau de gris séparés par une translation.

-Spectre de Fourier :

Les spectres de Fourier sont aussi utilisés pour caractériser les textures. Le principe est alors de repérer les fréquences et les orientations qui composent les textures contenues dans l'image.

Pour une image I[m,n], avec m et n entiers  $0 \leq m \leq M-1$  et  $0 \leq n \leq N-1$  qui est un signal à support borné, sa transformée de Fourier discrète est :

$$F[u, v] = \frac{1}{MN} \sum_m \sum_n I[m, n] e^{-2j\pi(\frac{um}{M} + \frac{vn}{N})} \quad \text{Avec } 0 \leq u \leq M-1 \text{ et } 0 \leq v \leq N-1 \quad (\text{III.25})$$

Le spectre est très riche en information. On peut en extraire les composantes fréquentielles les plus énergétiques de l'image. En obtenant la transformée de Fourier d'une fenêtre de texture, une signature est générée. Les fenêtres qui possèdent des signatures égales ou proches peuvent être combinées pour former des régions de texture.

- L'Autocorrélation :

La disposition spatiale des texels peut être représentée par le caractère plus ou moins

étendu de la fonction d'Autocorrélation  $r(k, l)$  traduisant le lien statistique spatial :

$$r(k, l) = \frac{m_2(k, l)}{m_2(0, 0)} = \frac{1}{N} \times \frac{1}{m_2(0, 0)} \sum_m \sum_n [u(m - k, n - l)]^2 \quad (\text{III.26})$$

Avec :

$$m_i(k, l) = \frac{1}{NR} \sum_{(m, n) \in R} [u(m - k, n - l)]^i \quad (\text{III.27})$$

u étant la variable aléatoire représentant le niveau de gris et NR est le nombre de pixels de la région R.

Le caractère grossier « coarseness » de la texture est proportionnel à la largeur de la fonction d'Autocorrélation, représentée par la distance en  $x_0$  et  $y_0$  tels que :

$$r(x_0, 0) = r(0, y_0) = 1/2. \quad (\text{III.28})$$

D'autres mesures sont déduites de la fonction génératrice  $M(k, l)$  :

$$M(k, l) = \sum_m \sum_n (m - \mu_1)^k - (n - \mu_2)^l r(m, n) \quad (\text{III.29})$$

La fonction d'Autocorrélation n'est pas discriminante pour les textures : des textures différentes peuvent présenter des fonctions identiques

### III.6.3 Indexation par forme :

Pour de nombreuses applications telles que CAO (conception assisté par ordinateur) ou candidatures En termes médicaux, l'attribut visuellement significatif peut être lié à la forme des objets. La forme d'un L'image peut être considérée comme formée uniquement par ses contours. En général le Les représentations de la forme d'un objet peuvent être divisées en deux catégories :

Celles basées sur dans le schéma et ceux basés sur les régions.

La première catégorie utilise uniquement le contour extérieur de la forme tandis que le second repose sur toute la région de la forme.

Le contour d'un objet n'est pas toujours facile à extraire ou à détecter, surtout lorsque l'image est bruyant. Dans ce cas, il est filtré.

Cette opération de prétraitement dépend du domaine d'application. Si l'objet d'intérêt est connu à l'avance, par exemple s'il est plus sombre que le bruit de fond, un simple seuil d'intensité permet d'isoler le bruit. Pour plus de scènes transformations complexes et invariantes dans le changement d'échelle, dans la translation et dans une rotation peut être nécessaire.

Une fois l'objet détecté et localisé, sa forme peut être trouvée par l'un des algorithmes de détection et de suivi de contour. D'autre part, il est plus difficile de détecter et de caractériser les formes des objets dans une scène complexe où il y a de nombreux objets avec des occlusions et des ombres. Une fois les bords de l'objet déterminés, sa forme peut être caractérisée par des mesures telles que la surface, l'excentricité, la circularité, moments de forme, courbure, dimension fractale (degré d'auto-similarité), etc... Toutes ces caractéristiques sont représentées par des valeurs numériques et peuvent être utilisées comme clés dans une structure d'index multidimensionnelle pour faciliter enquêter.

Dans le processus de recherche d'images, il peut parfois être nécessaire pour la représentation du la forme est invariable à la translation, à la rotation et au changement d'échelle. Au représentation basée sur les moments d'une région, Hu [57] identifie sept moments invariants. Plusieurs versions améliorées de son travail ont vu le jour.

Observant que le La plupart des invariants proposés dans la littérature ont été trouvés au cours de la expériences, Kapur et al. [58] développent des algorithmes qui recherchent et génèrent systématiquement invariants d'une géométrie donnée.

Pentland et al. [59] offre utiliser la méthode des éléments finis pour décrire un contour. Cette méthode définit un Matrice de rigidité qui décrit comment chaque point de l'objet est connecté à autres points. Les vecteurs propres de cette matrice sont appelés modes et représentent l'espace caractéristique. Toutes ces formes s'organisent d'abord dans cet espace et le La similarité est ensuite calculée à partir des valeurs propres.

D'autres chercheurs proposent la représentation des formes des objets dans une image sous former des chaînes et utiliser des techniques de traitement de chaînes pour trouver les images.

Huttenlocher et al. [60] compare les images représentées symboliquement dans en utilisant la distance de Hausdorff.

Nous présentons brièvement les méthodes globales de représentation de la forme et de la forme méthodes générales d'extraction de contours

Représentation par les moments :

Le moment d'une image  $f(x, y)$  est une fonction bornée sur un support  $R$ . Le moment d'ordre  $(p+q)$  est défini par :

$$m_{pq} = \iint f(x,y) x^p y^q dx dy \quad (25) \quad p,q=0,1 \quad (III.30)$$

$$m_{pq} = \sum_{y=0}^{M-1} \sum_{x=0}^{N-1} x^p y^q f(x,y) \quad (III.31)$$

Si on fait,  $f(x, y)$  égal à 1, on obtient le moment de la forme de la région. Les résultats suivants sont donc aussi bien applicables à des distributions de niveaux de gris qu'à des formes d'objets.

On définit aussi le moment central  $\mu_{pq}$  par :

$$\mu_{pq} = \iint f(x,y) [x - \bar{x}]^p [y - \bar{y}]^q dx, dy \quad p,q=0,1 \quad (III.32)$$

$$\sum_{y=0}^{M-1} \sum_{x=0}^{N-1} [x - \bar{x}]^p [y - \bar{y}]^q f(x,y) = \sum_{r=0}^p \sum_{s=0}^q C_r^p C_s^q (-\bar{x})^{\overline{p-r}} (-\bar{y})^{\overline{q-s}} m_{p-r,q-s} \quad (III.33)$$

Avec :

$$X_G = \bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}} \quad (III.34)$$

et

$$Y_G = \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}} \quad (III.35)$$

qui sont les coordonnées du centre de gravité

$$G = (X_G, Y_G) \quad C_r^p = \frac{p!}{r!(p-r)!} \quad (III.36)$$

Alors :

$$\mu_{00} = m_{00} = \mu \quad (III.37)$$

$$\mu_{10} = \mu_{01} = 0 \quad (III.38)$$

$$\mu_{11} = m_{11} - \mu \bar{x} \bar{y} \quad (III.39)$$

$$\mu_{02} = m_{02} - \mu \bar{y}^2 \quad (III.40)$$

$$\mu_{20} = m_{20} - \mu \bar{x}^2 \quad (III.41)$$

$$\mu_{21} = m_{21} - m_{20} \bar{y} + 2m_{11} \bar{x} + 2\mu \bar{x}^2 \bar{y} \quad (III.42)$$

$$\mu_{12} = m_{12} - m_{02} \bar{x} - 2m_{11} \bar{y} + 2\mu \bar{x} \bar{y}^2 \quad (III.43)$$

$$\mu_{03} = m_{03} - 3m_{02} \bar{y} + 2\mu \bar{y}^3 \quad (III.44)$$

$$\mu_{30} = m_{30} - 3m_{20} \bar{x} + 2\mu \bar{x}^3 \quad (III.45)$$

Certaines fonctions des moments sont invariantes par rapport aux transformations géométriques usuelles. Leurs utilisations interviennent pour reconnaître des objets de forme connue qui ont subi une telle transformation. Si on retient par exemple de représenter la forme de l'objet par  $p$  moments, un objet se représente comme un point dans un espace de dimension  $p$  et les méthodes de reconnaissance des formes statistiques peuvent être utilisées pour faire la reconnaissance. Par exemple, les moments centrés  $\mu_{pq}$  sont invariants par translation.

Plusieurs attributs de la forme peuvent être déterminés à partir de ces moments. En plus de centre de gravité, on calcule les variances  $\sigma_x$  et  $\sigma_y$  dans les deux directions par :

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{\mu_{20}}{m_{00}}} \quad (\text{III.46})$$

$$\sigma_y = \sqrt{\frac{\mu_{02}}{m_{00}}} \quad (\text{III.47})$$

- L'angle  $\theta$  entre l'axe principal de la forme et l'axe horizontal est défini par :

$$\theta = \frac{1}{2} \arctan \left[ \frac{2\mu_{11}}{\mu_{20} - \mu_{02}} \right] \quad (\text{III.48})$$

L'excentricité est définie par :

$$e = \sqrt{\frac{\mu_{02} \cos^2 \theta + \mu_{20} \sin^2 \theta - \mu_{11} \sin 2\theta}{\mu_{02} \sin^2 \theta + \mu_{20} \cos^2 \theta + \mu_{11} \cos \theta}} \quad (\text{III.49})$$

- Les moments invariants : Les sept premiers moments  $M_1, \dots, M_7$  sont définis par :

$$M_1 = \mu_{20} + \mu_{02} \quad (\text{III.50})$$

$$M_2 = (\mu_{20} + \mu_{02})^2 + 4 \mu_{11}^2 \quad (\text{III.51})$$

$$M_3 = (\mu_{30} + 3\mu_{12})^2 + (3\mu_{21} - \mu_{01})^2 \quad (\text{III.52})$$

$$M_4 = (\mu_{30} + \mu_{12})^2 + (\mu_{21} - \mu_{03})^2 \quad (\text{III.53})$$

$$M_5 = (\mu_{30} + 3\mu_{12})(\mu_{30} + \mu_{12})[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - 3(\mu_{21} + \mu_{03})]^2 + (3\mu_{21} - \mu_{03})(\mu_{21} + \mu_{03})[3(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2] \quad (\text{III.54})$$

$$M_6 = (\mu_{20} + \mu_{02}) [(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2] + [4\mu_{11}(\mu_{30} + \mu_{12})(\mu_{21} + \mu_{03})] \quad (\text{III.55})$$

$$M_7 = (3\mu_{21} - \mu_{03})(\mu_{30} + \mu_{12})[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - 3(\mu_{21} + \mu_{03})]^2 - (\mu_{30} - 3\mu_{12})(\mu_{21} + \mu_{03})[3(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2] \quad (\text{III.56})$$

Les moments de rotation  $\Phi_{pq}$  sont définies par :

$$\Phi_{pq} = \sum \sum (-1)^{q-s} C_r^p C_s^q (\cos \theta)^{p-r+s} (\sin \theta)^{p-r+s} \mu_{p-r+q-s, r+s} \quad (\text{III.57})$$

-Les moments standards sont alors définis par :

$$N_{pq} = \frac{\Phi_{pq}}{\varphi \gamma_{00}} \quad (\text{III.58})$$

Ou

$$\gamma = 1 + (p+q)/2 \quad (\text{III.59})$$

-Détection de contour :

La notion de contour est liée à celle de variation de chaque pixel. Il existe une variante si le gradient est localement maximum ou si la dérivée seconde a une intersection par zéro.

Le gradient est basé sur la définition de deux masques H1 et H2 qui calculent le gradient de l'image dans deux directions orthogonales. Les principaux masques utilisés sont les masques par Roberts, Prewitt, Sobel et Isotropic.

D'autres algorithmes majeurs de détection de contour sont utilisés tels que Les masques de Kirsh et les méthodes de Canny et Dérivée [61]... etc. Dans [62] présente une autre méthode

-Méthodes de relaxation :

Nous pensons que chaque pixel fait partie d'une seule région de l'image et que le bord est une fonction du gradient entre les pixels adjacents. On suppose qu'il n'y a que contours horizontaux et verticaux. La méthode consiste à modifier les connaissances que nous avons sur un contour en un point selon les informations dont nous disposons sur les pixels voisins. Tous contours, nous associons une mesure de confiance. Un modèle peut être de « faible confiance » ou de "forte confiance"

### **III.7. Conclusion :**

L'objectif de ce chapitre est de dresser un état de l'art des principales approches de l'indexation, les attributs de couleur, texture, et la forme sont classiquement employée pour l'indexation, du point de vue ces caractéristiques sont importantes pour la recherche d'images parce que la recherche d'image est effectuée à partir de ces caractéristiques et par les mesures de similarité et c'est ce qu'on va voir dans le prochaine chapitre dans lequel une simulation d'un système CBIR (Recherche d'images basée sur le contenu) est présentée.

# **Chapitre IV :**

## **Travail implémenté**

### IV.1. Introduction :

Le domaine de la recherche d'image est un domaine très large et il est nécessaire pour plusieurs application pour cela les chercheurs posent le système CBIR (Recherche d'images basée sur le contenu), dans ce chapitre on va présenter le CBIR avec une simulation faite par Matlab.

### IV.2. C'est quoi CBIR ? :

La recherche d'images basée sur le contenu, en anglais : *Content Based Image Retrieval* (CBIR), est une technique de recherche d'images utilisant des requêtes sur les caractéristiques visuelles d'une image : texture, couleur, forme... Le cas typique d'utilisation de ces systèmes est celui où vous disposez d'une image pour laquelle vous souhaitez obtenir des images visuellement similaires. Elle s'oppose à la recherche d'images par mots-clés, qui sont ce que proposent actuellement les moteurs de recherche tels que Google ou Yahoo !, où les images sont trouvées en utilisant le texte environnantes et non le contenu de l'image elle-même.

CBIR tente de permettre l'indexation et la recherche de l'image sur la base de ses caractéristiques.

La texture (filtre de Gabor, transformée en ondelettes discrètes, ...), couleur (histogramme de couleur, histogrammes dans l'espace RVB, TSL, ...), formes (descripteurs de Fourier, ...), une combinaison de plusieurs de ces caractéristiques.

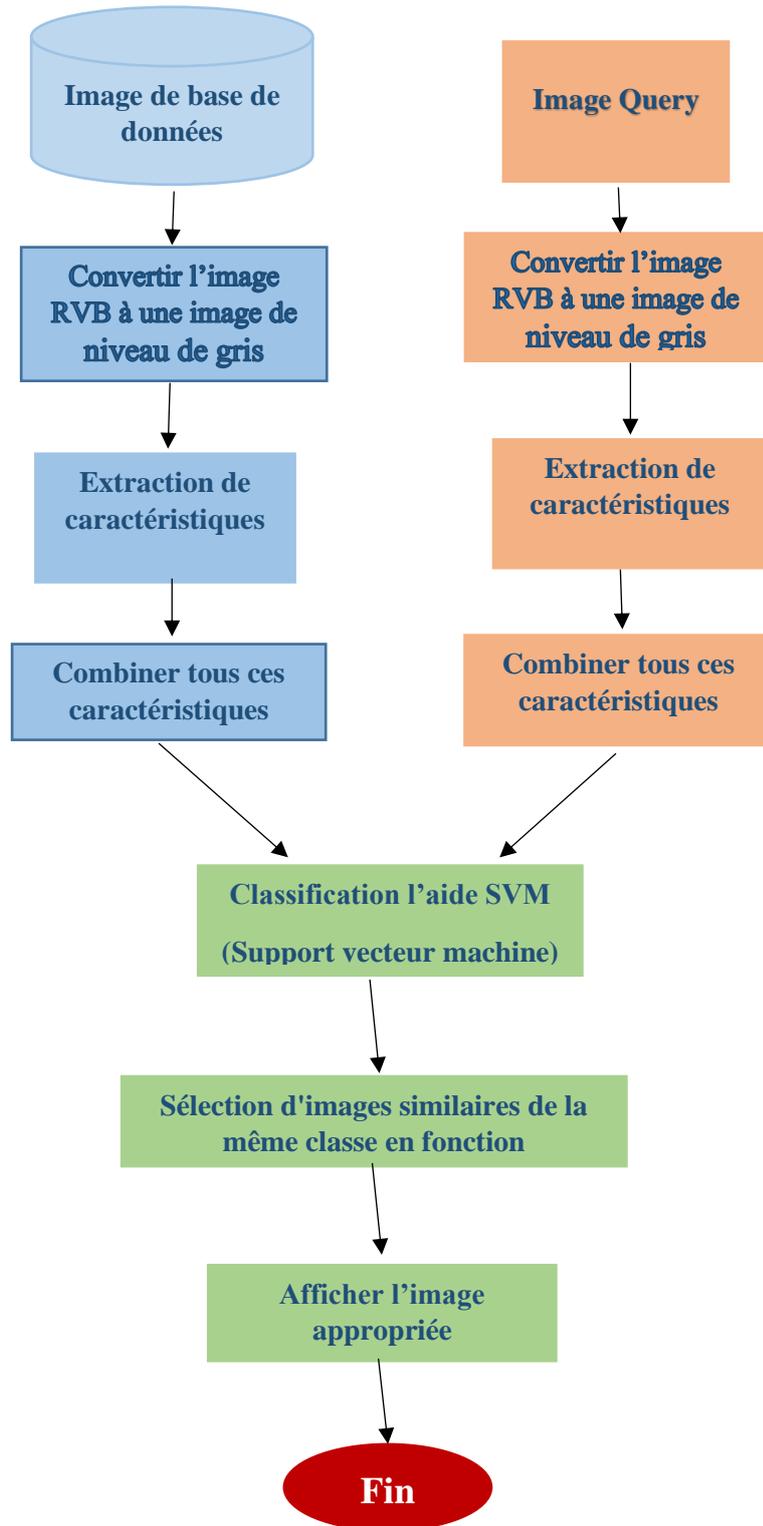
Ces caractéristiques sont appelées caractéristiques de bas niveau, car elles sont très proches du signal, et ne véhiculent aucune sémantique particulière sur l'image. Une fois ces caractéristiques extraites, l'étape suivante consiste généralement à définir plusieurs distances entre ces caractéristiques, et à définir une mesure de similarité globale entre deux images. Avec cette mesure de similarité et une image de requête, nous pouvons calculer l'ensemble des mesures de similarité entre cette image de requête et l'ensemble des images de la base de données d'images. Nous pouvons ensuite trier les images de la base de données en fonction de leur score et présenter le résultat à l'utilisateur, en considérant les images ayant le score le plus élevé comme les plus similaires.

En raison des caractéristiques calculées, qui sont de bas niveau, ces techniques obtiennent des résultats satisfaisants pour certains types de requêtes et certains types de bases de données d'images. Par exemple, la recherche d'images de paysages enneigés parmi une base de données d'images de paysages. Cependant, ces systèmes ont tendance à donner des réponses extravagantes, souvent très éloignées de ce que l'utilisateur avait en tête lorsqu'il a soumis sa requête. Ce type de système permet également de rechercher des images sans nécessairement avoir une image de requête, par exemple pour rechercher des images plutôt bleues, ou pour dessiner une forme et demander de rechercher toutes les images qui ont une forme similaire.

Il existe plusieurs prototypes qui mettent en œuvre de telles techniques. Cependant, ce domaine fait encore partie de la recherche et n'est pas encore mature.

Problèmes de performance dans CBIR l'analyse des images en fonction de différentes caractéristiques est très coûteuse en termes de performance. Par conséquent, les systèmes CBIR extraient les caractéristiques d'une image, les stockent et les indexent dans une base de données. La recherche des caractéristiques extraites est beaucoup plus rapide.

Cette technologie est actuellement intéressante pour la recherche d'images médicales ou de données cartographiques.



**Figure 26 :** le schéma général d'un CBIR à base de SVM

**IV.3. Base de données utilisée :**

Pour effectuer un système CBIR nous sommes basés sur une base de données et pour ce on a choisi la base de données de WANG parmi les plus connues dans ce domaine.

La base de données WANG contient 1000 images qui ont été sélectionnées manuellement pour constituer une base de données de 10 classes de 100 images chacune sélectionnées manuellement pour former une base de données de 10 classes de 100 images chacune.

Les images sont subdivisées en 10 classes de telle sorte qu'il est presque sûr qu'un utilisateur puisse trouver les autres images d'une même classe si la requête porte sur l'une de ces 10 classes. C'est un avantage majeur de cette base de données car grâce à la classification donnée, il est possible d'évaluer les résultats de la recherche.

Cette base de données a également été utilisée pour des expériences de classification.

Cette base de données a été largement utilisée pour tester les différentes caractéristiques car la taille de la base de données et la disponibilité des informations sur les classes permettent d'évaluer les résultats de la recherche.

La base de données et la disponibilité des informations sur les classes permettent d'évaluer les performances.

Cette base de données a été créée par le groupe du professeur Wang de la Pennsylvanie State University.

Comme cette base de données est un sous-ensemble de la base de données Corel, les images sont également de taille  $384 \times 256$  ou  $256 \times 384$  pixels.

Les dix classes présentées dans cette base sont :

Classe 1 : Afrique

Classe 2 : plages

Classe 3 : monument

Classe 4 : buses

Classe 5 : dinosaures

Classe 6 : éléphants

Classe 7 : fleurs

Classe 8 : chevaux

Classe 9 : montagnes

Classe 10 : nourritures



**Figure 27 :** Échantillons des 10 classes de la base d'images WANG

#### IV.4. Méthodologie Proposée :

##### IV.4.1 Système proposé :

Dans notre système proposé, nous effectuons une recherche d'images basée sur le contenu en utilisant une machine à vecteurs de support (SVM).

Les SVM sont des modèles d'apprentissage supervisés utilisés pour la classification et l'analyse de régression.

L'élément principal de la Machine à Vecteur de Support est de créer hyperplans ou une collection d'hyperplans à l'aide de vecteurs de support dans un espace de dimension supérieure.

SVM est utilisé pour la classification. Il divise l'espace en deux demi-espaces. Une "bonne séparation" est atteinte par les hyperplans qui ont la plus grande distance de données la plus proche des points.

Ici, une bonne séparation signifie supérieure, la division entre deux hyper plans donne moins d'erreur de généralisation. C'est pourquoi il est connu comme un classificateur à marge maximale.

Si l'écart géométrique entre les hyperplans est plus élevé que l'erreur de classification est faible.

##### IV.4.2 Caractéristiques générales de ce système :

###### IV.4.2.1 Histogramme de couleur :

L'histogramme de couleur donne l'espace de couleur TLS et l'espace de couleur RVB. Images dont les histogrammes de couleur équivalent à ceux de la requête le plus étroitement.

L'histogramme des couleurs est calculé pour chaque image en utilisant les composantes T, L, S en les quantifiant uniformément en 8, 2 et 2. Cela produit un vecteur de 32 éléments.

Les histogrammes de couleur sont faciles et rapides à calculer et robustes en ce qui concerne la rotation et la translation

On a :  $c = I(i, j)$ .  $I$  : image ( $M \times N$ ) pixels.

$C$  : couleur appartenant à l'espace colorimétrique  $C$ .  $h$  :

vecteur avec  $n$  composantes ( $hc_1, hc_2, \dots, hc_n$ ).  $h$  : le nombre de pixels de couleur  $c_j$ .

$$\sum hc_i = MN \sum_{i=1}^n \quad (\text{IV.1})$$

Où  $MN$  est le nombre de pixels de l'image

**IV.4.2.2 Moment de couleur :**

La méthode des histogrammes de couleurs utilise la distribution complète des couleurs et nécessite un espace élevé pour le stockage des données. Plutôt que de calculer la distribution complète, certains systèmes de recherche d'images n'utilisent que des caractéristiques de couleur dominantes telles que : la moyenne de  $c$  (symbolisé  $\mu_c$ ), l'écart type ( $\sigma_c$ ) et l'asymétrie ( $\theta_c$ ). Ces caractéristiques sont calculées pour chaque composante de couleur par les formules suivantes :

$$\mu_c = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N P_{ij}^c \quad (\text{IV.2})$$

$$\sigma_c = \left[ \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (p_{ij}^c - \mu_c)^2 \right]^{1/2} \quad (\text{IV.3})$$

$$\theta_c = \left[ \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (p_{ij}^c - \mu_c)^3 \right]^{1/3} \quad (\text{IV.4})$$

Où  $M$  et  $N$  sont les tailles horizontale et verticale de l'image. Et  $p_{ij}^c$  : est la valeur de la couleur  $c$  dans la ligne  $i$  et la colonne  $j$  de l'image.

**IV.4.2.3 Corrélogramme :**

Le corrélogramme de couleur est la caractéristique de la couleur. Informations sur la couleur, les avantages du corrélogramme de couleur qui contient la corrélation spatiale des couleurs peut être utilisée pour décrire le partage global de la corrélation spatiale locale des couleurs et est simple à calculer.

Le corrélogramme est défini par :

$$\gamma(k)(\mathcal{L}) = Pr \{ p_1 \in \mathcal{L}_c, p_2 \in \mathcal{L} \mid |p_1 - p_2| = k \} \quad (\text{IV.5})$$

Pour un pixel de couleur  $c_i$  de l'image,  $\gamma(k)(\mathcal{L})$  donne la probabilité qu'un pixel situé à la distance  $k$  soit de couleur  $c_j$ . Le corrélogramme a ainsi  $m^2 d$  classes.

L'image est quantifiée en 64 éléments en calculant l'auto-corrélogramme de chaque image dans l'espace RVB

**IV.4.2.4 Texture :**

Qui est la caractéristique assez difficile à expliquer, et soumise à la dissemblance de la perception humaine. L'extraction de la caractéristique Texture caractéristique est exhaustive sur le plan informatique, et la vitesse de travail est très importante dans la méthode CBIR, puisque le temps de la réponse doit être suffisamment court pour permettre une interactivité supérieure.

L'objectif principal est de présenter une technique rapide et efficace d'extraction de caractéristiques de texture pour les systèmes CBIR.

**IV.4.2.5 Filtre De GABOR :**

Le filtre de Gabor est un filtre linéaire, similaire au gaussien : un filtre de Gabor 2D est dans le domaine spatial une fonction noyau gaussienne modulée par une onde plane sinusoïdale. Il a été démontré que les cellules du cortex visuel du cerveau des mammifères peuvent être modélisées par des fonctions de Gabor, ce qui permet de supposer que leur application dans le traitement des images est similaire à la perception du système visuel humain.

Les ondelettes de Gabor sont une expansion commode des filtres de Gabor, dans laquelle un ensemble de filtres de Gabor avec différentes fréquences et orientations est fréquences et orientations différentes afin d'extraire des caractéristiques d'une image. En outre, l'application de la transformation en ondelettes à une image et le calcul des premiers moments des coefficients de la transformée est une autre stratégie viable pour obtenir des caractéristiques d'image liées à la texture. [63]

Ce filtre est exprimait par l'équation suivant :

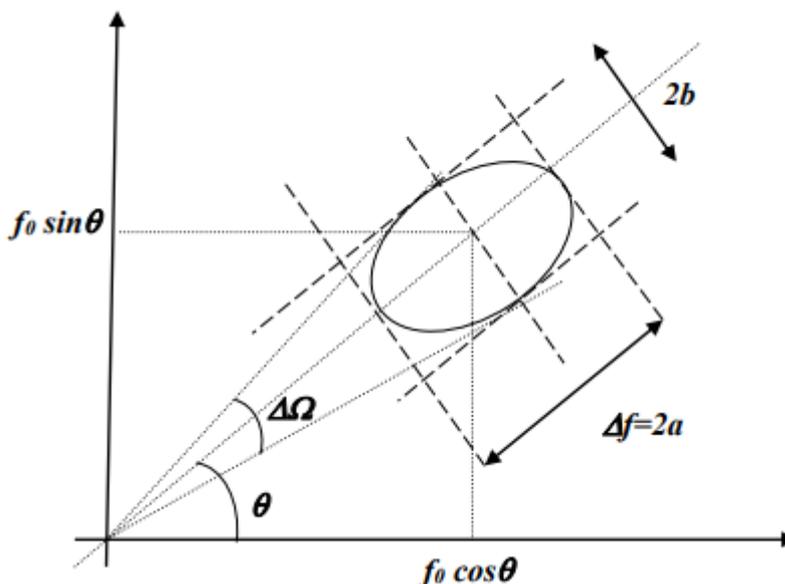
$$h(x', y') = \{ \exp(-1/2 y'^2 \sigma_y^2) \} \times \{ \exp(-1/2 x'^2 \sigma_x^2) \times \cos(2\pi f_0 x') \} = h_x(x') \times h_y(y') \quad (IV.6)$$

$$\text{avec } (x') = [\cos(\theta) \sin(\theta)] (x) \quad (IV.7)$$

$$(y') = [ -\sin(\theta) \cos(\theta) ] (y) \quad (IV.8)$$

Le filtre spatial (ou directionnel) de Gabor est composé du produit d'un filtre passe bas  $h_y$  (agissant sur la direction locale  $\theta$  du filtre) et d'un filtre passe bande  $h_x$  (partie réelle d'un filtre de Gabor à une dimension).

La Figure 28, illustre une représentation des bandes passantes fréquentielles ( $\Delta f$ ) et directionnelles ( $\Delta\Omega$ ) d'un filtre de Gabor ( $f_0$  représente la fréquence centrale,  $a$  et  $b$  sont les rayons de l'ellipse centrée en  $f_0$ ).



**Figure 28 :** filtre de Gabor

Le filtre directionnel de Gabor possède 4 degrés de liberté :

L'orientation du filtre : ce paramètre fait pivoter l'ondelette autour de son centre.

La fréquence centrale  $f_0$  que l'on cherche à extraire de l'image : le choix de la fréquence centrale  $f_0$  du filtre est très important car la qualité de l'image finale dépend directement du bon choix de ce paramètre.

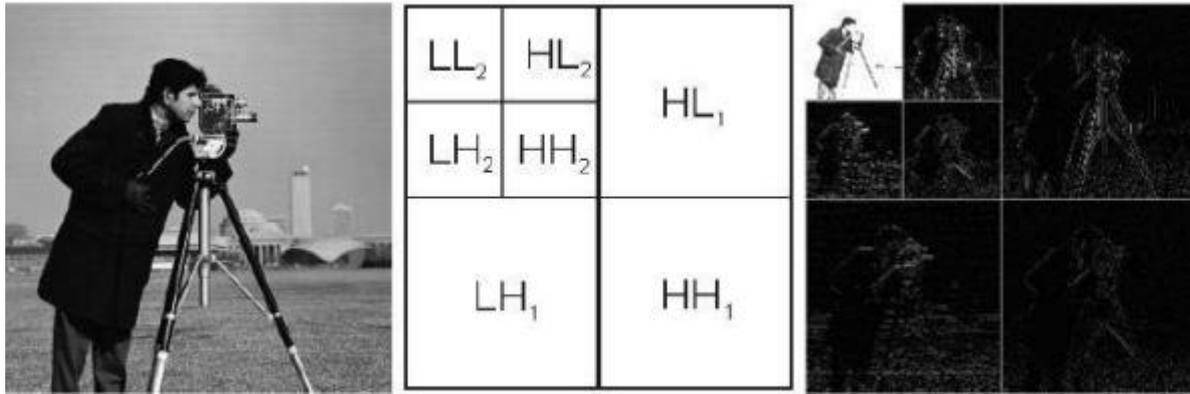
Les écarts types  $x$  et  $y$  permettant de régler les bandes passantes fréquentielle et directionnelle.

Dans notre cas nous produisons 48 éléments en appliquant des filtres d'ondelettes de Gabor pour chaque image à quatre échelles et six orientations.

#### IV.4.2.6 Transformée en ondelettes discrètes :

Discrete Wavelet Transform (DWT) est utilisée pour faire passer une image du domaine spatial au domaine fréquentiel. La transformée en ondelettes de Haar représente une fonction comme une superposition d'une base de relations de fonctions connues sous le nom de ondelettes. Les transformées en ondelettes exploitent les connaissances d'un signal à échelles dissemblables par le passage du signal à travers les filtres passe-haut et passe-bas [64]. Les ondelettes donnent une capacité de multi-résolution et une compaction supérieure de l'énergie. Les ondelettes sont fortes en ce qui concerne par rapport aux décalages de l'intensité de la couleur et peuvent à la fois texture et la connaissance de la forme de manière efficace. [65]

En pratique, l'utilisation de la décomposition en ondelettes sur une image discrète à deux dimensions revient à appliquer le produit de filtres passe-haut (H) et passe-bas (L) à une dimension, une approche de décomposition appelée transformée en ondelettes discrète (DWT : Discrete Wavelet Transform) est proposée. Celle-ci consiste à décomposer l'image en quatre sous-bandes souséchantillonnées d'un facteur 2 (ondelettes dyadiques) à chaque échelle de décomposition. Ces sous-bandes sont le résultat de combinaisons entre filtre passe-haut et filtre passe-bas : LL, LH, HL, HH. La sous-bande LL ou sous-bande d'approximation est une version moyennée de l'image d'origine alors que les sous-bandes HL, LH et HH ou sous-bandes de détails contiennent les hautes fréquences de l'image respectivement dans la direction de  $x$  (horizontale), dans la direction de  $y$  (verticale) ou dans les deux directions  $x$  et  $y$  (diagonale). Pour obtenir le niveau d'échelle de décomposition suivant, la sous-bande LL est à nouveau filtrée et sous-échantillonnée Figure28. Généralement, l'essentiel de l'information texturale étant lissée par l'application du filtre passe-bas, seules les sous-bandes de détails HL, LH et HH sont exploitées dans l'analyse texturale [66]



**Figure 29** : Exemple de décomposition par ondelettes. Image d'origine (gauche), Schéma de décomposition de l'image par DWT avec 2 échelles de décomposition (centre), Résultat de la décomposition (droite).

#### IV.4.3 Algorithme proposé :

L'algorithme proposé se compose de plusieurs étapes :

- Sélectionner une image de la base de données
- Convertir l'image RGB en image TLS
- Extraire les composantes bleue, rouge et verte d'une image.
- Appliquer la transformation en ondelettes de Haar au 1er niveau pour obtenir les coefficients verticaux, diagonaux et de détail estimés coefficients de l'horizontale
- Appliquez l'histogramme de couleur en attribuant les 8 niveaux, à la saturation et à la valeur fournissent une quantification l'espace TLS avec l'histogramme de  $8 \times 2 \times 2 = 32$
- Matrice de cooccurrence des niveaux de gris (GLCM) calculée sur des sous-matrices horizontales, verticales et diagonales
- Divisez l'image en sous-régions : région horizontale (H), Verticale (V) et diagonale (D)
- Combinez les coefficients estimés des éléments rouge, vert et bleu
- De la même manière, fusionnez les coefficients verticaux et horizontaux des éléments bleu, rouge et vert.
- Attribuer les poids 0.003 aux coefficients d'estimation, 0,001 aux coefficients verticaux et 0,001 aux coefficients horizontaux.
- Changez les coefficients estimés, verticaux et horizontaux dans le plan TLS.
- Répétez les étapes 1 à 8 sur une image de la base de données.
- Déterminer la matrice de similarité de l'image de requête et de la base de données d'images en utilisant l'écart relatif, l'écart standard.
- Classifier les images en utilisant le classificateur SVM et en combinant les caractéristiques globales et locales.
- combinent les caractéristiques globales et locales. FQUERY= (FG, FL)

#### IV.5. Analyse Des Résultats :

Pour tester ce programme nous avons choisie trois mesure de similarité la mesure de Manhattan(L1), Euclidienne(L2) et la Relative standard dérivation (RSD) et nous choisissons une image du base utilisée



Figure30 : image échantillon de base du WANG

IV.5.1 Requêtes des matrices :

IV.5.1.1. Matrice de similarité de Manhattan L1 :

$$L1 = \sum_{i=1}^n |Di - Qi| \quad (IV.9)$$

Di : caractéristiques de base de données

Qi : caractéristiques d'image de requête (query)

Les images ci-dessous représente les résultats du cette requête :

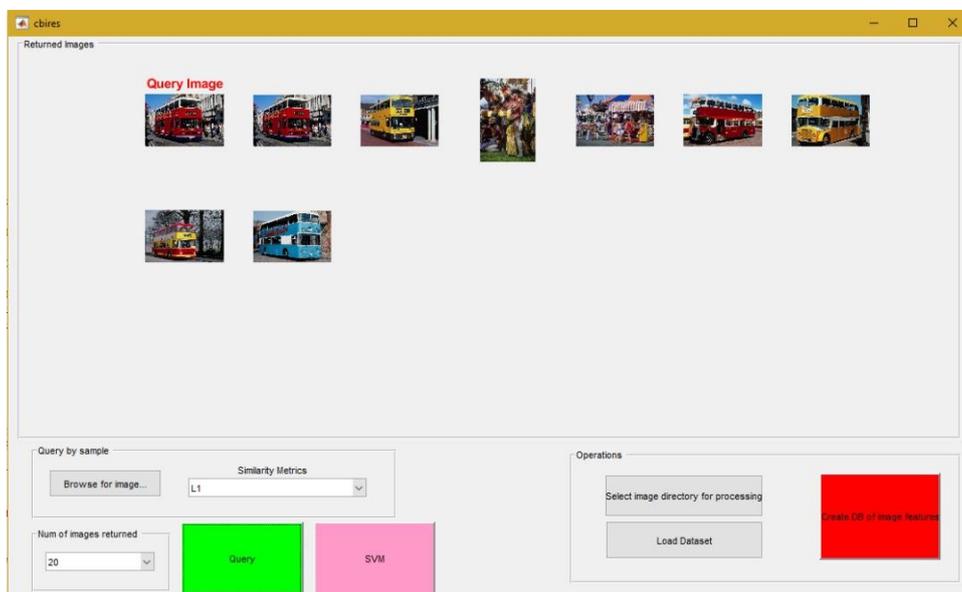


Figure31 : résultats de matrice L1 en image de buses

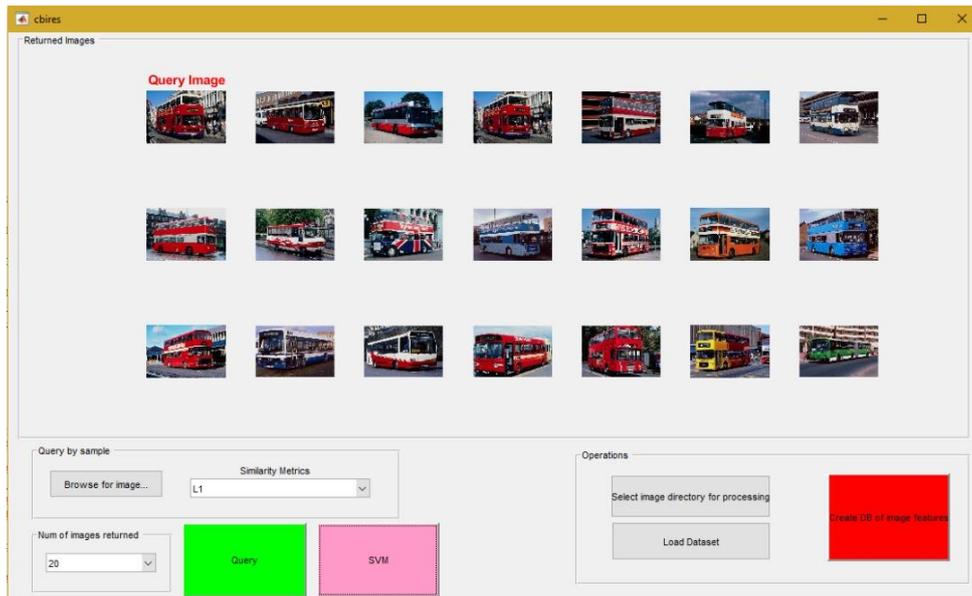


Figure32 : résultats de matrice L1 avec SVM en image de buses

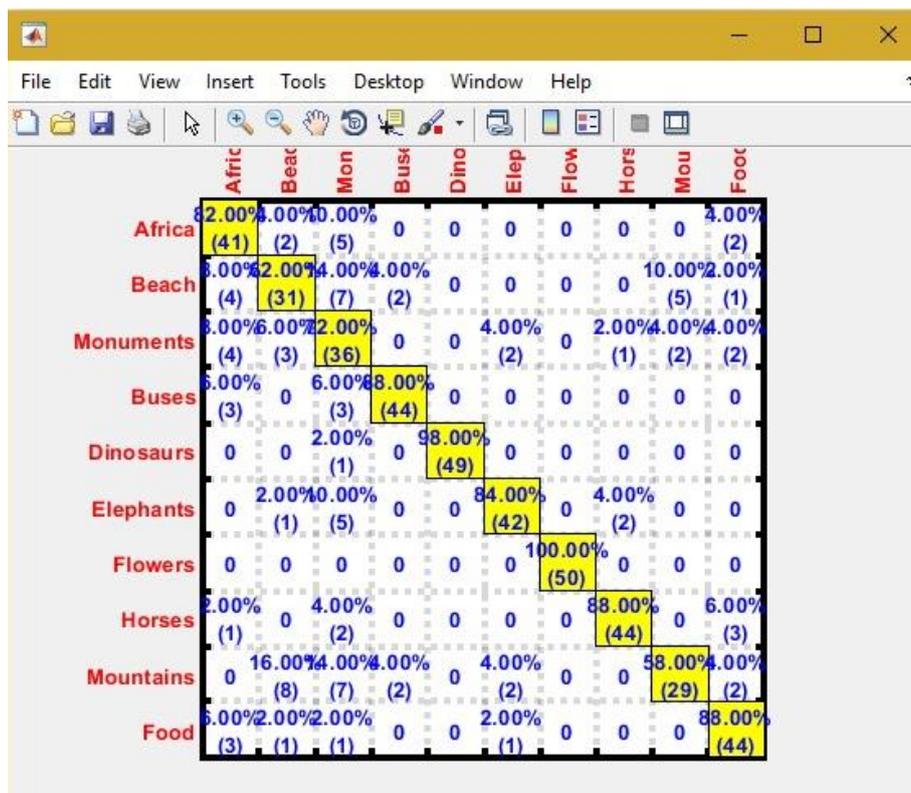


Figure33 : Matrice de confusion L1 avec SVM en image de buses =88%

IV.5.1.2. Matrice de similarité Euclidienne L2 :

$$L2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n (D_i - Q_i)^2} \text{ (IV.10)}$$

Di : caractéristiques de base de données

Qi : caractéristiques d'image de requête (query)

Les images ci-dessous représente les résultats du cette requête :

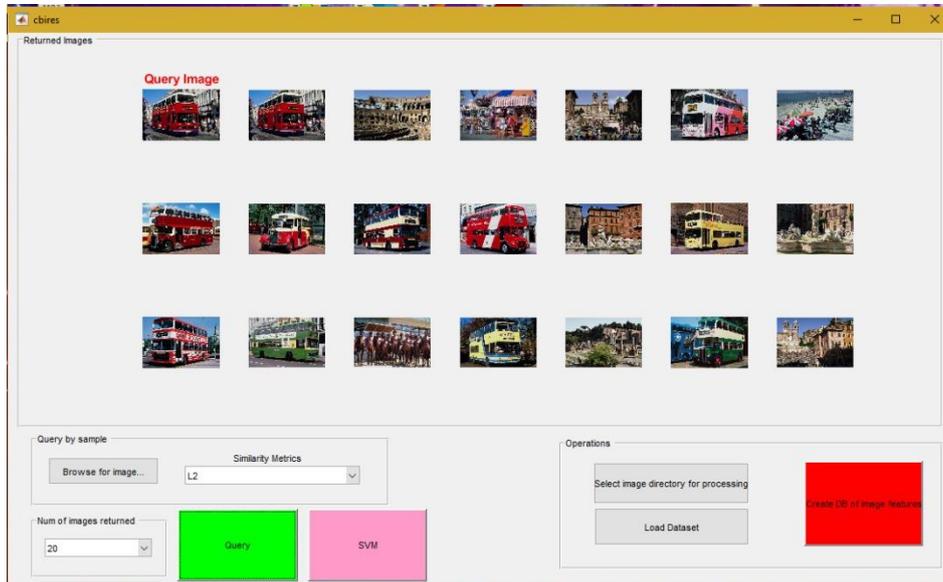


Figure34 : résultats de matrice L2 en image de buses

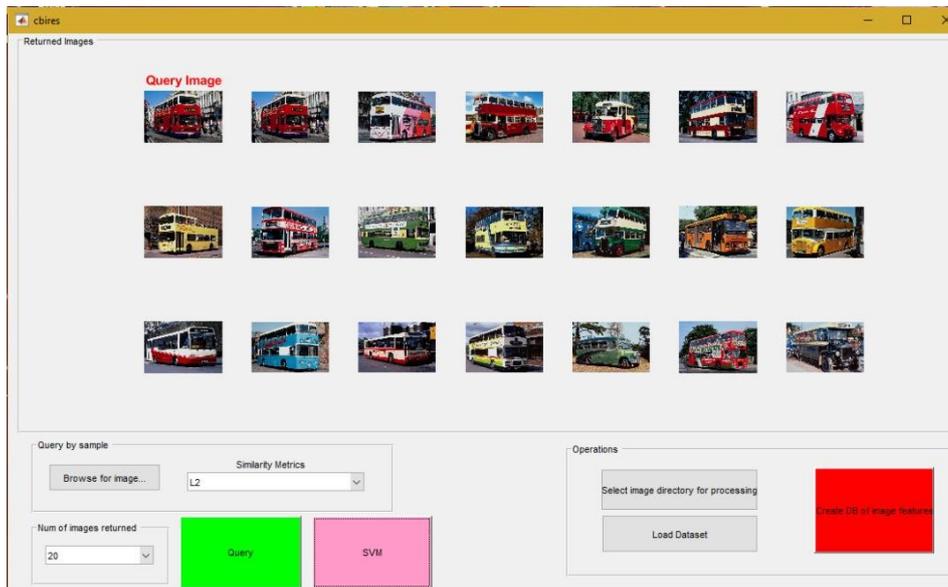


Figure35 : résultats de matrice L2 avec SVM en image de buses

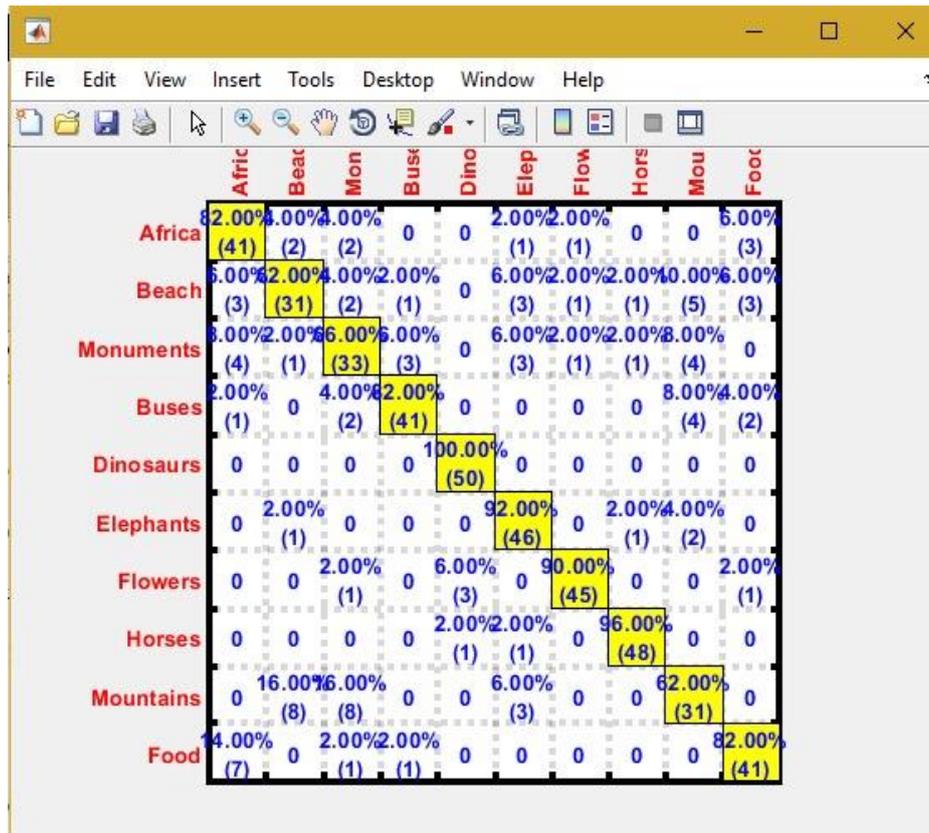


Figure36 : Matrice de confusion L2 avec SVM en image de buses=82%

IV.5.1.3. Matrice de similarité la Relative standard dérivation (RSD) :

$$RSD = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (D_i - Q_i)^2}}{\left(\frac{1}{2} \times \sum_{i=1}^n D_i^2\right) + \left(\sum_{i=1}^n Q_i^2\right)} \quad (IV.11)$$

D<sub>i</sub> : caractéristiques de base de données

Q<sub>i</sub> : caractéristiques d'image de requête (query)

Les images ci-dessous représente les résultats du cette requête :

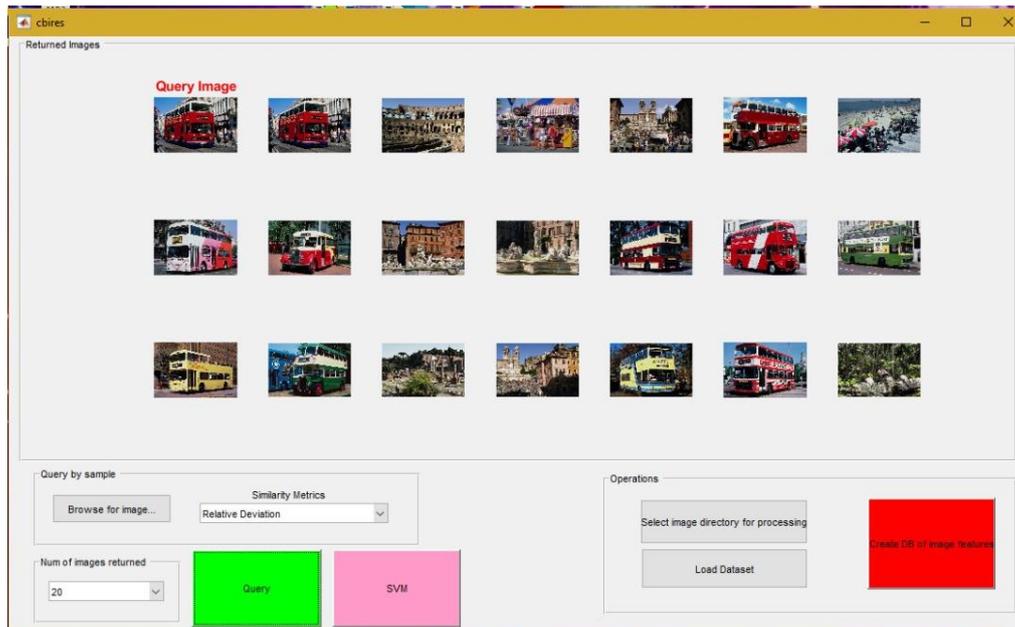


Figure37 : résultats de matrice RSD en image de buses

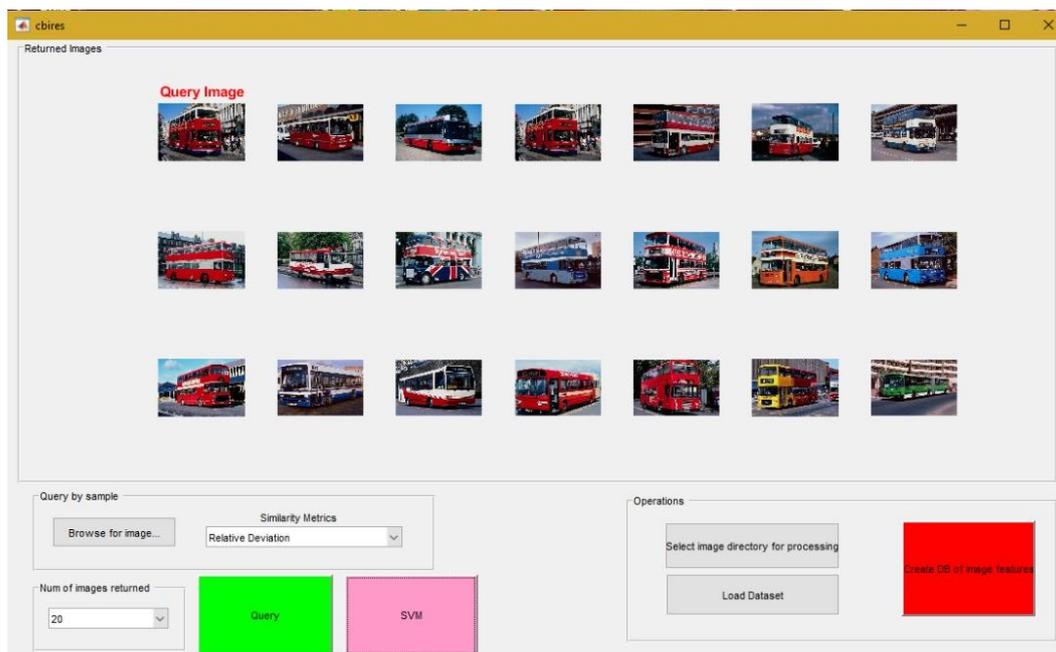


Figure38 : résultats de matrice L1 avec SVM en image de buses

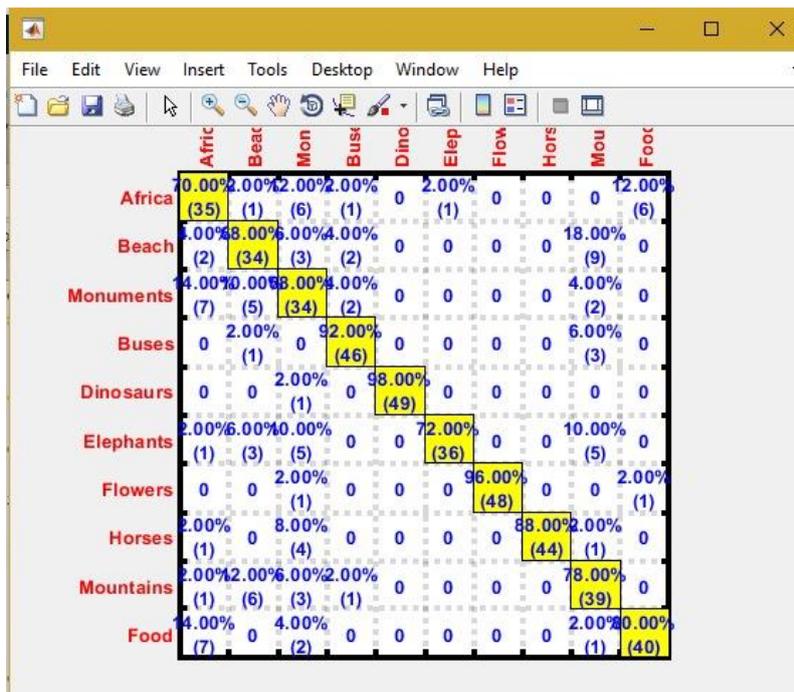


Figure39 : Matrice de confusion RSD avec SVM en image de buses=92%

Images De requête	Précision des mesures de similarité (%)		
	L1	L2	RSD
Afrique	82%	82%	70%
Plages	62%	62%	68%
monument	72%	66%	88%
buses	88%	82%	92%
dinosaures	98%	100%	98%
éléphants	84%	92%	72%
fleurs	100%	90%	98%
Chevaux	88%	96%	88%
montagnes	58%	62%	78%
Nourritures	88%	82%	90%

Tableau 2 : Matrice de similarité

**IV.5.2 Discussion :**

Après l'exécution de programme et les requêtes des tris matrice utilisé on remarque que :

-Les résultats de système CBIR ont plus de précision on utilise SVM en trois matrices

-les résultats des matrices de confusion en classe des buses

L1=88%

L2=82%

RSD=92%

-Le taux de précision des matrices de similarité

L1=82%

L2=81,4%

RSD=84,2%

**IV.6 Conclusion :**

L'objectif de système de recherche d'images basé sur le contenu est de retrouver des images similaires dans la base de données pour l'image de requête donnée en utilisant des vecteurs de support. Nous utilisons le classificateur SVM pour classification de l'image et la dérivation de la norme relative pour calculer la similarité entre deux images. Dans ce système, la précision globale a atteint 90%. Nous concluons que le système CBIR est plus performant avec SVM et la Relative standard dérivation (RSD) mieux que les autres matrices de similarité utilisé.

# Conclusion général :

La recherche d'images est devenue un domaine de recherche actif qui se développe très rapidement. L'explosion du nombre de collections d'images personnelles et professionnelles ainsi que sur le Web a rendu le développement des outils qui organisent ces données une nécessité. L'objectif principal des moteurs de recherche d'images est de localiser les images pertinentes à l'utilisateur avec une bonne précision et avec un minimum de temps. Les moteurs de recherches d'images sont classés en deux grandes catégories : ceux qui exploitent leur contenu visuel (CBIR) et ceux qui exploitent les concepts sémantiques associés avec ces images

Notre travail s'articule autour des phases principales suivantes :

- D'abord, nous avons étudié les images numériques en général
- Ensuite, nous avons étudié les différents modèles de recherches classiques qui peuvent être utilisés dans le domaine de la recherche d'images. Nous avons étudié aussi les moteurs de recherche ainsi leur architecteur.
- Puis, nous avons étudié l'indexation des images et comment nous pouvons faire une recherche d'une image par une autre image à partir de ses caractéristiques.
- Enfin, nous avons fait une simulation de CBIR et nous avons donné son fonctionnement ainsi les résultats de système proposé. Nous avons utilisés dans ce système des caractéristiques des images pour obtenir des résultats (histogramme, moments de couleur et texture...), comme nous avons appliqué le traitement d'image filtre de Gabor et transformée d'ondelette et pour la classification des images nous avons utilisé le SVM qui a amélioré les résultats de cette recherche.

Ce thème a été vraiment très intéressant car cela nous a permis d'approfondir et mettre en pratique nos connaissances dans le domaine du traitement, segmentation d'images et indexation mais aussi d'être confronté aux difficultés des images réelles : qualités, couleurs, résolutions, etc...

# Bibliographie :

- [1] Maïtine B. Quelques méthodes mathématiques pour le traitement d'image. DEA. Cours M2- Université d'Orléans 2008-2009
- [2] BELILA.K et GUIA. S. « appariement entre deux images en niveau de gris », Diplôme ingénieur d'état en informatique. UNIV : kasdi merbah ouargla, Soutenu 2008
- [3] Meskaldji.K, First International Conférence on Networked Digital Technologies P515-517 2009
- [4] G. K. Zipf, "Human Behavior and the Principle of Least- Effort", Addison-Wesley, Cambridge, MA, 1949
- [5] Hichem.B : indexation automatique des images : une approche sémantique basée sur l'apprentissage supervisé des régularités ,2009
- [6] Bernard le roux : recherche dans les bases de données images : une approche de description et une mesure de similarité combinant les aspects physiques et sémantiques de l'image. Soutenu 2004
- [7] MERABET Nabila, MAHLIA Meriem, recherche d'images par le contenu, mémoire de master, université Tlemcen, 2011.
- [8] Adobe RGB color image encoding, 1998.
- [9] Khouloud.M, Extraction et traitement de l'information : Un prototype d'un système de recherche d'images couleurs par le contenu. 2009
- [10] Gardarin, Georges, et al. Bases de données : les systèmes et leurs langages. Eyrolles, 1983.
- [11][LAN 08] LANDRE, Jérôme. Analyse multi résolution pour la recherche et l'indexation d'images par le contenu dans les bases de données images-Application à la base d'images paléontologique Trans' Tyfipal. Thèse de doctorat. 2005.
- [12] Tollari, Sabrina. Indexation et recherche d'images par fusion d'informations textuelles et visuelles. Thèse de doctorat. Toulon. 2006.
- [13] Alain Boucher, Recherche D'image Basée Sur Le Contenu Sémantique, 2005
- [14] Alain Boucher, Outil D'aide A L'annotation D'images, Institut De La Francophonie pour l'Informatique (IFI), 2007
- [15] Boughaba.M et Boukhris.B, « l'apprentissage profond (Deep Learning) pour la classification et la recherche d'images par le contenu », mémoire master, Université ouargla 2017

- [16] Pierre.T, Traitement automatique des langues pour l'indexation d'images, Thèse doctorat, Université de RENNES 1, 2010
- [17] Jérôme.L, analyse multi résolution pour la recherche et l'indexation d'images par le contenu dans les bases de données –Application à la base d'images paléontologique Trans'tyfpal, Thèse de doctorat. Cergy Pontoise. 2002.
- [18] Lynda .Z, Houaria.A, Système D'Indexation et de Recherche d'Images par le contenu, Université des Sciences et de la Technologie d'Oran, 2010
- [19]Amira.L : Recherche d'images sémantique basée sur la sélection automatique des concepts, Mémoire Master Académique, 2014.
- [20] Zomahoun.E: une approche d'annotation collaborative et de recherche d'images basée sur les sémantiques émergentes, thèse de Docteur de l'Université de Bourgogne,2015
- [21] Bolon, Philippe, Chassery, Jean-Marc, Cocquerez, Jean-Pierre, et al. Analyse d'images: filtrage et segmentation. 1995.
- [22] Fournier. Indexation d'images par le contenu et recherche interactive dans les bases généralistes. 2002. Thèse de doctorat. Cergy Pontoise
- [23] Smeulders, Arnold WM, WORRING, Marcel, Santini, Simone, et al. « Content-based image retrieval at the end of the early years. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol. 22, no 12, p. 1349-1380. 2000,
- [24] Souad Meziane Tani, Abdelhadi Bessaid. Techniques d'indexation d'images Médicales par contenu, 2011.
- [25] HANOI LAN LÊ TH D'indexation Et De Recherche D'images Par Le Contenu A Partir De Ces Connaissances. A MICA INSTITUT POLYTECHNIQUE DE HANOI, Thèse De Doctorat.2005
- [26] : Thiault F., " Communauté de pratique et circulation des savoirs : la communauté des enseignants documentalistes membres de la liste de discussion Cdidoc", Thèse de l'Université Charles de Gaulle - Lille III, Soutenance 2011.
- [27] : Mustafa E. W."Indexation humaine et indexation automatisée : la place du terme et de son environnement", 2005
- [28] : Krovetz R., "Homonymy and polysemy in Information Retrieval", In Proceedings of ACL/EACL' 1997.

- [29] : Zargayouna H., Slotti S., "Mesure de similarité dans une ontology pour l'indexation sémantique de documents XML", The 5th International Conference on Internet Computing, Monte Carlo Resort, Las Vegas, Nevada, USA 2004
- [30] R.S. Marcus. Computer and Human Understanding in Intelligent Retrieval Assistance. In Proceedings of the ASIS Annual Meeting, volume 28, pages 49– 59, 1991.
- [31] ]N. J. Belkin et W. B. Croft. Information filtering and information retrieval : two sides of the same coin ? Commun. ACM, vol. 35, no. 12, pages 29–38, 1992.
- [32] R. Baeza-Yates and B. Ribeiro-Neto. Modern Information Retrieval. ACM Press Series/Addison-Wesley, 1999.
- [33] Y. Rui, T. S. Huang, and S.-F. Chang. Image retrieval: current techniques, promising directions and open issues. Journal of Visual Communication and Image Representation, 10(4):39–62, 1999.
- [34] A. W. M. Smeulders, M. Worring, S. Santini, A. Gupta, and R. Jain. Contentbased image retrieval at the end of the early years. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI), 22(12):1349–1380, 2000
- [36] Jia Wang, Wen-Jann Yang, and Raj Acharya. Color clustering techniques for color-content-based image retrieval from image databases. In Proc. IEEE Conf. on Multimedia Computing and Systems, 1997.
- [37] G. Pass, R. Zabih, J. Miller. Comparing Images Using Color Coherence Vectors, Proc. of the 4th ACM Intl. Multimedia Conference, Boston, MA, pp. J-74, 1996
- [38] M. J. Swain and D. I. Ballard. Color indexing. International Journal of Computer Vision, 7:11–24, 1991.
- [39] Faloutsos C., Equitz W, Flickner M., Niblack W., Petkovic D. and Barber R., Efficient and Effective Querying by Image Content. Journal of Intelligent Information Systems, 3(1):231-262, 1994.
- [40] M. Stricker and M. Orengo. Similarity of color images. In Storage and Retrieval for Image and Video Databases III, volume SPIE Vol. 2420, 1995.
- [41] T.S Chua KL tan and BC Ooi. Fast signature based color- spatial image retrieval in proc. IEEE conf on multimedia computing and systems, 1997.
- [42] Wynne Hsu, T.S. Chua, and H.K. Pung. An Integrated Color-Spatial Approach to content-Based Image Retrieval. In Proceedings of ACM Multimedia Conference, pages 305-313, 1995.
- [43] J.R Smith and S h-fu Chang. VisualSEEK : a fully automated contentbased image query system. In proceedings of ACM Multimedia Conference, Boston MA, pages 87-98, 1996.
- [44] M. Stricker and A. Dimai. Color Indexing with weak spatial constraints. In Proc. SPIE Storage and Retrieval for Image and Video Databases 1996.

- [45]D. Androutsos, K.N. Plataniotis and A.N. Venetsanopoulos. A perceptually motivated technique to query-by-example using color cardinality. In Proc. Of SPIE Multimedia Storage and Archiving Systems IV. Vol. 3846, pp.137-145 1999
- [46]Robert M. Harnack, K. Shanhua, and Its'hak Dinstein. Texture features for image classification. IEEE trans. On Syst. Man. And Cyb. SMC-3 (6), 1973.
- [47]C.C. Gotlieb and H.E.Kreyszig. Texture descriptors based on co-occurrence matrices. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 51, 1990
- [48]H. Tamura, S. Mori, and T. Yamawaki. Texture features corresponding to visual perception. IEEE Trans. On Sys. Man. And Cyb., SMC-8(6), 1978.
- [49]J. R. Smith and S. Chang. Transform features for texture classification and discrimination in large image databases. In Proc. IEEE Int. Conf. on Image Proc., 1994
- [50] J. R. Smith and Shill-Fu Chang. Automated binary texture feature sets for image retrieval. In Procl. IEEE Int. Conf. Acoust, Speech and Signal Proc. 1996
- [51]Chang.T and C-C Jay Kuo, Texture analysis and classification with tree-strured wavelet transform. IEEE trans. Image proc, 2 (4) : 429-441, 1993.
- [52]K.S. Thyagarajan, T. Nguyen, and C. Persons. A maximum likelihood approach to texture classification using wavelet transform. In Proc. IEEE Int.Conf. on Image Proc. 1994.
- [53]J. Weszka, C.Dyer, and A. Rosenfeld. A comparative study of texture measures for terrain classification. IEEE Trans. On Sys. Man, and Xyb. SMC-6(4), 1976.
- [54]K.I Laws. Texture energy measures, Proc Image Understanding Workshop, pp 47-51.1979
- [55]W.Y. Ma and B.S. Manjunath. A comparison of wavelet transform features for texture image annotation. In Proc. IEEE Int. Conf. on Image Proc., 1995
- [56]M. K. Hu, Visual pattern Recognition by Moments Invariants, computer methods in image analysis. IRE Trans. On Information's Theory, 8, 1962.
- [57]D. Kapur, Y.N.Lakshman, and T. Saxena. Computing invariants using elimination methods. In Proc. IEEE Int. Conf. on Image Proc. 1995
- [58]A. Pentland, R. Picard, and S. Sclaroff. Photobook : Contentbased manipulation of image databases. International Journal of Computer Vision 1995.
- [59]D.P. Huttenlocher, G.A. Klanderma, and W.J. Rucklidge, Comparing images using the Hausdorff distance, IEEE Transactions on pattern Analysis and Machine Intelligence,vol. 15, pp. 850-863, 1993.
- [60]Rachid.D. Fat algorithms for low level vision, IEEE transaction on pattern anal . Mach intell, (PAMI) n° 1, pp. 78-87, 1991.
- [61]A. Montillo, D. Metaxas, Leon Axel, Extracting tissue deformation using Gabor filter banks. Proceedings of SPIE Vol. 5369 , 2003
- [62] S. Marčelja (1980) : Description mathématique des réponsesréponses de cellules corticales simples. Journal of the Optical Society of America, 70(11), 1297-1300.

[63] Manimala Singha and K.Hemachandran, “Content Based Image Retrieval using Color and Texture,” SIPIJ Vol.3, No.1, pp. 39-57.2012

[64] Ekta Gupta and Rajendra Singh Kushwah “Combination of Local, Global and K-Mean using Wavelet Transform for Content Base Image Retrieval”, International Journal of Computer Applications (0975-8887) Volume 116-No.14 pp.253-266, 2015

[65] Mallat, Stephane G. A Theory For Multiresolution Signal Decomposition : The Wavelet Representation. IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence, Vol. 11, No 7, P. 674-693.1989

[66] REGNIERS, Olivier. Méthodes D'analyse De Texture Pour La Cartographie D'occupations Du Sol Par Télédétections Très Haute Résolution : Application A La Fôret, La Vigne Et Les Parcs Ostréicoles.Thèse De Doctorat.2014

[Site 1] <http://www.commentcamarche.net/contents/video/affich.php3> visité le 07/20121

[Site 2] [http://www.rurart.org/ressources/apprendre/image\\_num/taille.html](http://www.rurart.org/ressources/apprendre/image_num/taille.html) visité le 07/2021

[Site 3] <http://fr.wikipedia.org/wiki/Luminance>. visité le 07/2021