

République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Université 20 Août 1955- Skikda

Faculté des Sciences

Département d'informatique

Mémoire de Master Académique

Filière : Informatique

Spécialité : Systèmes Informatique

Thème

**" Comparaison d'images par le contenu visuel et  
applications: Une étude théorique "**

Présenté par :

M. MENSOURI Zoheir

Encadré par :

M. Boucheham Bachir

Professeur

Université 20 Aout 1955 Skikda

Année universitaire 2022/2023

# Résumé

Le domaine de la comparaison d'images par le contenu visuel est une branche de l'informatique et de la vision par ordinateur qui vise à évaluer et à mesurer la similarité entre les images en se basant sur leur contenu visuel plutôt que sur des métadonnées ou des annotations externes. Cette approche permet de rechercher, d'organiser et d'analyser des images de manière automatique et efficace, en se concentrant sur les caractéristiques visuelles des images elles-mêmes.

Traditionnellement, la comparaison d'images s'appuyait sur des métadonnées telles que des tags ou des descriptions pour indexer et rechercher des images. Cependant, cette approche présente des limitations, notamment lorsqu'il s'agit de gérer de grandes collections d'images ou de rechercher des images similaires à partir d'une requête visuelle spécifique.

La comparaison d'images par le contenu visuel vise à résoudre ces problèmes en analysant les caractéristiques visuelles des images, telles que la couleur, la texture et la forme, pour déterminer leur similarité. Les techniques de traitement d'images et de vision par ordinateur sont utilisées pour extraire et représenter ces caractéristiques, qui servent ensuite de base pour mesurer la similarité entre les images.

Cette approche présente de nombreux avantages. Elle permet une recherche d'images plus précise et plus flexible, en se basant sur les caractéristiques visuelles réelles des images plutôt que sur des annotations subjectives. De plus, elle peut être utilisée dans divers domaines, tels que la classification d'images, la détection d'anomalies, la biométrie basée sur l'image et la recherche d'image basée sur le contenu.

Dans ce mémoire, nous explorons les différentes techniques utilisées dans le domaine de la comparaison d'images par le contenu visuel. Nous examinons les méthodes de représentation de l'image, les espaces de couleurs, les techniques d'appariement d'images basées sur la couleur : la texture et la forme, ainsi que les mesures de distance et de similarité. Nous nous intéressons également aux applications pratiques de cette approche, telles que la classification d'images, le clustering de groupe d'images, la détection d'anomalie, la biométrie basé image et la recherche d'image basée sur le contenu visuel (CBIR).

La comparaison d'images par le contenu visuel offre de vastes possibilités et représente un domaine de recherche en évolution constante. Ce travail vise à contribuer à une meilleure compréhension de cette problématique et à explorer ses applications potentielles dans divers domaines.

**Mots clés :** comparaison d'images, contenu visuel, couleur, texture, forme, espace de couleur, CBIR, classification, clustering, détection d'anomalies, biométrie.

# Abstract

The field of image comparison by visual content is a branch of computer science and computer vision that aims to evaluate and measure similarity between images based on their visual content rather than on external metadata or annotations. This approach enables images to be searched, organized and analyzed automatically and efficiently, focusing on the visual characteristics of the images themselves.

Traditionally, image comparison has relied on metadata such as tags or descriptions to index and search images. However, this approach has its limitations, particularly when it comes to managing large image collections or searching for similar images based on a specific visual query.

Image comparison by visual content aims to solve these problems by analyzing the visual characteristics of images, such as color, texture and shape, to determine their similarity. Image processing and computer vision, techniques are used to extract and represent these features, which are then used as the basis for measuring similarity between images.

This approach has a number of advantages. It enables a more accurate and flexible image search, based on the actual visual characteristics of the images rather than subjective annotations. It can be used in a variety of domains, such as image classification, anomaly detection image-based biometrics and content-based image retrieval.

In this work, we explore the different techniques used in the field of visual content-based image comparison. We look at image representation methods, color spaces, image-matching techniques based on color: texture and shape, as well as distance and similarity measures. We will see also applications of this approach, such as image classification, image group clustering, anomaly detection, image-based biometrics and visual content-based image retrieval (CBIR).

Image comparison based on visual content offers vast possibilities and represents a constantly evolving field of research. This work aims to contribute to a better understanding of this problematic and to explore its potential applications in various fields.

**Keywords:** image comparison, visual content, color, texture, shape, color space, CBIR, classification, clustering, anomaly detection, biometrics.

## ملخص

مجال مقارنة الصور بمحتواها البصري هو فرع من مجال علوم الحاسوب والرؤية الحاسوبية يهدف إلى تقييم وقياس التشابه بين الصور استنادًا إلى محتواها البصري بدلاً من البيانات الوصفية النصية أو التوصيفات الخارجية. تتيح هذه النهج إمكانية البحث والتنظيم والتحليل الآلي والفعال للصور من خلال التركيز على الخصائص البصرية الجوهرية للصور ذاتها.

تقليديًا، كانت مقارنة الصور تعتمد على البيانات النصية الوصفية مثل العلامات أو الوصفيات لفهرسة والبحث عن الصور. ومع ذلك، تعاني هذه الطريقة من بعض القيود، خاصةً عند التعامل مع مجموعات كبيرة من الصور أو البحث عن صور مشابهة استنادًا إلى استعلام بصري محدد.

تهدف مقارنة الصور بمحتواها البصري إلى حل هذه المشاكل من خلال تحليل الخصائص البصرية للصور مثل اللون والملمس والشكل لتحديد درجة تشابهها. تستخدم تقنيات معالجة الصور والرؤية الحاسوبية لاستخراج وتمثيل هذه الخصائص التي تكون أساسًا لقياس التشابه بين الصور.

تتمتع هذه المناهج بالعديد من المزايا، حيث تمكن من البحث عن الصور بدقة ومرونة أكبر باستناد إلى الخصائص البصرية الفعلية للصور بدلاً من التوصيفات العملية. بالإضافة إلى ذلك، يمكن استخدامها في مجالات متنوعة مثل تصنيف الصور، وتجميع الصور، وكشف الأخطاء، والقياسات الحيوية بناءً على الصور، والبحث عن الصور بناءً على المحتوى.

في هذه المذكرة، نستكشف مختلف التقنيات المستخدمة في مجال مقارنة الصور بمحتواها البصري. ندرس أساليب تمثيل الصور، وفضاءات الألوان، وتقنيات مقارنة الصور القائمة على اللون والملمس والشكل، بالإضافة إلى مقاييس المسافة والتشابه. نهتم أيضًا بالتطبيقات العملية لهذا النهج، مثل تصنيف الصور، وتجميع الصور، وكشف الأخطاء، والقياسات الحيوية باستعمال الصور، والبحث عن الصور بناءً على المحتوى.

مقارنة الصور بمحتواها البصري توفر إمكانيات وأفاق واسعة للبحث وتعد مجال بحث في تطور مستمر. ويهدف هذا العمل إلى المساهمة في فهم أفضل لهذه الأشكالية واستكشاف تطبيقاتها المحتملة في مجالات مختلفة.

**الكلمات المفتاحية:** مقارنة الصور ، المحتوى المرئي ، اللون ، الملمس ، الشكل ، مساحة اللون ، البحث

عن الصور بناءً على المحتوى ، التصنيف ، التجميع ، كشف الأخطاء ، القياسات الحيوية.

# Remerciement

Tout d'abord, je tiens à exprimer ma sincère gratitude pour mon encadreur Pr. Boucheham pour son encadrement tout au long de la réalisation de ce mémoire. Je me rappelle encore du moment où il m'a généreusement accepté au dernier moment, sa disponibilité et son expertise ont été des éléments clés dans la réussite de ce projet. Il a su me guider et me conseiller de manière précise et méthodique, veillant à ce que chaque étape soit soigneusement suivie jusqu'à la fin, je suis profondément reconnaissant de l'avoir eu comme encadreur.

Je tiens également à exprimer ma sincère gratitude à tous les enseignants du département informatique, sans exception, pour leurs disciplines et leur sérieux dans leur travail. Leur contribution et leur collaboration avec les étudiants sont remarquables. Leur passion pour l'enseignement et leur dévouement envers notre réussite académique sont une source d'inspiration constante.

Ce mémoire n'aurait pas été possible sans le soutien inconditionnel de chacun d'entre vous. Vos conseils éclairés, vos remarques constructives et votre encouragement constant ont grandement enrichi mon expérience universitaire.

Encore une fois, je tiens à vous remercier du fond du cœur pour votre précieuse contribution à mon parcours académique. Je suis reconnaissant d'avoir eu la chance de bénéficier de votre encadrement, et je suis très honoré d'avoir été guidé par des enseignants aussi compétents et dévoués.

Merci..

# Dédicace

Je dédie ce travail à mes chers parents et à toute ma famille, ainsi qu'à toutes les personnes qui ont traversé ma vie de près ou de loin.

Une dédicace spéciale s'adresse à mes enseignants, qui ont façonné ma vision et ont nourri ma passion pour l'apprentissage. Leur dévouement, leur expertise et leur engagement envers notre réussite ont été essentiels dans mon parcours universitaire. Je suis reconnaissant d'avoir eu la chance de bénéficier de leur savoir et de leur guidance précieuse.

Je n'oublie pas mes collègues étudiants, avec qui j'ai partagé des moments inoubliables. Leurs encouragements, leur esprit collaboratif et leur persévérance m'ont inspiré. Nous avons parcouru ensemble cette route académique, et je suis honoré d'avoir partagé cette expérience avec vous tous.

Que cette dédicace soit le témoignage de ma gratitude envers vous tous, qui avez joué un rôle important dans ma vie et dans ma réussite académique. Vos influences positives resteront à jamais gravées dans ma mémoire.

# Sommaire

<b>Chapitre I : Introduction générale</b> .....	11
1. Introduction générale : .....	12
2. Techniques de comparaison d'images : .....	12
2.1 Approche par couleur : .....	12
2.2 Approche par texture : .....	13
2.3 Approche par forme : .....	13
3. Applications utilisant la comparaison d'images : .....	14
3.1 Recherche d'images basée sur le contenu visuel CBIR : (Content Based Image Retrieval).....	14
3.2 Segmentation d'ensemble d'images (clustering) : .....	14
3.3 Classification d'images: .....	15
3.4 Détection d'anomalies dans les images : .....	15
3.5 Biométrie basé image : (visage - empreinte digitale -IRIS...) .....	15
4. Conclusion du chapitre : .....	16
<b>Chapitre II : Représentation de l'image</b> .....	17
1. Introduction : .....	18
2. Les espaces de la couleur : .....	19
2.1 Définition : .....	19
2.2 L'espace de couleur RGB (Red, Green, Blue) : .....	19
2.3 L'espace de couleur CMYK : .....	20
2.4 L'espace de couleur HSV/TVS (Hue, Saturation, Value / teinte, saturation, valeur) : .....	21
2.5 L'espace de couleur Lab: .....	21
3. Conclusion du chapitre : .....	23
<b>Chapitre III : Techniques d'appariement d'images, mesures de distances et similarités</b> .....	24
1. Introduction : .....	25
2- L'approche par couleur : .....	25
2.1 Histogramme de couleurs : La méthode d'intersection des histogrammes de Swain et Ballard, 1991 (Swain et Ballard 1991). .....	25
2.2 Les moments de couleur.....	26
2.3 Le vecteur de cohérence de couleur "Color Coherence Vector" (CCV) : .....	28
3- Approches par texture: .....	29
3.1 La matrice de co-occurrence de Haralick : .....	29
3.2 Motifs binaires locaux (LBP) : .....	31
4. L'approche par la forme : .....	33
4.1 Les moments de Zernike : .....	33
4.2 Les descripteurs de Fourier : .....	35
5. Techniques avancées de combinaison d'images (couleur, texture et forme): .....	37

5.1 Le Support Vector Machine (SVM) :	37
5.1.1 Principe de la technique SVM.....	37
5.1.2 L'apprentissage profond réseaux de neurones convolutifs Convolutional Neural Network (CNN).....	38
6. Mesures de distance et mesures de similarité :	39
6.1 Mesures de distance :	39
6.2 Mesures de similarités :	40
7. Conclusion du chapitre :	42
<b>Chapitre IV : Applications de la comparaison d'image par le contenu</b> .....	<b>39</b>
1. Introduction :	44
2. La classification d'images par le contenu :	44
3. La Segmentation d'un ensemble d'images (clustering) :	46
3.1.Processus de segmentation :	46
3.2.Méthodes de segmentation (clustering) :	47
3.2.1. K-Means clustering :	47
3.2.2. Clustering hiérarchique (hierarchical clustering) :	48
4. Détection d'anomalies :	48
4.1.Méthodes de détection d'anomalies:.....	49
4.1.1. Réseaux de neurones convolutifs (CNN):.....	49
4.1.2. Méthodes basées sur la reconstruction: .....	49
4.1.3. Détection d'anomalies par classification d'images :	50
4.2.Exemple de détection d'anomalie par comparaison d'image dans le domaine médical :	50
<b>5. Biométrie basée image : (face, empreinte digital, iris)</b> .....	<b>52</b>
5.1.La reconnaissance faciale (face recognition) :	53
5.2.L'empreinte digitale :	54
5.3.L'iris :	56
<b>6. La recherche d'images basée sur le contenu visuel (Content-Based Image Retrieval, CBIR)</b> .....	<b>58</b>
6.1.Fonctionnement principal :	58
6.2.Applications :	58
7. Conclusion du chapitre :	60
<b>Chapitre V : Recherche d'images par le contenu visuel CBIR</b> .....	<b>55</b>
1. Introduction: .....	62
2. Concept d'un CBIR :	62
2.1.Extraction des caractéristiques :	63
2.2.Comparaison :	63
3. Les bases de données d'images couramment utilisées pour la comparaison d'images :	64
3.1.La base de données COREL-1000 :	64
3.2.La base de données ImageNet :	66
3.3.La base de données MNIST :	67

4. Conclusion du chapitre :	69
<b>Conclusion générale :</b>	70
<b>Références bibliographiques:</b>	72

## Liste des figures

Figure 1 - exemple de comparaison d'image par le contenu en utilisant la couleur.....	12
Figure 2 - exemple de comparaison d'image par le contenu en utilisant la texture du bois de l'arbre .....	13
Figure 3 - exemple de comparaison d'image par le contenu en utilisant la forme. Source (BEDOUHENE Saïda, Auto.2011) .....	13
Figure 4 - Différentes modalités biométriques basées image (Toufik, H. 2016).....	15
Figure 5 - Représentation d'une image numérique en niveau de gris .....	18
Figure 6 - Représentation d'une image numérique en couleur. ....	18
Figure 7- Le cube de l'espace de couleur RGB source :(Carey Bunks, 2000).....	19
Figure 8 - Représentation d'une couleur par un triple RGB : Violet= $172^R$ $83^G$ $232^B$ .....	20
Figure 9 - Ensemble de couleurs que peut reproduire l'espace CMYK (Wikipédia).....	20
Figure 10 – représentation de l'espace de couleur HSV (TSL) sur un cylindre et un cône, .....	21
Figure 11 - Représentation de l'espace $L^*a^*b^*$ .....	22
Figure 12- Image couleur et son histogramme des trois composantes RGB .....	25
Figure 13- Deux images et leur CCV associées (Al-Hamami & Hisham, 2010) .....	28
Figure 14- Plus proches voisins du pixel 'x' selon 4 directions. Source (Hanifi Majdoulayne, 2009).....	29
Figure 15- Calcul du pattern LBP et le contraste C. Source (SAYAD FATIMA ZOHRA, 2015).....	31
Figure 16- Exemple d'histogramme LBP. (GOUMEZIANE hayet, LARIBI Djamilia, 2018) .....	32
Figure 17- Exemples d'images des classes A à E contenant des formes animales. ....	33
Figure 18- Les 4 premiers ordres de polynômes de Zernike.( Vorobyov, M.A. 2011).....	33
Figure 19- Exemple de Zernike Moments jusqu'au 8 <sup>ème</sup> ordre du binaire MPEG-7 images .....	34
Figure 20- La transformée de Fourier Polaire (Mennesson, J., Saint-Jean, C., & Mascarilla, L. (2010).....	36
Figure 21- Extraction de descripteurs sur chaque plan colorimétrique à partir de la transformée de Fourier..	36
Figure 22 - Organigramme d'une application de classification de plantes basée sur SVM .....	45
Figure 23 - Schéma d'un réseau de neurones convolutionnels. ....	39
Figure 24- Structure d'un Réseau de neurones (Wang, Zhang, & Li, 2006) .....	44
Figure 25- SVM binaire (DJEFFAL. A, 2012). ....	37
Figure 26 - Un exemple d'un arbre de décision (Quellec, Lamard, Bekri, Cazuguel, Roux, & Cochener, 2010) .....	45
Figure 27- Exemple de classification des fruits entre l'orange et la pomme .....	46
Figure 28 - Fonctionnement de l'algorithme de clustering. Les différents fruits sont divisés en plusieurs groupes aux propriétés similaires. ....	47
Figure 29- Organigramme de l'algorithme K-means (Mawloud Mosbah, 2017) .....	48
Figure 30- Un exemple d'un dendrogramme 69 (Mawloud Mosbah, 2017) .....	48

Figure 31 - Quelques échantillons d'images classés en quatre classes où les anomalies présentes dans la classe anormale sont localisées avec le cercle blanc utilisant CNN (Samir J, Ayan S.. 2021).....	49
Figure 32- Détection d'anomalies basée sur l'image utilisant un autoencodeur .....	50
Figure 33- Schéma général d'une chaîne de détection de microcalcifications ou d'opacités en mammographie (Messalti, A. & Hemila, A. (2013) .....	51
Figure 34 - Détection et classification du cancer du sein par apprentissage profond- Algorithme d'Adaboost Early Diagnosis (Zheng, Jing & Lin, Denan..2020) .....	51
Figure 35- Schéma bloc d'un système de reconnaissance biométrique (Toufik, H. 2016) .....	52
Figure 36- Schéma général de système de reconnaissance faciale. (Ahmed Chaari,2009).....	53
Figure 37 - Système de reconnaissance faciale biométrique .....	54
Figure 38 - Exemple d'une empreinte digitale avec le dispositif (BOUTELLAA Elhocine, 2011). .....	55
Figure 39- Les différents types de minuties (Toufik, H. 2016) .....	55
Figure 40- Architecture générale d'un système d'authentification d'empreintes digitales (Toufik, H. 2016) ..	55
Figure 41- photo de l'iris de l'œil avec un capteur (Aldjia, M., & Lydia, S. H. M. 2012). .....	56
Figure 42- Différentes étapes du processus de reconnaissance de l'iris basé image (Hili, N. K. 2016). .....	57
Figure 43- Exemple d'une recherche d'image par le contenu visuel sur google.....	58
Figure 44- Schéma illustratif d'un système CBIR (S.Bougueroua, 2017) .....	62
Figure 45- Exemple de base de données d'images WANG (Singha, Manimala & Hemachandran, K. 2012). .....	65
Figure 46- Capture de deux branches de la racine à la feuille d'ImageNet : .....	66
Figure 47- Sample images of MNIST data (Liu, Cheng-Lin & Nakashima, Kazuki & Sako, Hiroshi & Fujisawa, Hiromichi. 2003) .....	68

# Chapitre I

## Introduction générale

### 1. Introduction générale :

La comparaison de deux images par le contenu visuel est une technique puissante qui permet de mesurer la similarité entre deux images de manière objective et automatisée, ouvrant ainsi de nombreuses perspectives pour des applications pratiques et scientifiques.

La comparaison de deux images par le contenu visuel utilise des techniques d'analyse d'image pour extraire des caractéristiques visuelles à partir de chaque image, telles que les couleurs, les textures, les formes...

Ces caractéristiques sont comparées pour évaluer la ressemblance ou la différence entre les deux images.

Dans ce mémoire nous allons étudier les différentes techniques de comparaison de deux images par contenu visuel, et les applications qui utilisent cette méthode.

### 2. Techniques de comparaison d'images :

#### 2.1 Approche par couleur :

La couleur est le descripteur visuel le plus employé, certainement car c'est le plus perceptuel. Les grands problèmes soulevés par le choix de bons descripteurs de couleurs sont l'identification de l'espace de couleur le plus discriminant, Il existe plusieurs espaces colorimétriques qui ont chacun certaines caractéristiques intéressantes :

RGB – CMYK – HSV-  $L^*a^*b$ .

Parmi les méthodes les plus utilisées pour caractériser la couleur, il faut citer : l'histogramme de couleurs (**Swain et Ballard, 1991**), la méthode des moments statistiques (**Stricker et Orengo, 1995**), les vecteurs de cohérence de couleurs (**Pass et Zabih, 1996**).



Figure 1 - exemple de comparaison d'image par le contenu en utilisant la couleur (Sarker, Iqbal. (2013).

### 2.2 Approche par texture :

La texture est généralement perçue comme la répétition d'éléments de base construits à partir de pixels qui respectent un certain ordre. Le sable, l'eau, l'herbe, la peau sont autant d'exemples de textures. L'aléatoire joue un rôle particulier dans les textures.

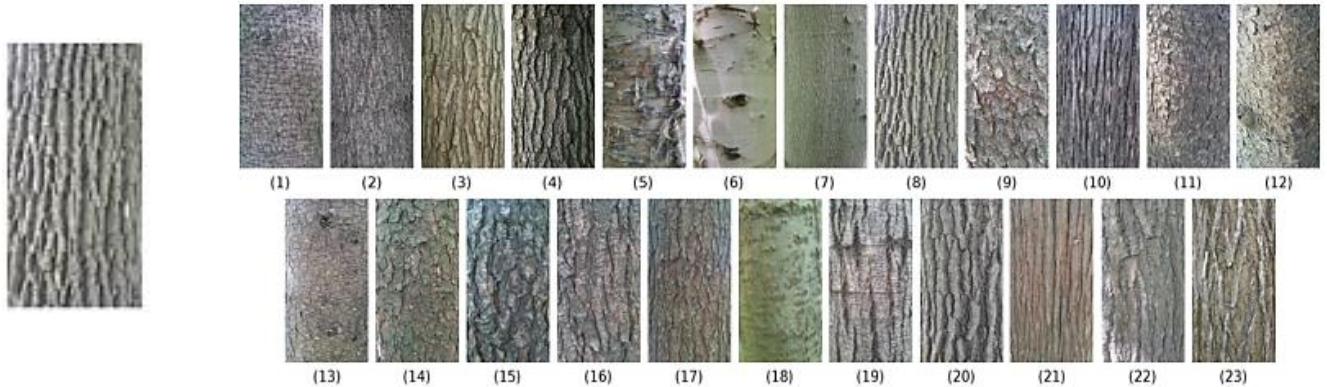


Figure 2 - exemple de comparaison d'image par le contenu en utilisant la texture du bois de l'arbre (Carpentier, et al. (2018))

Parmi les méthodes les plus utilisées la Matrice de cooccurrence de Haralick (Haralick et al., 1973), LBP *Local Binary Patterns* traduit au motif local binaire (Ojala, T, Pietikäinen, M, Harwood, D, 1996).

### 2.3 Approche par forme :

La comparaison par la forme est une technique utilisée pour comparer deux images en se concentrant sur la forme des objets contenues dans les deux images. Elle consiste à extraire des caractéristiques de forme à partir de chaque image, puis à les comparer pour déterminer leur similitude.

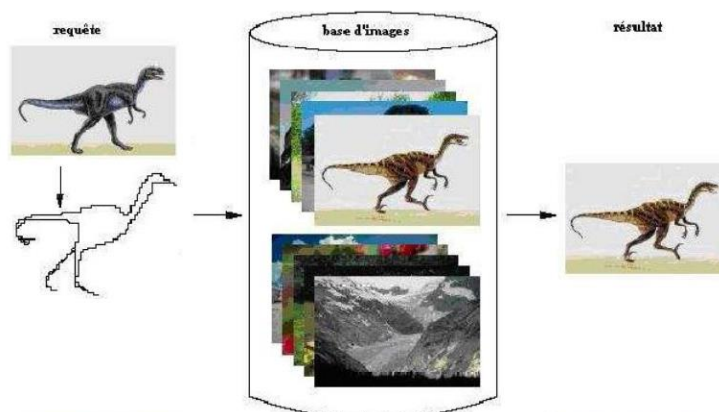


Figure 3 - exemple de comparaison d'image par le contenu en utilisant la forme. Source (BEDOUHENE Saïda, Auto.2011)

Il existe plusieurs méthodes pour extraire des caractéristiques de forme, notamment :

Les moments de Zernike (**M.R Teague, 1980**) et les méthodes basées sur la transformée de Fourier (**Rosenfeld et Weszka, 1980**).

### **3. Applications utilisant la comparaison d'images :**

Il existe de nombreuses utilisations de la comparaison d'images dans différents domaines comme la recherche d'image basé sur le contenu (Content Based Image Retrieval, CBIR) (**Wang et al., 2001**), la segmentation de groupe d'images (**Charu C. Aggarwal et Chandan K. Reddy, 2013**), la classification d'images (**Margaret H, 2008**), la détection d'anomalies dans les images (**Zhe L, Chong W, Mei H, Yuan X, Wei W, Li-Jia L, Li F, 2018**), la biométrie basée image [Iris. (**Flom, L., & Safir, A, 2009**) : Biométrie basée Visage (**Liu, C., Chen, X., & Yang, J, 2019**), empreinte digital (**Jain, A. K., Ross, A., & Nandakumar, K, 2016**)].

#### **3.1 Recherche d'images basée sur le contenu visuel CBIR : (Content Based Image Retrieval)**

La recherche d'images basée sur le contenu visuel (Content-Based Image Retrieval, CBIR) est une application de recherche d'images qui utilise les caractéristiques visuelles de l'image (couleurs, formes, textures, etc.) pour trouver des images similaires à une image requête. Elle utilise une image de référence (ou requête) pour effectuer la recherche en comparant les caractéristiques visuelles de l'image de référence avec celles des images dans une base de données sur la base de mesures de distances ou mesures de similarité. Les résultats de la recherche sont classés en fonction de leur similarité avec l'image de référence.

Le CBIR est *l'ensemble des techniques permettant de récupérer des images sémantiquement pertinentes à partir d'une base de données d'images en fonction des caractéristiques d'image automatiquement dérivées.* (**Wang et al., 2001**)

Cette méthode est largement utilisée dans les domaines de la reconnaissance des formes, la vision par ordinateur et la recherche d'images.

#### **3.2 Segmentation d'ensemble d'images (clustering) :**

La segmentation est également appelés apprentissage non supervisé ou clustering. Cela peut être considéré comme un partitionnement ou une segmentation des données en groupes qui peuvent ou non être disjoints. Le regroupement est généralement réalisé par détermination de la similitude entre les données sur des attributs prédéfinis. Les données les plus similaires sont regroupées en Clusters (grappes en français). Depuis les clusters ne sont pas prédéfinis, un expert du domaine est souvent requis pour interpréter la signification des grappes créées. (**Margaret H, 2008**).



### **4. Conclusion du chapitre :**

Ce chapitre a présenté une introduction à la comparaison d'image par le contenu et exploré ses différentes applications. Nous allons par la suite examiner les principes fondamentaux, ainsi que les techniques et les outils utilisés pour extraire et mesurer les caractéristiques visuelles des images, et voir en détail les différentes applications de cette méthode.

# Chapitre II

## Représentation de l'image



## Chapitre II : Représentation de l'image

de l'image au détriment d'une légère perte de sa qualité, c'est le cas des normes JPEG (*joint photographic experts group*) et JPEG 2000, (Slimane Benloucif, 2015).

### 2. Les espaces de la couleur :

#### 2.1 Définition :

Un espace de couleur est une spécification mathématique qui décrit comment les couleurs sont représentées dans un système numérique, tel qu'un ordinateur ou un appareil photo numérique. Il définit les couleurs possibles dans un modèle de couleurs et les valeurs numériques correspondantes pour chaque couleur.

En utilisant des espaces de couleurs normalisés et des profils de couleurs, la gestion des couleurs peut aider à garantir une reproduction précise des couleurs entre différents appareils et environnements.

Les espaces de couleur sont une manière de représenter les couleurs dans un espace tridimensionnel. Chaque point de l'espace correspond à une couleur spécifique. Les espaces de couleur les plus couramment utilisés sont RGB, CMYK, HSV et LAB.

#### 2.2 L'espace de couleur RGB (Red, Green, Blue) :

L'espace de couleur RGB ou RVB (Rouge, Vert, Bleu) est un modèle de couleur additive utilisé pour représenter les couleurs en termes de combinaison de trois couleurs primaires : rouge, vert et bleu. Dans cet espace de couleur, chaque couleur est représentée par un triplet de valeurs numériques, correspondant à l'intensité des composantes rouge, verte et bleue nécessaires pour la créer. Chaque composante est généralement représentée par une valeur entière allant de 0 à 255, ou une valeur décimale allant de 0 à 1, qui détermine l'intensité de cette composante (**figure7**). En mélangeant différentes quantités de ces trois couleurs primaires, il est possible de reproduire une large gamme de couleurs visibles à l'œil humain (**figure8**), ce qui en fait un espace de couleur très populaire pour les applications graphiques et numériques telles que les écrans d'ordinateur, les téléviseurs et les appareils photo numériques, (Charles Poynton, 1995), (Datta et al., 2008).

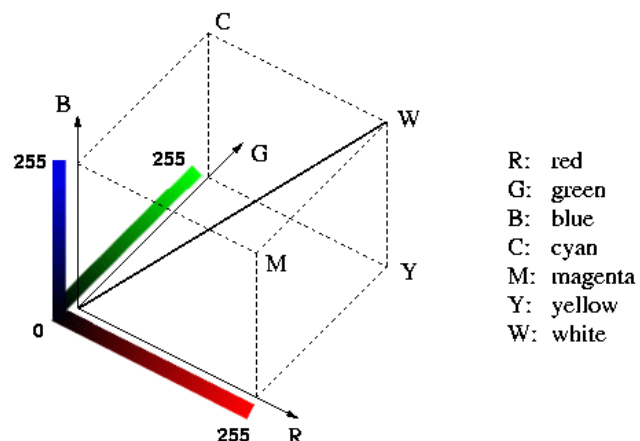


Figure 7- Le cube de l'espace de couleur RGB source : (Carey Bunks, 2000)

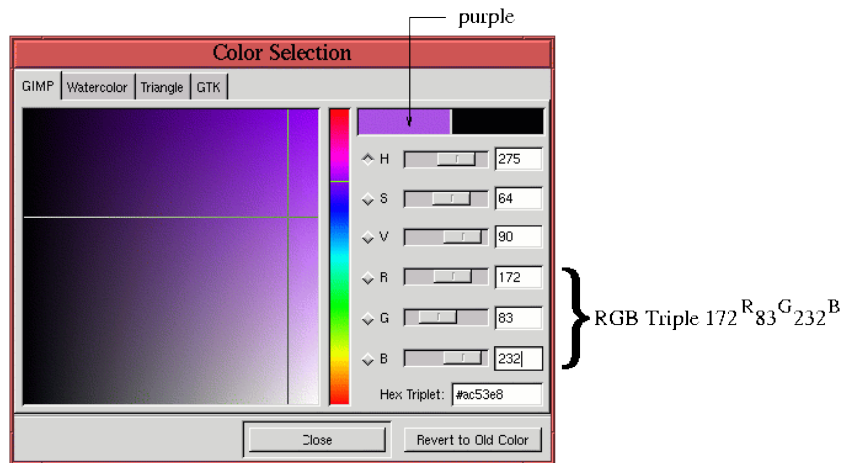


Figure 8 - Représentation d'une couleur par un triple RGB : Violet=172<sup>R</sup> 83<sup>G</sup> 232<sup>B</sup>  
Source : (Carey Bunks, 2000)

### 2.3 L'espace de couleur CMYK :

L'espace de couleur CMYK (**Figure 9**) est un modèle de couleur soustractif utilisé dans l'impression en quadrichromie. L'acronyme CMYK signifie cyan (Cyan), magenta (Magenta), jaune (Yellow) et noir (Key), qui est généralement utilisé pour représenter l'encre noire. Dans ce modèle de couleur, les couleurs primaires sont utilisées pour soustraire la quantité de lumière réfléchie sur une surface, contrairement à l'espace de couleur RGB qui est un modèle de couleur additif qui utilise les couleurs primaires rouge, vert et bleu pour ajouter la quantité de lumière pour créer des couleurs.

En pratique, le modèle CMYK est utilisé pour la création de documents imprimés, tels que des magazines, des livres, des dépliants, etc. Le processus d'impression utilise les quatre encres pour reproduire une gamme de couleurs en mélangeant les encres pour créer une combinaison de couleurs sur la page. Le noir est ajouté car il est plus économique d'imprimer une couleur noire pure que de mélanger les trois couleurs primaires pour obtenir une teinte similaire, (James Z. Chang and John C. Dalrymple, 2001).

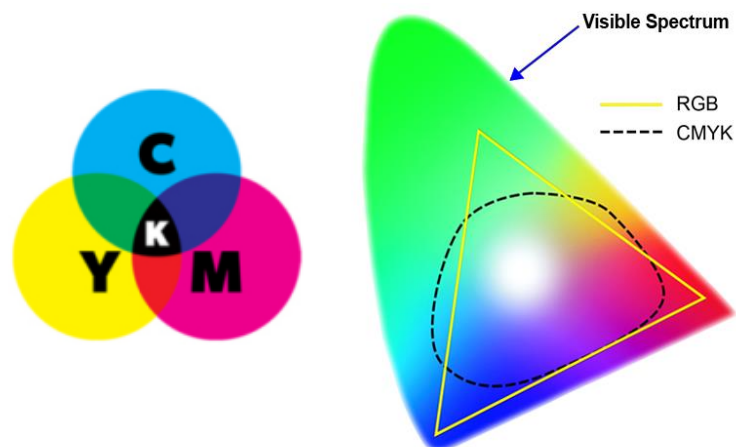


Figure 9 - Ensemble de couleurs que peut reproduire l'espace CMYK  
(Wikipédia)

### 2.4 L'espace de couleur HSV/TVS (Hue, Saturation, Value / teinte, saturation, valeur) :

L'espace de couleur HSV (**figure10**) est un modèle de couleur qui représente les couleurs en termes de teinte, de saturation et de valeur. Contrairement à l'espace de couleur RGB (Red, Green, Blue) qui est basé sur la combinaison additive de couleurs primaires pour former d'autres couleurs, l'espace de couleur HSV est basé sur la perception humaine des couleurs.

La composante "Hue" (teinte) représente la couleur de base, allant du rouge, à travers le jaune, le vert, le cyan, le bleu, le magenta, et de retour au rouge. La composante "Saturation" (saturation) mesure l'intensité de la couleur, allant du gris à la couleur pure. Plus la saturation est élevée, plus la couleur apparaît vive. Enfin, la composante "Value" (valeur) mesure la luminosité de la couleur, allant du noir au blanc.

L'espace de couleur HSV est souvent utilisé dans les logiciels de traitement d'images et de graphisme pour ajuster les couleurs, car il permet de modifier facilement la teinte, la saturation et la luminosité d'une couleur sans affecter les autres composantes. Il est également souvent utilisé pour la sélection de couleurs dans les interfaces utilisateur, car il permet aux utilisateurs de choisir des couleurs en ajustant simplement les curseurs de teinte, de saturation et de valeur. (Su, C-H, Chiu, H-S, & Hsieh, T-M, 2011)

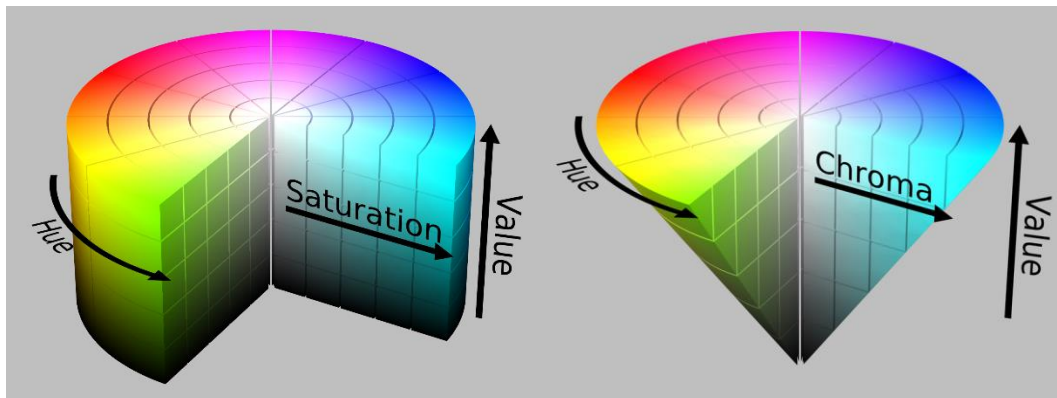


Figure 10 – représentation de l'espace de couleur HSV (TSL) sur un cylindre et un cône, (Wikipédia)

### 2.5 L'espace de couleur Lab:

L'espace de couleur Lab (**figure 11**) (également connu sous le nom de CIE<sup>1</sup> LAB) est un espace de couleur tridimensionnel utilisé pour décrire la perception humaine des couleurs.

---

<sup>1</sup> CIE : c'est la commission internationale de l'éclairage : est une organisation internationale dédiée à la lumière, l'éclairage, la couleur et les espaces de couleur. Elle a été fondée à Berlin en 1913 et est actuellement basée à Vienne en Autriche.

## Chapitre II : Représentation de l'image

---

Il a été développé pour être un espace de couleur indépendant de tout dispositif d'affichage ou d'impression spécifique, et est donc souvent utilisé dans les industries graphiques et de l'impression.

L'espace de couleur Lab est composé de trois composantes : **L** pour la luminance, **a** pour la composante de couleur rouge-vert et **b** pour la composante de couleur jaune-bleu. Les valeurs de **L** varient de 0 (noir absolu) à 100 (blanc absolu), tandis que les valeurs de **a** et **b** varient de -128 à +127.

Le modèle Lab est souvent utilisé pour les applications de traitement d'image, telles que la correction de couleur, l'édition de photo et la reconnaissance de formes. (Jean-Pierre, C et Jon Yngve, H, 1999)

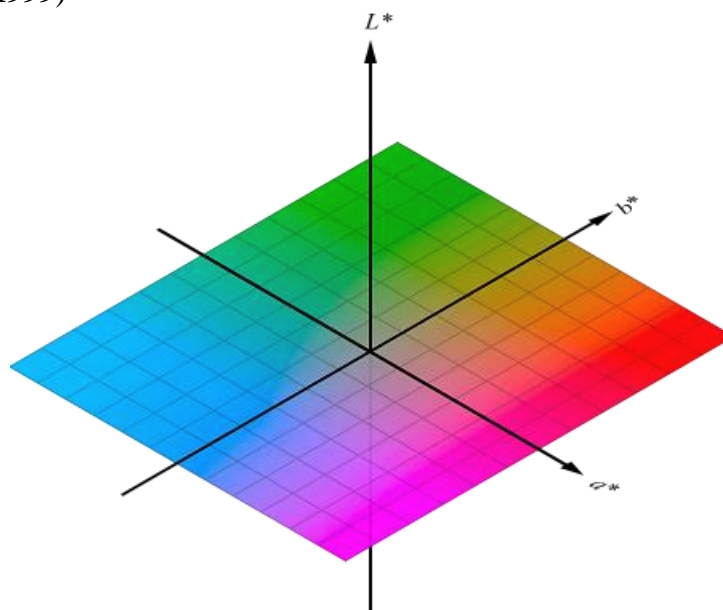


Figure 11 - Représentation de l'espace  $L^*a^*b^*$   
L (luminance), a (axe rouge-vert) et b (axe bleu-jaune).  
(Wikipédia)

### 3. Conclusion du chapitre :

Ce chapitre a examiné la définition de l'image numérique ainsi que les espaces de couleur RGB, CMYK, HSV et Lab. Nous avons exploré les principes fondamentaux de l'image numérique et comment les images sont représentées et traitées dans le domaine numérique.

- L'espace de couleur RGB est l'un des espaces de couleur les plus couramment utilisés dans les images numériques.
- L'espace de couleur CMYK, quant à lui, est principalement utilisé dans les industries de l'imprimerie et de la reproduction.
- L'espace de couleur HSV, également connu sous le nom de teinte, saturation et valeur, offre une représentation plus intuitive de la couleur.
- L'espace de couleur Lab est un espace de couleur perceptuellement uniforme qui permet de représenter toutes les couleurs visibles par l'œil humain.

Ces espaces de couleur offrent différentes façons de représenter et de manipuler les couleurs dans les images numériques, chacun avec ses avantages et ses utilisations spécifiques. La compréhension de ces espaces de couleur est essentielle pour la manipulation précise des couleurs, la correction des couleurs, la conversion entre différents espaces de couleur.

En comprenant ces principes, les professionnels et les chercheurs peuvent exploiter pleinement le potentiel des images numériques et réaliser des traitements visuels précis et efficaces.

## Chapitre III

Techniques d'appariement  
d'images et mesures de  
distance et mesures de  
similarité

### 1. Introduction :

Les techniques de comparaison d'images par le contenu sont des méthodes qui permettent de comparer des images en se basant sur leur contenu visuel plutôt que sur des méta-données ou des informations contextuelles. Cette approche permet d'analyser les images en termes de couleurs, de textures, de formes et d'autres caractéristiques qui sont un mélange entre les trois, cela dépend du domaine d'application.

### 2- L'approche par couleur :

Les valeurs de couleur : Les images peuvent être comparées en utilisant les valeurs de couleur des pixels. Les valeurs de couleur peuvent être comparées en termes de niveaux de gris (**Figure 5**), y compris les niveaux de gris des trois axes R,G,B (**Figure6**), de teinte, de saturation et de luminosité. Dans ce qui suit, nous présentons quelques méthodes basées couleur dans l'espace RGB. Le passage entre les différents modèles de couleur étant définie par des formules bien définies.

#### 2.1 Histogramme de couleurs : La méthode d'intersection des histogrammes de Swain et Ballard, 1991 (Swain et Ballard 1991).

Un histogramme de couleurs (**Figure12**) est un type de représentation graphique qui permet de visualiser la distribution des couleurs dans une image. Il est souvent utilisé en traitement d'images pour analyser la composition d'une image en termes de couleurs.

L'histogramme de couleurs affiche généralement les différentes teintes de couleurs présentes dans l'image sur l'axe horizontal et la quantité de pixels correspondants sur l'axe vertical. Ainsi, les zones de l'image qui ont une couleur dominante apparaîtront avec un pic plus élevé dans l'histogramme.

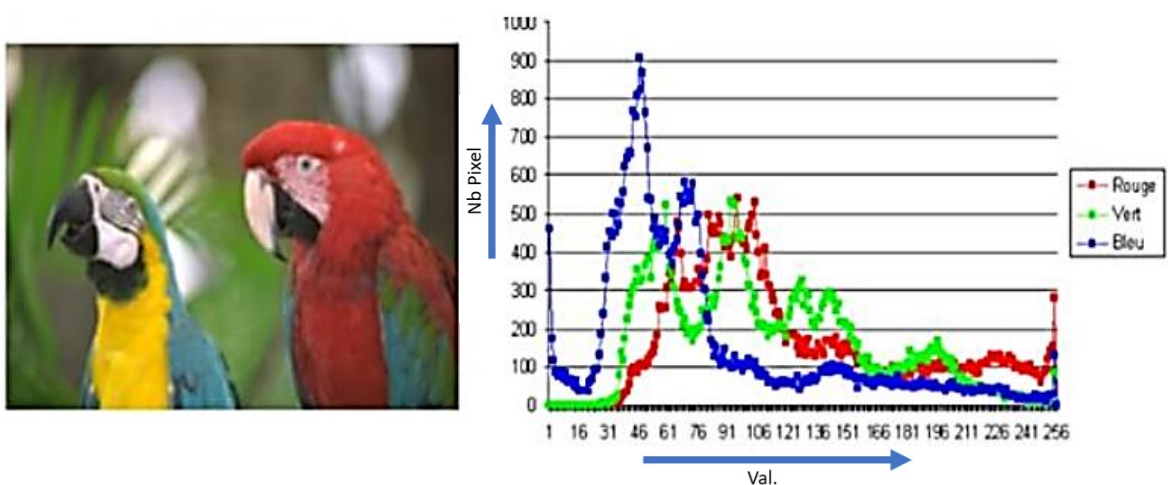


Figure 12- Image couleur et son histogramme des trois composantes RGB  
Source : (Berradj Karima et Diaf Dihia, 2018)

Les histogrammes de couleurs peuvent être utiles dans différentes applications, comme la retouche photo, l'analyse d'image, la reconnaissance d'objet, etc. Ils peuvent également être utilisés pour détecter les anomalies dans une image, par exemple pour trouver les zones sur-exposées ou sous-exposées (A.Ramesh Kumar, D.Saravanan, 2013). Ils sont évidemment aussi utiles pour toutes les tâches impliquant la comparaison d'images : CBIR, classification d'images, clustering d'ensemble d'images, biométrie basée image. (S.Bougueroua, 2017)

### 2.2 Les moments de couleur

Les moments statistiques de couleur sont des mesures utilisées pour quantifier les caractéristiques de la distribution de couleurs dans une image. Les trois moments statistiques les plus couramment utilisés sont la moyenne, l'écart-type et le skewness.

La moyenne de couleur (**Equation 3.1, 3.2, 3.3**) représente la couleur moyenne de l'image. Elle est calculée en trouvant la moyenne des valeurs de l'axe R, axe V et axe B pour tous les pixels de l'image.

L'écart-type de couleur (**Equation 3.4, 3.5, 3.6**) mesure la variabilité de la distribution des couleurs dans l'image. Un écart-type plus élevé indique une plus grande variabilité des couleurs, tandis qu'un écart-type plus faible indique une distribution de couleurs plus uniforme.

Le skewness de couleur (**Equation 3.7, 3.8, 3.9**) mesure l'asymétrie de la distribution des couleurs. Une distribution de couleur symétrique aura un skewness proche de zéro, tandis qu'une distribution asymétrique aura un skewness plus élevé, indiquant une prédominance d'une certaine couleur ou d'un groupe de couleurs. (Stricker, M. A., & Orengo, M. (1995).

Ces moments statistiques de couleur peuvent être utilisés pour caractériser les images et pour les comparer entre elles. Par exemple, les moments statistiques de couleur peuvent être utilisés dans des applications telles que la classification d'images, la segmentation d'images et la détection d'objets.

Voici les équations pour calculer les moments statistiques de couleur :

#### 1. Moyenne de couleur :

La moyenne de couleur pour une image est calculée en trouvant la moyenne des valeurs de rouge (R), de vert (G) et de bleu (B) pour tous les pixels de l'image.

$$\text{Moyenne}(R) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N R_{ij} \quad (3.1)$$

$$\text{Moyenne}(G) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N G_{ij} \quad (3.2)$$

$$\text{Moyenne}(B) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N B_{ij} \quad (3.3)$$

Où N est le nombre total de pixels de l'image et i et j sont les indices de ligne et de colonne du pixel.

#### 2. Écart-type de couleur :

L'écart-type de couleur mesure la variabilité de la distribution des couleurs dans l'image et est calculé à partir de la formule standard de l'écart-type :

$$\text{Ecart - type}(R) = \left( \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (R_{ij} - \text{Moyenne}(R))^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (3.4)$$

$$\text{Ecart - type}(G) = \left( \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (G_{ij} - \text{Moyenne}(G))^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (3.5)$$

$$\text{Ecart - type}(B) = \left( \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (B_{ij} - \text{Moyenne}(B))^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (3.6)$$

Où N est le nombre total de pixels de l'image et i et j sont les indices de ligne et de colonne du pixel.

#### 3. Skewness (asymétrie) de couleur :

Le skewness (asymétrie) de couleur mesure l'asymétrie de la distribution des couleurs et est calculé à partir de la formule standard de skewness :

$$\text{Skewness}(R) = \left( \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (R_{ij} - \text{Ecart type}(R))^3 \right)^{\frac{1}{3}} \quad (3.7)$$

$$\text{Skewness}(G) = \left( \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (G_{ij} - \text{Ecart type}(G))^3 \right)^{\frac{1}{3}} \quad (3.8)$$

$$\text{Skewness}(B) = \left( \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (B_{ij} - \text{Ecart type } (B))^3 \right)^{\frac{1}{3}} \quad (3.9)$$

Où N est le nombre total de pixels de l'image et i et j sont les indices de ligne et de colonne du pixel. (Stricker, M. A., & Orengo, M. (1995), (Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, 2007).

### 2.3 Le vecteur de cohérence de couleur "Color Coherence Vector" (CCV) :

Le "Color Coherence Vector" (CCV) est une technique de traitement d'images numériques qui permet de représenter une image par un vecteur de caractéristiques de couleur. Cette méthode a été proposée pour la première fois par (Pass et Zebih, 1996).

Cette technique permet plus de raffinement par rapport à l'histogramme en partitionnant chaque rang en deux catégories :

1. Cohérent, s'il appartient à une région de couleur uniforme.
2. Incohérent, sinon.

Etant donné  $\alpha_i$  le nombre de pixels cohérents dans le  $i^{\text{ème}}$  rang de couleur et  $\beta_i$  le nombre de pixels non-cohérents. Le vecteur de cohérence de couleurs est défini alors par le vecteur:  $[(\alpha_1, \beta_1), (\alpha_2, \beta_2), \dots, (\alpha_N, \beta_N)]$  tel que la somme:  $(\alpha_1 + \beta_1, \alpha_2 + \beta_2, \dots, \alpha_N + \beta_N)$  donnera l'histogramme de couleurs de l'image (Mawloud Mosbah, 2017).

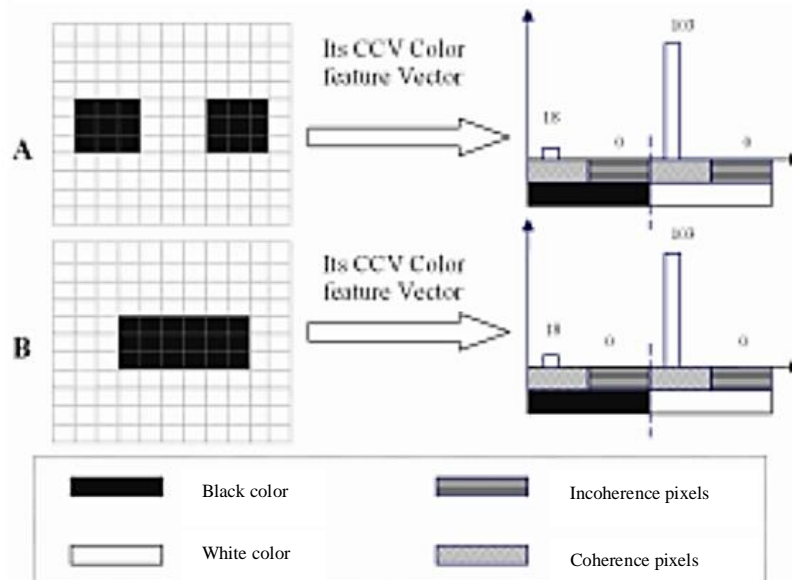


Figure 13- Deux images et leur CCV associées (Al-Hamami & Hisham, 2010)

Le CCV a été utilisé dans de nombreux domaines d'application, notamment la reconnaissance de visages (Zhao, W., Chellappa, R., Phillips, P. J., & Rosenfeld, A, 2003), la recherche d'images par contenu (Sivic, J., & Zisserman, A. 2003), la classification d'images (Wu, Y., & Zhang, D,2005), la segmentation d'images (Li, W., & Zhang, D. 2007), et l'indexation de vidéos (Joly, A., & Buisson, O, 2008).

### 3- Approches par texture:

La texture d'une image peut être définie comme la distribution spatiale des variations de luminance et de couleur dans l'image. Parmi les techniques célèbres basées texture d'une image, on peut utiliser des descripteurs tels que, les matrices de co-occurrence (Haralick et al., 1973), la méthode LBP Local Binary Pattern (Ojala, T, Pietikäinen, M, Harwood, D, 1996), les transformées en ondelettes (Daubechies, I. 1990), ou les filtres de de Gabor, (Gabor, D. 1946).

#### 3.1 La matrice de co-occurrence de Haralick :

La matrice de co-occurrence de Haralick (ou GLCM, pour Gray-Level Co-occurrence Matrix) est une méthode d'extraction de caractéristiques de texture introduite par Haralick et al. en 1973. La méthode GLCM consiste à calculer la distribution des co-occurrences de deux niveaux de gris dans une image. Plus précisément, pour chaque pixel de l'image, on calcule la fréquence à laquelle chaque paire de niveaux de gris apparaît dans un voisinage donné (par exemple, un carré de 3x3 pixels autour du pixel). Cette distribution de fréquences est ensuite stockée dans une matrice de co-occurrence de niveaux de gris, où chaque élément de la matrice correspond à la fréquence d'apparition d'une paire de niveaux de gris dans le voisinage. (Haralick et al., 1973).

Elle est basée sur le calcul de la probabilité  $P(i; j; \theta; \delta)$  qui représente le nombre de fois où un pixel de niveau de couleur  $i$  apparaît à une distance relative  $\delta$  d'un pixel de niveau de couleur  $j$  et selon une orientation  $\theta$  donnée.

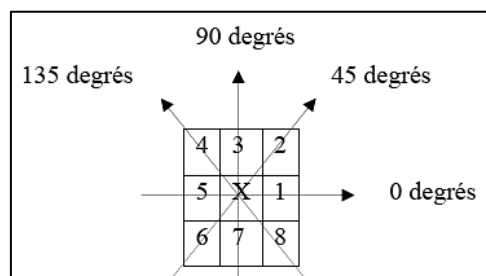


Figure 14- Plus proches voisins du pixel 'x' selon 4 directions. Source (Hanifi Majdoulayne, 2009)

Par exemple, les plus proches voisins de 'x' selon la direction  $\theta=135$  degrés sont les pixels 4 et 8.

Cette approche consiste à explorer les dépendances spatiales des textures en construisant d'abord les matrices de cooccurrence  $\left(P_{ij}(\mathcal{J}, d, \theta)\right)_{1 \leq c}$  basées sur la distance  $d$  et l'orientation  $\theta$  entre chaque paire de pixels de l'image  $\mathcal{J}$ . Les pixels de l'image sont en niveaux de gris quantifiés en  $c$  classes distinctes. La réussite de cette méthode repose sur le bon choix de la distance et l'angle de déplacement. Dans la pratique, il suffit de combiner une distance d'un pixel 1 combinée avec les angles suivants :  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  et  $135^\circ$  pour avoir de bons résultats (Slimane Benloucif, 2013).

La matrice de cooccurrence est définie par la formule mathématique suivante :

$$\mathcal{P}_{i,j}(\mathcal{J}, d, \theta) = \sum_{x=1}^{\mathcal{Lr}(\mathcal{J})} \sum_{y=1}^{\mathcal{Ln}(\mathcal{J})} \begin{cases} 1, & \mathcal{J}(x, y) = i \wedge \mathcal{J}(x', y') = j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.10)$$

Où  $x', y'$  représente le point obtenu par déplacement d'une distance  $d$  et d'un angle  $\theta$  du point  $(x, y)$ .

Par la suite les valeurs de cette matrice sont normalisées par la formule suivante :

$$\mathcal{P}_{i,j}(\mathcal{J}, d, \theta) \leftarrow \frac{\mathcal{P}_{i,j}(\mathcal{J}, d, \theta)}{\mathcal{T}(\mathcal{J})} \quad (3.11)$$

La manipulation directe des matrices obtenues étant très difficile, Haralick a donc défini quatorze paramètres caractéristiques de la texture, voici trois : l'énergie, l'entropie et le contraste (Slimane Benloucif, 2013).

**L'énergie :** Ce paramètre mesure l'uniformité de la texture. Il atteint de grandes valeurs lorsque la distribution des niveaux de gris est constante ou périodique :

$$\text{energy} \left( \left( \mathcal{P}_{i,j}(\mathcal{J}, d, \theta) \right)_{1 \leq i, j \leq c} \right) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^c \mathcal{P}_{i,j}(\mathcal{J}, d, \theta)^2 \quad (3.12)$$

**L'entropie :** Ce paramètre mesure le désordre dans la texture. Il atteint de grandes valeurs lorsque la distribution des niveaux de gris est aléatoire.

$$\text{entropy} \left( \left( \mathcal{P}_{i,j}(\mathcal{J}, d, \theta) \right)_{1 \leq i, j \leq c} \right) = - \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^c \mathcal{P}_{i,j}(\mathcal{J}, d, \theta) \cdot \log \left( \mathcal{P}_{i,j}(\mathcal{J}, d, \theta) \right) \quad (3.13)$$

**Le contraste :** Ce paramètre mesure la variation locale des niveaux de gris. Il est fortement corrélé à l'énergie.

$$\text{contrast} \left( \left( \mathcal{P}_{i,j}(\mathcal{J}, d, \theta) \right)_{1 \leq i, j \leq c} \right) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^c (i - j)^2 \cdot \mathcal{P}_{i,j}(\mathcal{J}, d, \theta) \quad (3.14)$$

Les caractéristiques extraites à partir de ces matrices contiennent des informations notamment sur l'homogénéité, les dépendances linéaires entre les niveaux de gris, le contraste et la complexité de cette image.

En raison de leur richesse en informations de texture, les matrices de co-occurrences demeurent parmi les plus connues et les plus utilisées pour l'analyse de la texture. Elles estiment des propriétés des images relatives à des statistiques de second ordre. **(Hanifi Majdoulayne, 2009)**

#### 3.2 Motifs binaires locaux (LBP) :

LBP est l'acronyme de "Local Binary Patterns" Motifs binaires locaux, est une méthode d'extraction de caractéristiques pour la reconnaissance d'images par le contenu texture. La méthode LBP calcule une représentation locale de texture d'une image en comparant chaque pixel à ses voisins immédiats et en attribuant un code binaire à chaque comparaison. Les codes binaires sont ensuite utilisés pour former un histogramme de fréquence, qui peut être utilisé pour caractériser la texture de l'image. **(Ojala, T, Pietikäinen, M, Harwood, D, 1996).**

La LBP part de l'idée que la texture est caractérisée par deux aspects locaux et complémentaires: La structure spatiale (pattern) et les niveaux de gris (contraste). Elle procède à établir un code reflétant la composante texture locale, au niveau du pixel. Soit alors un pixel  $c$  à codifier par la LBP. Le code sera établi sur la base du niveau de gris de  $c$  et ceux de ses 8 voisins immédiats. En partant du voisin haut-centre et en progressant dans les sens des aiguilles de la montre, et la comparaison de la valeur du niveau de gris du pixel voisin courant à celle du pixel central  $c$  et une valeur 1 ou 0 est retenue selon que la valeur du voisin est supérieure à celle de  $c$  ou non. Les différentes valeurs sont par la suite pondérées par un poids de  $2^i$ ,  $i=0$  (voisin au centre) à 7 (voisin au gauche). Le code de  $c$  est alors obtenu par sommation de toutes les valeurs ainsi générées pour  $c$ . Il s'en suit, que ce type de code est défini dans l'intervalle  $[0..255]$  **(Figure15).**

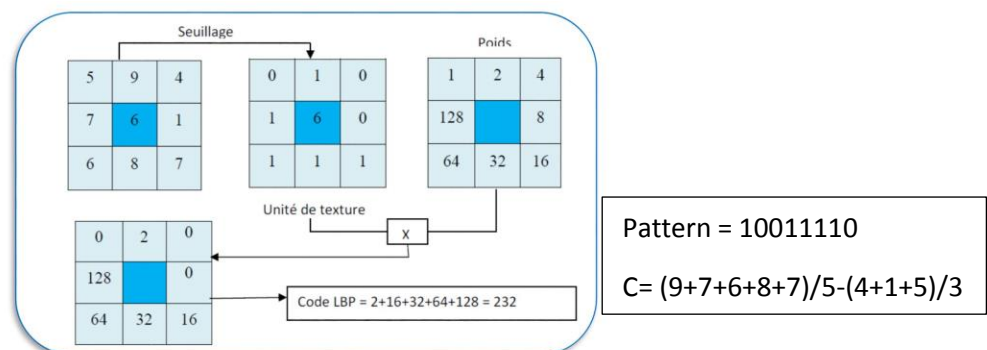


Figure 15- Calcul du pattern LBP et le contraste C. Source (SAYAD FATIMA ZOHRA, 2015)

Pour calculer un code LBP dans un voisinage de  $P$  pixels, dans un rayon  $R$ , on compte simplement les occurrences de niveaux de gris  $g_p$  plus grands ou égaux la valeur centrale

$$LBP_{m,R} = \sum_{i=0}^{m-1} u(g_i - g_c) \cdot 2^i \quad (3.15)$$

où  $u$  est la fonction signe et où  $g_i$  et  $g_c$  sont respectivement les niveaux de gris d'un pixel voisin et du pixel central

$$u(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{autrement} \end{cases} \quad (3.16)$$

L'histogramme du LBP est alors obtenu en comptant le nombre d'occurrences de chaque motif binaire local dans l'image. Cela permet de caractériser la texture globale de l'image en se concentrant sur les motifs locaux plutôt que sur les caractéristiques globales de l'image.

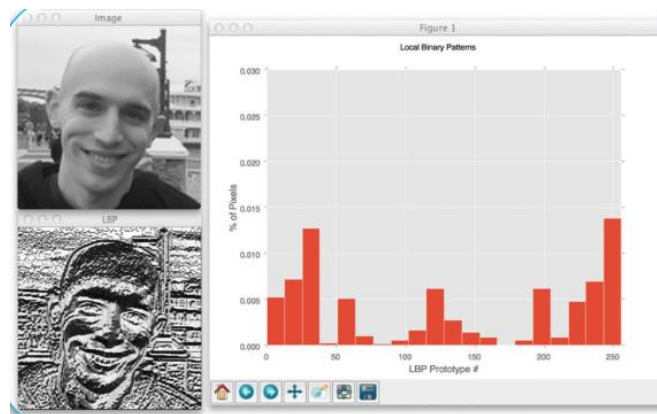


Figure 16- Exemple d'histogramme LBP. (GOUMEZIANE hayet, LARIBI Djamilia, 2018)

LBP a connu de nombreuses améliorations et extensions pour répondre à différentes applications. Par exemple, LBP peut être combinée avec des techniques de réduction de dimensionnalité telles que PCA (analyse en composantes principales) pour améliorer les performances de classification (T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikainen, 2004). De plus, des variantes de LBP, telles que le LBP uniforme, le LBP rotationnel invariant et le LBP multi-échelle, ont été développées pour augmenter la robustesse aux transformations géométriques et aux changements d'échelle (G. Zhao, M. Pietikainen, and X. Zhao, 2011), (X. Tan and B. Triggs, 2010).

### 4. L'approche par la forme :

L'approche par la forme est une technique utilisée pour comparer deux images en se concentrant sur la forme (contour) des objets dans les images (**figure17**). Elle consiste à extraire des caractéristiques de forme à partir de chaque image, puis à les comparer pour déterminer leur similitude.

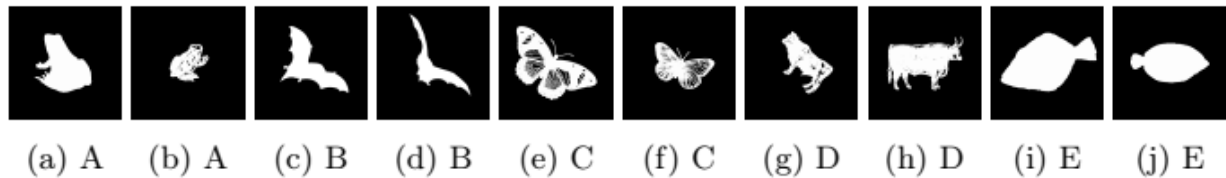


Figure 17- Exemples d'images des classes A à E contenant des formes animales.  
L'expérience de base MPEG-7 CE-Shape-1 Test Set (Aneta G, Ewa S,2017)

Il existe plusieurs méthodes pour extraire des caractéristiques de forme, notamment :

#### 4.1 Les moments de Zernike :

Les moments de Zernike sont une méthode d'extraction de caractéristiques de forme pour les images. Ils ont été introduits par Zernike en 1934 (**Zernike, F.1934**), et sont largement utilisés dans la reconnaissance de formes, la vision par ordinateur et la médecine pour caractériser les formes d'objets.

Ce type des moments a été initialement introduit par Teague en 1980, les moments de Zernike sont calculés à partir des coefficients des polynômes de Zernike normalisés, qui sont une série de fonctions polynomiales orthogonales. Les coefficients des polynômes de Zernike sont calculés en multipliant l'image par une fonction de base de Zernike, qui est une fonction radiale et une fonction azimutale (**Figure18**). Les moments de Zernike sont ensuite calculés en intégrant le produit de l'image et des polynômes de Zernike normalisés sur toute la surface de l'image. (**M.R. Teague, 1980**).

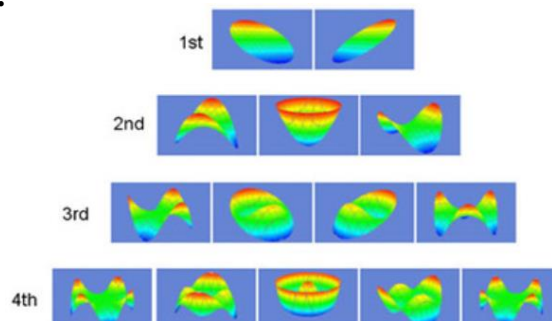


Figure 18- Les 4 premiers ordres de polynômes de Zernike.( Vorobyov, M.A. 2011)

Les moments de Zernike d'ordre p sont donnés par la formule :

$$A_{mn} = \frac{m+1}{\pi} \iint I(x,y)[V_{m,n}(x,y)]dxdy \quad (3.17)$$

Où m et n définissent l'ordre du moment et I(x, y) le niveau de gris d'un pixel de l'image I sur laquelle on calcule le moment.

Les polynômes de Zernike  $V_{m,n}(x, y)$  sont exprimés en coordonnées polaires :

$$V_{m,n}(r, \theta) = R_{m,n}(r)e^{-jn\theta} \quad (3.18)$$

Où  $R_{m,n}(r)$  est le polynôme radial orthogonal :

$$R_{m,n}(r) = \sum_{s=0}^{\frac{m-|n|}{2}} (-1)^s \frac{(m-s)!}{s! \left(\frac{m+|n|}{2}-s\right)! \left(\frac{m-|n|}{2}-s\right)!} r^{m-2s} \quad (3.19)$$

avec  $n = 0, 1, 2, \dots, \infty; 0 \leq |m| \leq n$  et  $n - |m|$  un entier pair.

Les polynômes de Zernike sont orthogonaux, et donc les moments correspondants le sont également. Cette propriété d'orthogonalité annule l'effet de redondance de l'information portée par chaque moment. (BEDOUHENE Saïda, Auto.2011).




Image	Zernike Moment Features
 Device0_1	$Z_{00}=1.4009$ $Z_{11}=0.3794$ $Z_{20}=3.2850$ $Z_{22}=20.7452$ $Z_{31}=1.7197$ $Z_{33}=55.775$ $Z_{40}=55.671$ $Z_{42}=28.003$ $Z_{44}=16.5855$ $Z_{51}=2.5426$ $Z_{53}=1.3643$ $Z_{55}=0.4024$ $Z_{60}=77.506$ $Z_{62}=39.7724$ $Z_{64}=29.333$ $Z_{66}=10.578$ $Z_{71}=28.600$ $Z_{73}=13.660$ $Z_{75}=52.1237$ $Z_{77}=13.465$ $Z_{80}=25.195$ $Z_{82}=117.93$ $Z_{84}=43.954$ $Z_{86}=8.7170$ $Z_{88}=199.69$
 Device0_3	$Z_{00}=1.1229$ $Z_{11}=0.6022$ $Z_{20}=3.4163$ $Z_{22}=20.4564$ $Z_{31}=1.7839$ $Z_{33}=55.628$ $Z_{40}=55.474$ $Z_{42}=28.014$ $Z_{44}=16.4987$ $Z_{51}=2.9351$ $Z_{53}=1.6825$ $Z_{55}=0.8090$ $Z_{60}=77.259$ $Z_{62}=39.8462$ $Z_{64}=29.420$ $Z_{66}=10.289$ $Z_{71}=28.819$ $Z_{73}=13.918$ $Z_{75}=51.8735$ $Z_{77}=13.6905$ $Z_{80}=24.815$ $Z_{82}=117.86$ $Z_{84}=44.006$ $Z_{86}=8.4806$ $Z_{88}=199.459$
 Device9_3	$Z_{00}=1.1973$ $Z_{11}=5.2979$ $Z_{20}=1.6916$ $Z_{22}=53.6584$ $Z_{31}=1.9857$ $Z_{33}=1.1640$ $Z_{40}=0.9890$ $Z_{42}=1.6234$ $Z_{44}=3.5296$ $Z_{51}=22.829$ $Z_{53}=21.797$ $Z_{55}=26.788$ $Z_{60}=161.80$ $Z_{62}=2.0154$ $Z_{64}=2.4414$ $Z_{66}=3.8886$ $Z_{71}=18.783$ $Z_{73}=9.0391$ $Z_{75}=109.369$ $Z_{77}=3.2586$ $Z_{80}=2.1795$ $Z_{82}=158.99$ $Z_{84}=63.917$ $Z_{86}=5.7744$ $Z_{88}=268.515$

Figure 19- Exemple de Zernike Moments jusqu'au 8<sup>ème</sup> ordre du binaire MPEG-7 images (Hitam, Muhammad & Bakar, Suraya & Yussof, Wan. (2014)

Les moments de Zernike sont utilisés pour caractériser la forme d'un objet en mesurant les propriétés de symétrie, d'asymétrie et de courbure de l'objet. Ils sont également utilisés pour la reconnaissance de formes, la segmentation d'images, la comparaison d'images, la mesure de similarité, etc. (Figure 19)

Les moments de Zernike ont plusieurs avantages par rapport aux autres méthodes d'extraction de caractéristiques de forme, tels que la rotation invariance, l'échelle invariance, l'invariance aux déformations, etc. Ils sont également calculés rapidement et ont une bonne précision de classification.

### 4.2 Les descripteurs de Fourier :

Les descripteurs de Fourier sont une méthode d'extraction de caractéristiques utilisée pour décrire la forme d'un objet à partir de son contour. Ils ont été introduits par S. Zahn et R. Roskies en 1972 et sont largement utilisés dans la reconnaissance de formes, la vision par ordinateur et la médecine pour caractériser les contours des objets. (**Zahn, C. T., & Roskies, R. Z. 1972**).

La DFT est la transformée de Fourier échantillonnée et ne contient pas toutes les fréquences formant une image, mais uniquement un ensemble d'échantillons suffisamment grand pour décrire complètement l'image du domaine spatial. Le nombre de fréquences correspond au nombre de pixels dans l'image dans le domaine spatial, c'est-à-dire que l'image dans le domaine spatial et le domaine de Fourier sont de même taille.

Pour une image carrée de taille  $N \times N$ , la DFT bidimensionnelle est donnée par :

$$F(k, l) = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} f(i, j) e^{-i2\pi(\frac{ki}{N} + \frac{lj}{N})} \quad (3.20)$$

où  $F$  est l'image dans le domaine spatial et le terme exponentiel est la fonction de base correspondant à chaque point  $F(k,l)$  dans l'espace de Fourier. L'équation peut être interprétée comme suit : la valeur de chaque point  $F(k,l)$  est obtenue en multipliant l'image spatiale par la fonction de base correspondante et en additionnant le résultat.

Les fonctions de base sont des ondes sinus et cosinus avec des fréquences croissantes, c'est-à-dire que  $F(0,0)$  représente la composante continue de l'image qui correspond à la luminosité moyenne et  $F(N-1,N-1)$  représente la fréquence la plus élevée. (**R. Fisher, S. Perkins, A. Walker and E. Wolfart. 2003**)

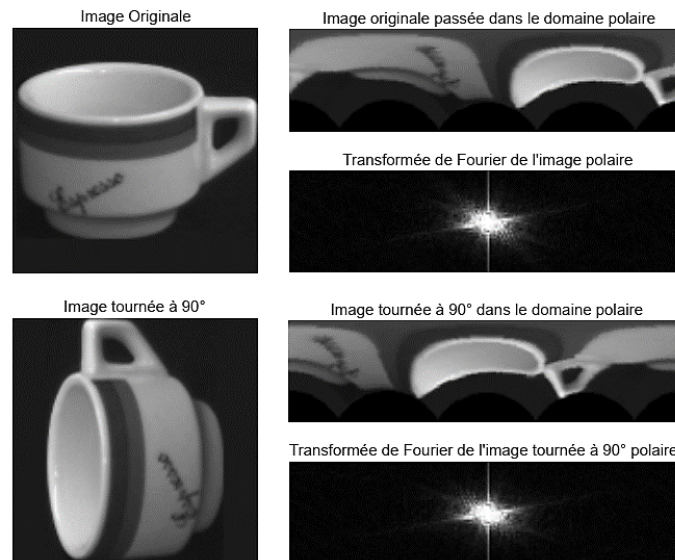


Figure 20- La transformée de Fourier Polaire (Menesson, J., Saint-Jean, C., & Mascarilla, L. (2010).

Les descripteurs de Fourier sont calculés à partir de la transformation de Fourier discrète (DFT) des coordonnées des points de contour de l'objet. Les coefficients de la DFT sont ensuite utilisés pour calculer les descripteurs de Fourier qui représentent la forme du contour. Les descripteurs de Fourier sont souvent normalisés pour être invariants à la rotation, à l'échelle et à la translation (Figure 20).

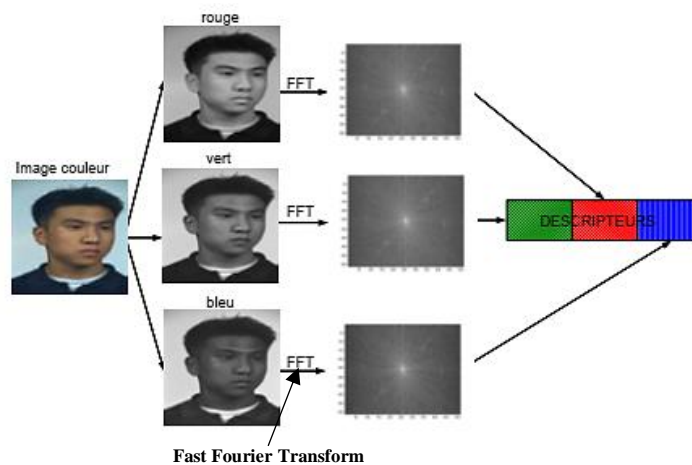


Figure 21- Extraction de descripteurs sur chaque plan colorimétrique à partir de la transformée de Fourier (Menesson, J., Saint-Jean, C., & Mascarilla, L. (2010).

Les descripteurs de Fourier sont utilisés pour caractériser la forme d'un objet à partir de son contour en mesurant les propriétés de courbure, d'asymétrie et de symétrie de l'objet. Ils sont également utilisés pour la reconnaissance de formes, la segmentation d'images, la comparaison d'images, la mesure de similarité, etc. (Figure 21)

Les descripteurs de Fourier ont plusieurs avantages par rapport aux autres méthodes d'extraction de caractéristiques de forme, tels que la rotation invariance. Ils sont également calculés rapidement et ont une bonne précision de classification. (D. ZHANG, G. LU, 2005).

### 5. Techniques avancées de combinaison d'images (couleur, texture et forme):

#### 5.1 Le Support Vector Machine (SVM) :

Les SVMs (Support Vector Machines) sont de nouvelles techniques d'apprentissage statistique initiées par V. Vapnick en 1995. Le succès de cette méthode est justifié par les solides bases théoriques qui la soutiennent. Elles permettent d'aborder des problèmes très divers dont la classification. SVM est une méthode particulièrement bien adaptée pour traiter des données de très haute dimension telles que les images. Depuis leur introduction dans le domaine de la reconnaissance de formes, plusieurs travaux ont pu montrer l'efficacité de ces techniques principalement en traitement d'image. (Hanifi Majdoulayne, 2009)

##### 5.1.1 Principe de la technique SVM

Le principe des SVM consiste à projeter les données de l'espace d'entrée (appartenant à deux classes différentes) non linéairement séparables dans un espace de plus grande dimension appelé espace de caractéristiques de façon à ce que les données deviennent linéairement séparables. Dans cet espace, on construit un hyperplan optimal séparant les classes tel que :

- Les vecteurs appartenant aux différentes classes se trouvent de différents côtés de l'hyperplan.
- La plus petite distance entre les vecteurs et l'hyperplan (la marge) soit maximale.(figure 22)

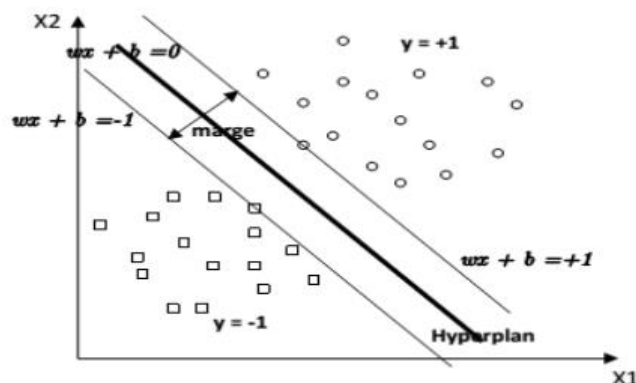


Figure 22- SVM binaire (DJEFFAL. A, 2012).

### 5.1.2 L'apprentissage profond réseaux de neurones convolutifs Convolutional Neural Network (CNN) :

La mixture de features dans l'apprentissage profond CNN pour la reconnaissance d'image par le contenu est une méthode qui consiste à combiner plusieurs descripteurs d'image à différents niveaux de granularité pour extraire les caractéristiques discriminantes de l'image. Cette méthode permet d'améliorer la précision de la reconnaissance d'images en utilisant une approche multi-échelle.

Dans un réseau de neurones convolutionnels, une couche est composée de trois étapes: la convolution, l'application d'une fonction d'activation et enfin le pooling. Le résultat de ces trois étapes est appelé une feature map. **(Figure 23)**

**La convolution** de la première couche est une convolution classique. On applique la convolution entre l'image d'entrée et les filtres de la première couche. Sur la deuxième couche du réseau, une convolution moins classique est utilisée. **(Figure 23)**

**Le pooling** est une spécificité des réseaux de neurones convolutionnels. Les deux méthodes les plus utilisées pour appliquer cette opération sont les suivantes, soit on fait la moyenne des valeurs de la zone (pooling average), soit on extrait uniquement la valeur la plus élevée (pooling max). Cette étape permet de faire une réduction de la dimension. L'opération de pooling est une étape de sous-échantillonnage. En pratique, le pooling permet de gagner un temps de calcul important. Le principal avantage du pooling average est qu'il est efficace lorsque l'on souhaite détecter des signaux faibles comme pour le cas de la stéganalyse. Le pooling max est quant à lui efficace lorsque l'on veut détecter des signaux forts, comme des objets par exemple, de plus il permet au modèle d'être invariant aux translations. **(L. Pibre M. Chaumont D. Ienco J. Pasquet, 2018).**

Concrètement, la mixture de features dans le CNN **(Figure 23)** peut être réalisée en fusionnant les sorties de plusieurs couches de convolution et de pooling dans un réseau CNN. Chaque couche de convolution et de pooling capture des caractéristiques différentes de l'image, et la fusion de ces caractéristiques permet d'améliorer la représentation de l'image pour la reconnaissance d'images. **(S. Gidaris and N. Komodakis, 2018).**

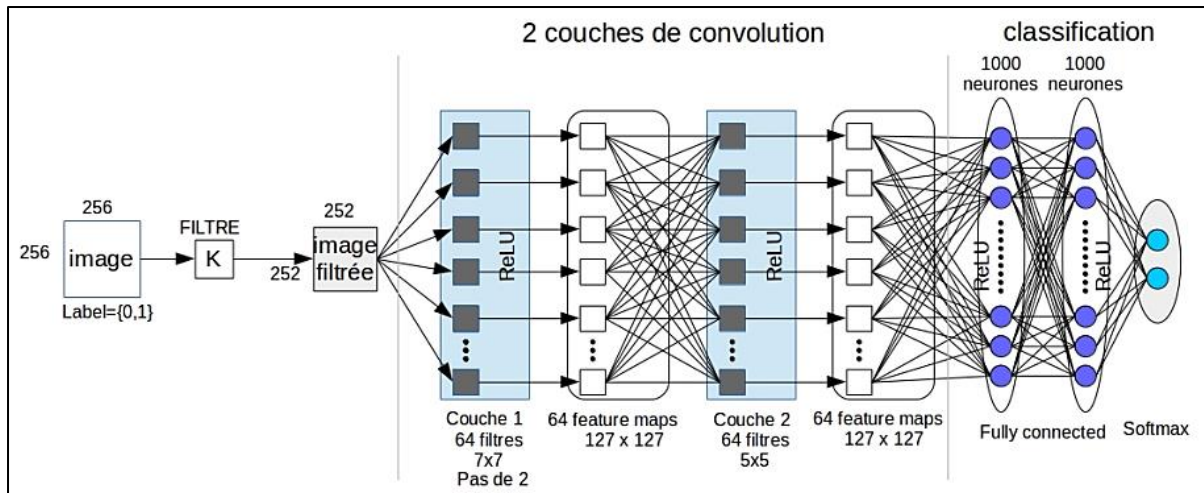


Figure 23 - Schéma d'un réseau de neurones convolutionnels.  
Source (L. Pibre M. Chaumont D. Ienco J. Pasquet, 2018).

## 6. Mesures de distance et mesures de similarité :

### 6.1 Mesures de distance :

Les mesures de distances sont des outils mathématiques utilisés pour calculer la distance entre deux points dans un espace métrique. Dans le contexte de la comparaison d'images numériques par le contenu visuel, les mesures de distances sont utilisées pour calculer la distance entre les vecteurs de caractéristiques extraits des deux images.

Soit l'ensemble  $X$ , la fonction  $d: X * X \rightarrow R$  se nomme distance (dis-similarité) dans  $X$  si, pour tous les éléments  $x, y \in X$ , cette fonction vérifie : (Mawloud Mosbah, 2017)

- ✓  $d(x, y) \geq 0$  (non-négativité).
- ✓  $d(x, y) = d(y, x)$  (symétrie).
- ✓  $d(x, x) = 0$  (réflexibilité).

Voici quelques exemples de mesures de distances utilisées pour la comparaison d'images par le contenu :

**1. Distance euclidienne :** La distance euclidienne est la distance la plus couramment utilisée pour mesurer la similarité entre les vecteurs de caractéristiques. Elle est calculée comme la racine carrée de la somme des carrés des différences entre les éléments correspondants de deux vecteurs.

- Euclidian distance :

$$\sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2} \quad (3.21)$$

(Mawloud Mosbah et Bachir Boucheham, 2017)

**2. Distance de Manhattan :** La distance de Manhattan est une mesure de distance qui calcule la somme des différences absolues des éléments correspondants des deux vecteurs.

- Manhattan distance

$$\sum_{i=1}^N |X_i - Y_i| \quad (3.22)$$

(Mawloud Mosbah, Bachir Boucheham, 2017)

**3. Distance d'intersection :**

$$1 - \frac{\sum_{i=1}^N \min\{X_i, Y_i\}}{\min\{\sum_{i=1}^N X_i, \sum_{i=1}^N Y_i\}} \quad (3.23)$$

Ces mesures de distances sont souvent utilisées dans la comparaison d'images pour évaluer la similarité ou la dissimilarité entre les vecteurs de caractéristiques d'images.

### 6.2 Mesures de similarités :

Les mesures de similarité sont utilisées pour évaluer à quel point deux vecteurs représentant des caractéristiques d'image sont similaires. Ces mesures sont souvent utilisées dans la comparaison d'images par le contenu pour déterminer la similarité entre deux images.

Formellement : Soit l'ensemble  $X$ . La fonction  $(s: X * X \rightarrow R$  est nommée une similarité dans  $X$  si et seulement si : Non négative, symétrique et si  $s(x, y) \leq s(x, x)$  est vérifiable pour tous les éléments  $x, y \in X$  si et seulement si  $x = y$ . (Mawloud Mosbah, 2017)

Voici quelques exemples de mesures de similarité couramment utilisées dans la comparaison d'images par le contenu :

#### 1. Similarité cosin :

La similarité cosin cette mesure calcule la similarité entre deux vecteurs en mesurant l'angle entre les vecteurs.

$$\text{cosine}(X, Y) = \frac{\vec{x} \cdot \vec{y}}{\sqrt{\|\vec{x}\| \|\vec{y}\|}} \quad (3.24)$$

(Mawloud Mosbah, Bachir Boucheham, 2017)

#### 2. La similarité Ruzicka :

La similarité Ruzicka mesure la similarité entre deux images en prenant en compte la similarité de leurs histogrammes.

- Ruzicka similarity

$$\frac{\sum_{i=1}^N \min\{x_i, y_i\}}{\sum_{i=1}^N \max\{x_i, y_i\}} \quad (3.25)$$

(Mawloud Mosbah, Bachir Boucheham, 2017)

### 3. La similarité Motyka :

La similarité Motyka (également appelée coefficient de Motyka) est une mesure de similarité entre deux ensembles ou groupes de données. Elle est souvent utilisée dans le domaine de la science de la classification et de la taxonomie pour comparer des groupes d'objets tels que des plantes, des animaux, des protéines ou des gènes.

- Motyka similarity

$$\frac{\sum \min\{x_i, y_i\}}{\sum \max\{x_i + y_i\}} \quad (3.26)$$

(Mawloud Mosbah, Bachir Boucheham, 2017)

### 7. Conclusion du chapitre :

Ce chapitre a examiné les approches par couleur, par texture et par forme dans la comparaison d'images par le contenu, ainsi que les mesures de distance et de similarité associées à ces approches. Nous avons exploré comment ces approches permettent d'extraire et de comparer les caractéristiques visuelles des images pour évaluer leur similarité.

Cependant, il est important de noter que le choix de l'approche et des mesures de distance et de similarité dépend des spécificités de l'application et des types d'images étudiées.

Différentes approches peuvent être plus adaptées pour des types d'images spécifiques ou pour des caractéristiques visuelles particulières. De plus, la sélection appropriée des mesures de distance et de similarité est cruciale pour obtenir des résultats significatifs et pertinents dans la comparaison d'images par le contenu.

En conclusion, les approches par couleur, texture et forme, associées aux mesures de distance et de similarité, ont un rôle important dans la comparaison d'images par le contenu. Leur utilisation permet d'extraire et de comparer les caractéristiques visuelles des images, facilitant ainsi la recherche, la classification et l'analyse des images dans divers domaines.

## Chapitre IV

# Applications de la comparaison d'image par le contenu

### 1. Introduction :

Comme il a été décrit dans le chapitre précédent, la comparaison d'images par le contenu est une méthode d'appariement d'images qui permet de mesurer la similarité entre deux images en se basant sur leurs caractéristiques visuelles. Cette méthode utilise des algorithmes pour extraire les caractéristiques sur les éléments constitutifs d'une image, tels que la couleur, la texture et la forme. Elle permet de classer, trier, filtrer et récupérer des images en fonction de leur similarité, facilitant ainsi l'analyse et la gestion des collections d'images.

La classification d'image, la segmentation d'ensemble d'images (clustering), la détection d'anomalies par comparaison d'images et la biométrie basé image sont toutes des applications qui utilisent la comparaison d'image par le contenu.

Ces applications sont utilisées actuellement dans de nombreux domaines importants, tels que la sécurité, la surveillance, la reconnaissance de formes, la médecine, l'industrie, le cinéma l'animation et la publicité en ligne.

### 2. La classification d'images par le contenu :

La classification d'image par le contenu fait référence à une technique de traitement d'images et de vision par ordinateur permettant de classer une image donnée dans une classe prédéfinie en se basant sur ses caractéristiques visuelles et sémantiques.

La classification d'image par le contenu repose sur l'extraction de descripteurs visuels à partir de l'image, tels que des caractéristiques basées sur la couleur, la texture, la forme, ou encore des caractéristiques plus avancées telles que des descripteurs extraits à partir de réseaux de neurones convolutifs (CNN). Ces descripteurs représentent les informations visuelles importantes contenues dans l'image. (A. Krizhevsky et al. 2012)

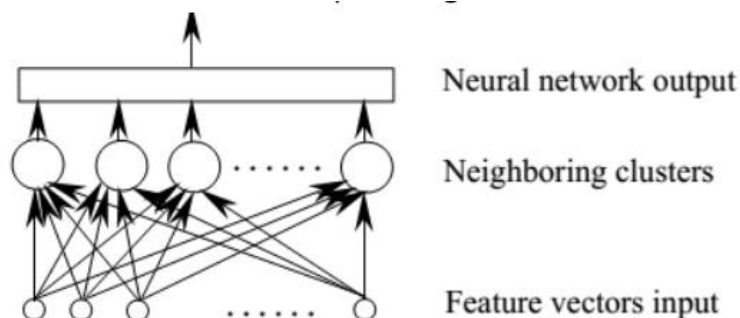


Figure 24- Structure d'un Réseau de neurones (Wang, Zhang, & Li, 2006)

Une fois que les descripteurs sont extraits, un modèle de classification est utilisé pour apprendre à associer ces descripteurs aux classes prédéfinies. Ce modèle peut être un algorithme d'apprentissage automatique tel que les machines à vecteurs de support (SVM) (figure25), les

## Chapitre IV : Applications de la comparaison d'image par le contenu

réseaux de neurones (**figure24**), les arbres de décision (**figure26**), ou d'autres méthodes de classification.

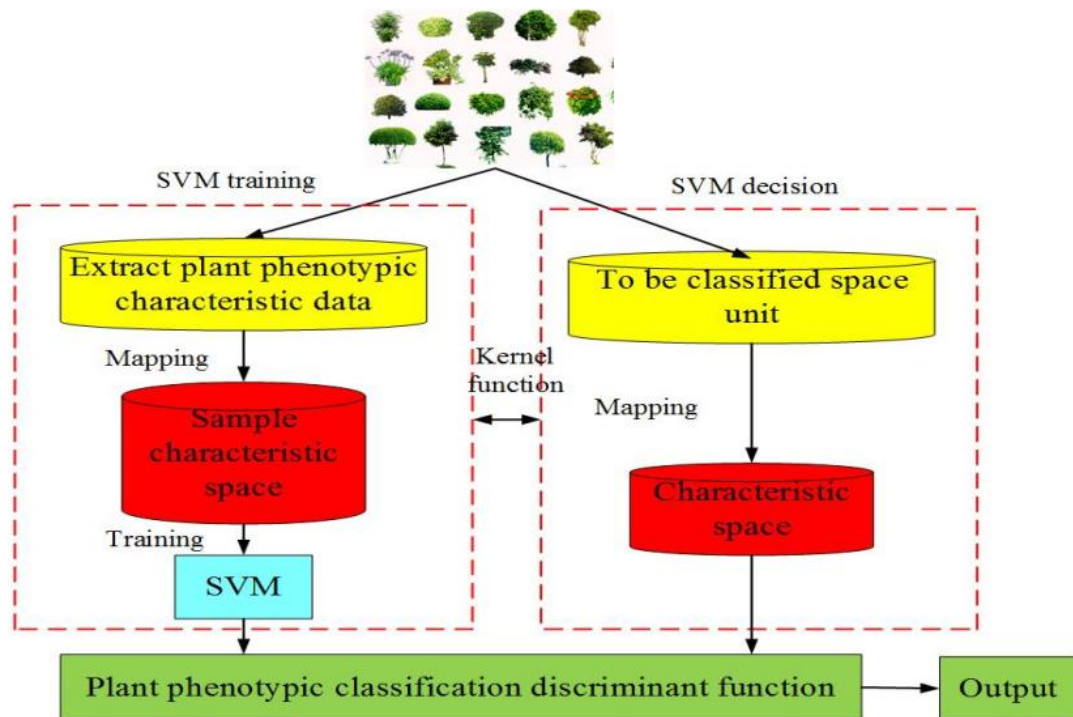


Figure 25 - Organigramme d'une application de classification de plantes basée sur SVM (XIONG, Jianbin, YU, Dezheng, LIU, Shuangyin, .2021)

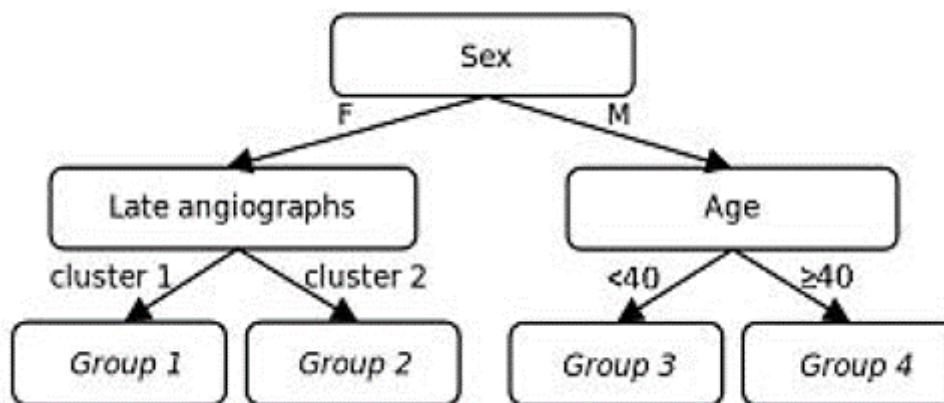


Figure 26 - Un exemple d'un arbre de décision (Quellec, Lamard, Bekri, Cazuguel, Roux, & Cochener, 2010)

Lorsqu'une nouvelle image est soumise à la classification, ses descripteurs sont extraits et utilisés comme entrée pour le modèle de classification, qui prédit ensuite la classe à laquelle l'image appartient. Par exemple, dans un système de classification d'images de fruits, les images d'oranges peuvent être classées dans la classe "orange", tandis que les images de pommes peuvent être classées dans la classe "pomme". (**Figure 27**)

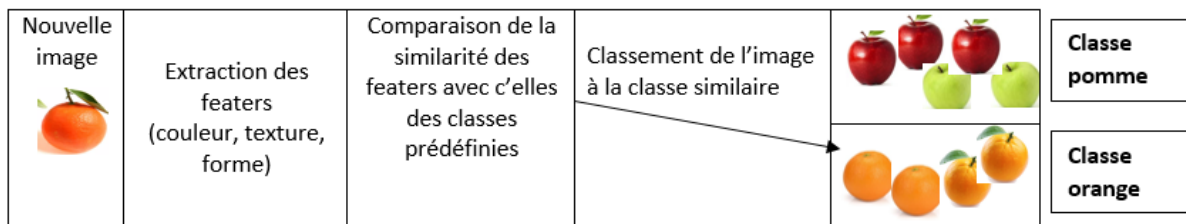


Figure 27- Exemple de classification des fruits entre l'orange et la pomme

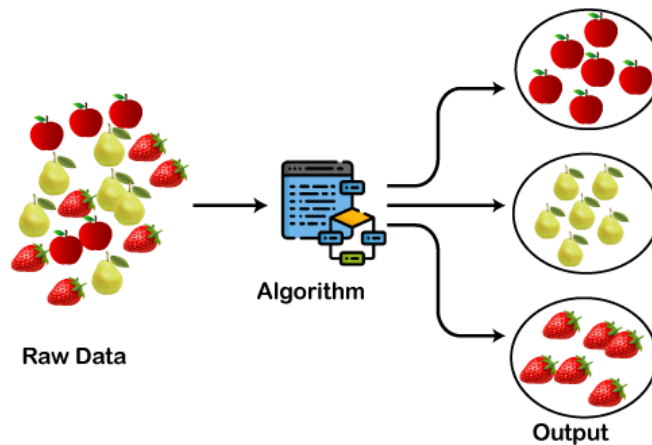
La classification d'image par le contenu est utilisée dans de nombreux domaines, tels que la recherche d'images, la reconnaissance d'objets, la surveillance vidéo, la catégorisation automatique d'images, etc. Elle permet d'automatiser le processus de classification d'images en exploitant les informations visuelles contenues dans les images elles-mêmes.

### 3. La Segmentation d'un ensemble d'images (clustering) :

La segmentation d'un ensemble d'images, également appelée clustering, est une technique d'apprentissage non supervisé ou automatique utilisée pour regrouper des images similaires en fonction de leurs caractéristiques visuelles. Cette méthode est utile pour l'analyse d'images en grande quantité, ainsi que pour la recherche et la classification d'images dans des bases de données volumineuses. Le clustering peut être utilisé dans une variété de domaines, tels que la médecine, la surveillance de la sécurité, la reconnaissance de formes, l'analyse de données et la vision par ordinateur. (Forestier, 2010)

#### 3.1. Processus de segmentation :

Le processus de segmentation commence par la collecte d'un ensemble d'images à regrouper. Ensuite, des algorithmes de clustering sont appliqués pour diviser les images en groupes ou en clusters en fonction de leurs caractéristiques visuelles communes, telles que les couleurs, les textures, les formes, etc. Les images qui ont des caractéristiques similaires sont regroupées dans le même cluster, tandis que les images qui ont des caractéristiques différentes sont regroupées dans des clusters différents.



**Figure 28 - Fonctionnement de l'algorithme de clustering. Les différents fruits sont divisés en plusieurs groupes aux propriétés similaires. <sup>1</sup>**

Il existe plusieurs algorithmes de clustering qui peuvent être utilisés pour segmenter des ensembles d'images. Les algorithmes les plus couramment utilisés sont le k-means, le hierarchical clustering et le DBSCAN. Ces algorithmes diffèrent dans leur approche de la segmentation et ont des avantages et des inconvénients différents en termes de performance et de précision. **(Hans-Peter K, Peer K, Jorg S and Arthur Z, 2011).**

### **3.2. Méthodes de segmentation (clustering) :**

Il existe plusieurs méthodes de segmentation d'images basées sur des algorithmes de clustering. Voici quelques-unes des méthodes les plus courantes :

#### **3.2.1.K-Means clustering :**

Le K-means clustering est l'un des algorithmes de clustering les plus populaires utilisés pour la segmentation d'images. Il est basé sur la division des données en k groupes de données similaires. Dans le contexte de l'imagerie, chaque pixel est considéré comme une donnée et les pixels similaires sont regroupés dans un même cluster. Cette méthode est simple, rapide et efficace, mais elle a tendance à être sensible aux points aberrants et à la taille des clusters. **(Figure29) (Y. Gao, Y. Zhang, and Y. Tian, 2011).**

---

<sup>1</sup> <https://www.datacamp.com/blog/clustering-in-machine-learning-5-essential-clustering-algorithms>, publié Aout 2022.

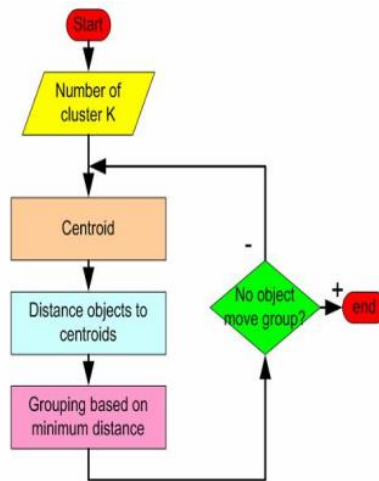


Figure 29- Organigramme de l'algorithme K-means (Mawloud Mosbah, 2017)

### 3.2.2. Clustering hiérarchique (hierarchical clustering) :

La méthode de clustering hiérarchique est basée sur une structure hiérarchique qui divise les données en sous-groupes de plus en plus petits (**figure30**). La méthode commence par considérer chaque point de données comme un cluster et les fusionne progressivement en clusters plus grands. Cette méthode est plus flexible que K-means clustering, car elle permet de trouver des clusters de différentes tailles et de forme complexe. (L. Zhang, Y. Zhang, and Q. Cheng, 2008).



Figure 30- Un exemple d'un dendrogramme (Mawloud Mosbah, 2017)

### 4. Détection d'anomalies :

La détection d'anomalies par comparaison d'images est une technique qui consiste à comparer une image inconnue (requête) à un ensemble d'images connues afin de détecter les différences ou les anomalies potentielles. Cette technique utilise des méthodes d'apprentissage automatique pour extraire les caractéristiques visuelles de chaque image et les comparer de manière quantitative. Les anomalies peuvent être des objets manquants, des objets nouveaux ou des modifications dans les propriétés des objets existants. Cette technique trouve des applications dans divers domaines tels que la sécurité, la détection de fraude, la surveillance, la médecine, la qualité de fabrication, etc. (M. Kiran Kumar, S. V. Rao, and D. V. Ramana Rao, 2019).

### 4.1. Méthodes de détection d'anomalies:

#### 4.1.1. Réseaux de neurones convolutifs (CNN):

Les réseaux de neurones convolutifs sont largement utilisés pour la détection des anomalies dans les images. Ces réseaux peuvent détecter les anomalies en apprenant les caractéristiques de base des images normales, puis en identifiant les images qui ne correspondent pas à ces caractéristiques. (Izhak Golan and Ran El-Yaniv, 2018).

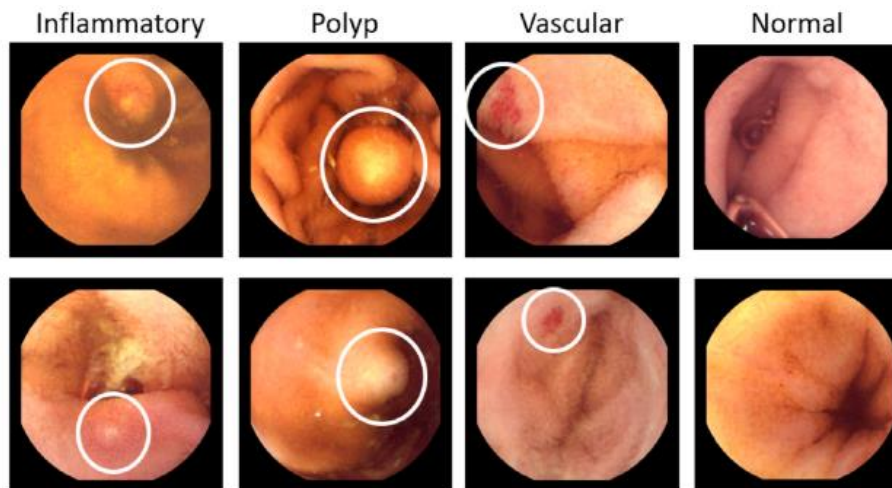


Figure 31 - Quelques échantillons d'images classés en quatre classes où les anomalies présentes dans la classe anormale sont localisées avec le cercle blanc utilisant CNN (Samir J, Ayan S.. 2021)

#### 4.1.2. Méthodes basées sur la reconstruction:

Ces méthodes reposent sur la reconstruction des images normales à partir des données d'apprentissage, puis sur la comparaison de la différence entre l'image reconstruite et l'image d'entrée pour détecter les anomalies. Les approches basées sur la reconstruction incluent des techniques telles que les machines de vecteurs de support de reconstruction (SVM) et l'autoencodeur.

Un autoencodeur est un type d'algorithme d'apprentissage automatique non supervisé qui utilise une architecture de réseau de neurones pour apprendre une représentation compressée (ou codage) d'un ensemble de données d'entrée.

Une application courante des autoencodeurs est la détection d'anomalies dans des images ou des vidéos. Par exemple, un autoencodeur peut être formé à reconstruire des images normales à partir d'une base de données d'images saines, puis utilisé pour détecter les images anormales qui ne peuvent pas être reconstruites correctement. (Amer, Mennatallah & Goldstein, Markus & Abdennadher, Slim. 2013), (Zhang, C., Li, S., Zhang, H., & Chen, Y. 2019)

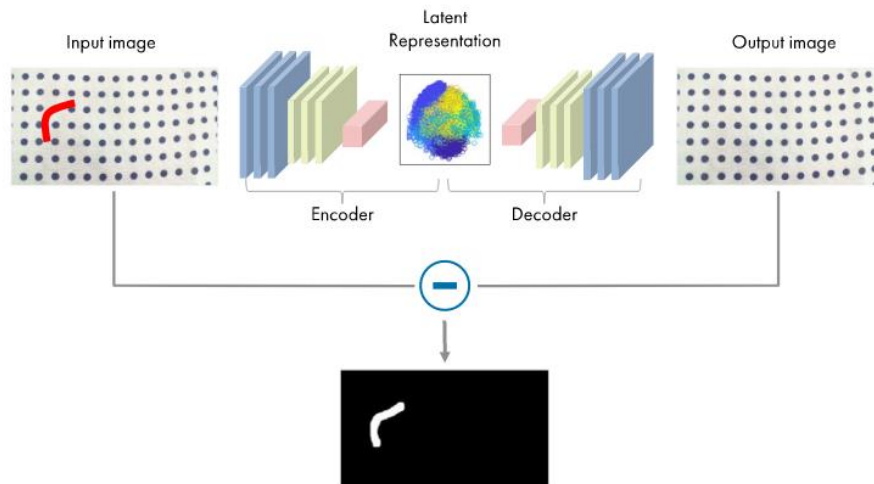


Figure 32- Détection d'anomalies basée sur l'image utilisant un autoencodeur<sup>1</sup>

### 4.1.3. Détection d'anomalies par classification d'images :

La détection d'anomalies par classification consiste à classer une image comme normale ou anormale en utilisant des algorithmes de classification d'images. Elle est souvent utilisée dans les applications de surveillance de la sécurité, telles que la détection d'intrusions dans les images de vidéosurveillance. (Chen, Y., Lin, Z., Zhao, X., Wang, G., & Gu, Y. 2014).

### 4.2. Exemple de détection d'anomalie par comparaison d'image dans le domaine médical :

Le processus de détection d'anomalies par comparaison d'images peut être résumé en plusieurs étapes : (Nora, I., & Samira, K. (2017).

1) Collecte des données : il est nécessaire de collecter un grand nombre d'images de référence pour entraîner le modèle et de collecter des images à analyser.

2) Prétraitement des données : les images sont souvent prétraitées pour éliminer le bruit et améliorer la qualité de l'image.

3) Extraction des caractéristiques : les caractéristiques clés de l'image sont extraites en utilisant des techniques d'extraction de caractéristiques telles que les descripteurs de texture, les histogrammes de couleur, etc.

4) Comparaison des images : les caractéristiques des images de référence sont comparées aux caractéristiques des images à analyser pour déterminer si elles présentent des anomalies.

5) Classification des anomalies : les anomalies sont ensuite classées en fonction de leur gravité et d'autres facteurs pour déterminer les actions à entreprendre.

<sup>1</sup> <https://www.mathworks.com/discovery/autoencoder.html>, publié en 2023.

## Chapitre IV : Applications de la comparaison d'image par le contenu

La détection d'anomalie par comparaison d'image est une méthode courante utilisée en médecine pour diagnostiquer diverses maladies. Un exemple commun de cette méthode est la mammographie, qui est une technique d'imagerie médicale utilisée pour détecter les anomalies dans les tissus mammaires.

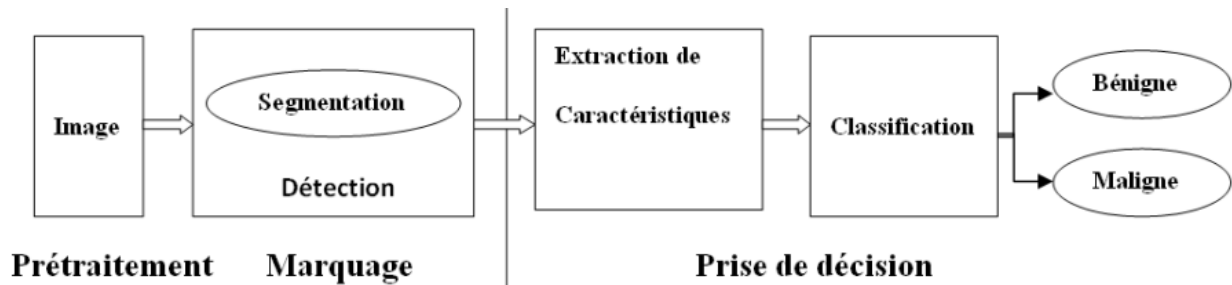


Figure 33- Schéma général d'une chaîne de détection de microcalcifications ou d'opacités en mammographie (Messalti, A. & Hemila, A. (2013))

Dans une mammographie, deux images de chaque sein sont prises à des angles différents. Les images sont ensuite comparées pour détecter les anomalies telles que les tumeurs ou les masses. Si une anomalie est détectée, des examens complémentaires peuvent être nécessaires pour déterminer si elle est cancéreuse ou non. (Tschuchnig, Maximilian Ernst and Michael Gadermayr. 2021)

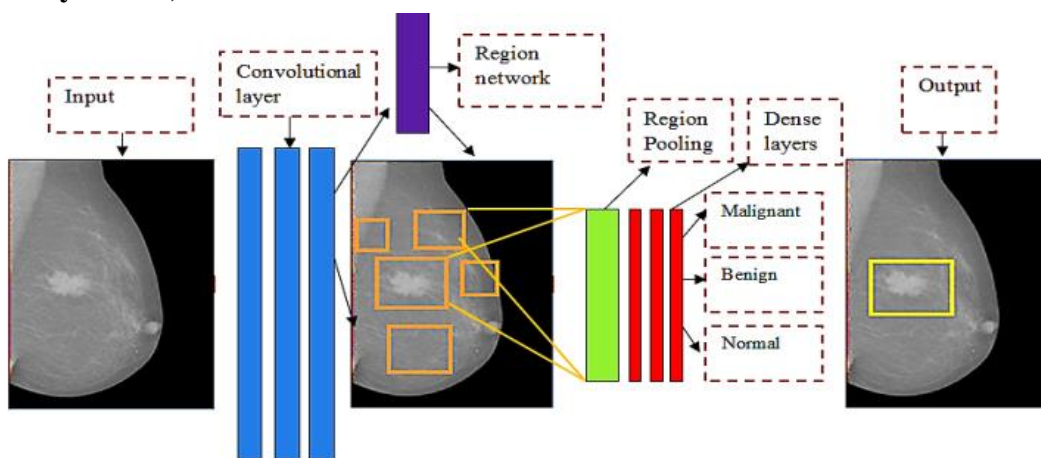


Figure 34 - Détection et classification du cancer du sein par apprentissage profond- Algorithme d'Adaboost Early Diagnosis (Zheng, Jing & Lin, Denan..2020)

La détection d'anomalies par comparaison d'image est également utilisée pour d'autres examens d'imagerie médicale, tels que les scanners et les IRM, pour détecter les anomalies dans divers organes tels que le cerveau, les poumons, le foie et les os. (Kul, S., Korkmaz, H. A. A., Cansu, A., Dinc, H., Ahmetoglu, A., Guven, S., & Imamoglu, M. 2012)

Parmi les meilleurs avantages de cette méthode est particulièrement utile pour diagnostiquer les maladies à un stade précoce, ce qui peut améliorer les chances de guérison et de traitement réussi. (Figure 34)

### 5. Biométrie basée image : (face, empreinte digital, iris)

La biométrie basée sur l'image est une technique de reconnaissance des individus qui utilise des caractéristiques physiques uniques des personnes, telles que la forme du visage, (JAIN, Anil K. et LI, Stan Z. 2011) les empreintes digitales (MALTONI, Davide, MAIO, Dario, JAIN, Anil K. 2009), les iris ou la rétine (Bowyer, K. W., & Burge, M. J. (Eds.) 2016) pour les identifier de manière fiable. Cette méthode repose sur l'analyse de modèles, de traits et de caractéristiques spécifiques de l'image capturée pour extraire les données biométriques.

La biométrie basée sur l'image est une technique courante dans les systèmes de sécurité, de surveillance, d'accès physique et de contrôle d'identité. Les algorithmes de reconnaissance d'images sont utilisés pour extraire des caractéristiques uniques de la personne à partir d'une image ou d'une vidéo et les comparer à une base de données de référence pour vérifier l'identité de la personne. (Wayman, J. L. 2001)

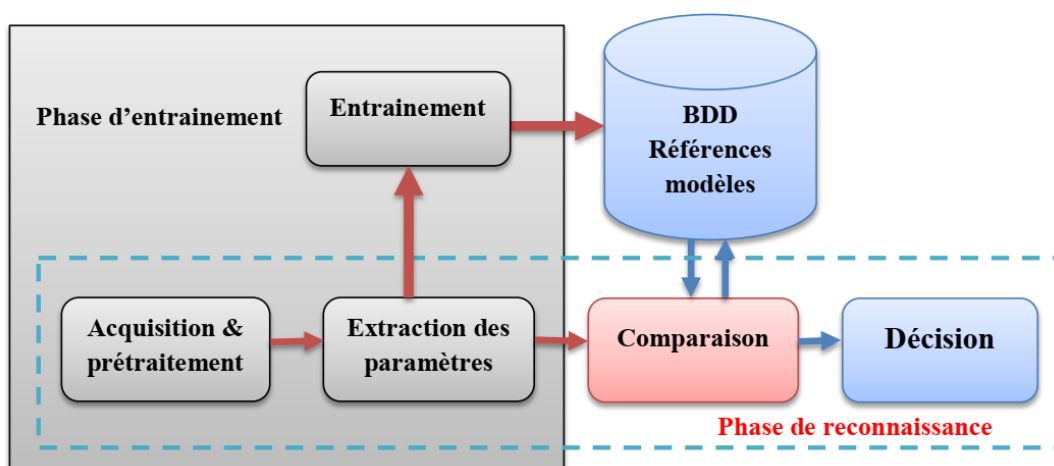


Figure 35- Schéma bloc d'un système de reconnaissance biométrique (Toufik, H. 2016)

### 5.1. La reconnaissance faciale (face recognition) :

La reconnaissance faciale, également connue sous le nom de reconnaissance faciale automatique (AFR) ou de reconnaissance faciale biométrique (**Figure 36**), est une technologie qui permet d'identifier ou de vérifier l'identité d'une personne en analysant et en comparant les caractéristiques uniques de son visage avec une base de données préexistante. Cette technologie utilise des algorithmes sophistiqués pour extraire et analyser des informations telles que la forme du visage, les proportions, les distances entre les yeux, le nez et la bouche, ainsi que d'autres caractéristiques distinctives pour effectuer des correspondances. (**KAOUTHAR, S. 2022**)

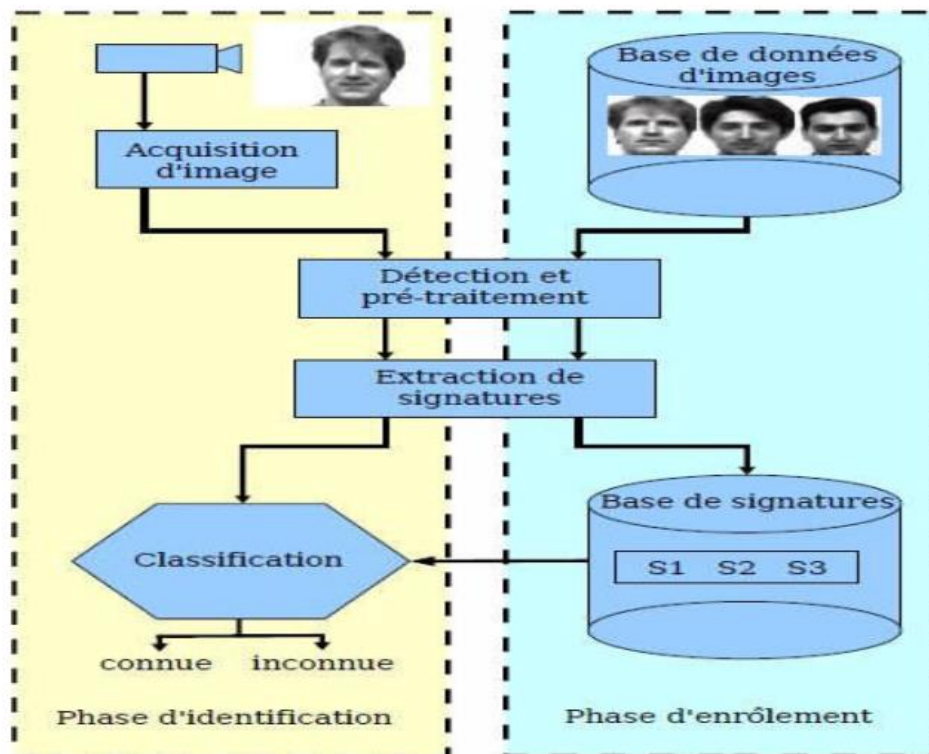


Figure 36- Schéma général de système de reconnaissance faciale. (Ahmed Chaari,2009)

Dans un système basé sur le visage, la photo d'une personne est prise volontairement ou involontairement. Un ensemble de caractéristiques, qui se veulent propres à chaque individu, sont extraites de la photo. Des exemples de ces caractéristiques comprennent des zones du visage telle que le tour du visage, la position des oreilles, les coins de la bouche, l'écartement des yeux et la taille de la bouche (**figure37**). D'autre part, les parties susceptibles d'être modifiées durant la vie de la personne, comme les zones occupées par des cheveux, sont évitées. Cette technique est capable de déjouer le port de lunettes, de barbe, de maquillage, etc. (**BOUTELLAA Elhocine, 2011**).

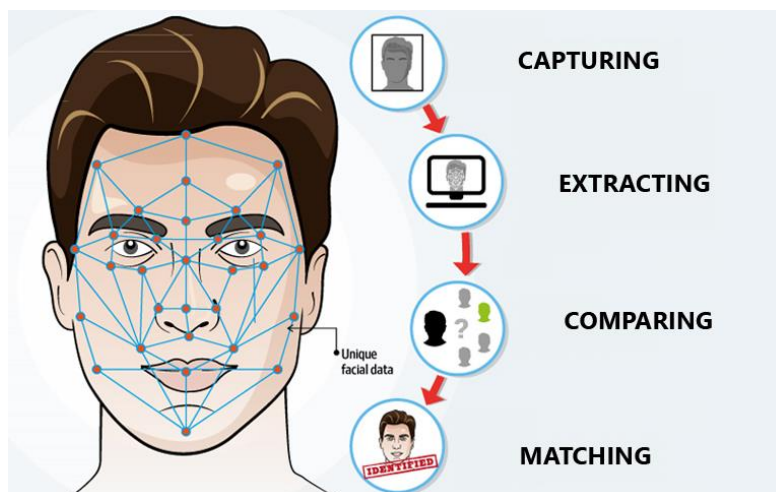


Figure 37 - Système de reconnaissance faciale biométrique<sup>1</sup>

Un système d'identification faciale performant doit donc être capable de: **(Jain, Anil & Ross, Arun & Prabhakar, Salil. 2004).**

- Détecter la présence d'un visage dans l'image acquise.
- Localiser un visage, s'il y en a un.
- Reconnaître un visage d'un point de vue quelconque.

La reconnaissance faciale est utilisée dans de nombreux domaines, tels que la sécurité, la gestion des identités, le contrôle d'accès physique, la surveillance, la recherche criminelle et même dans des applications plus ludiques telles que le déverrouillage des smartphones.

### 5.2. L'empreinte digitale :

L'empreinte digitale est la plus ancienne technique utilisée dans les systèmes biométriques. L'empreinte est constituée du point de contact du doigt avec le capteur. La technologie de capture des empreintes comprend, entre autres, les technologies optiques, capacitives. Dans l'acquisition optique, l'individu place son doigt sur un capteur éclairé et l'image de l'empreinte est prise par une caméra. **(Figure 38)**

<sup>1</sup> <https://www.starlinkindia.com/blog/biometrics-face-recognition/> publié le : 04/05/2019.



### Empreinte digitale

Figure 38 - Exemple d'une empreinte digitale avec le dispositif (BOUTELLAA Elhocine, 2011).

Une fois l'empreinte acquise, on en extrait les minuties qui sont des éléments caractéristiques composant l'empreinte. Ces minuties permettent une discrimination entre les personnes. En effet, des études montrent que deux personnes ne peuvent avoir plus de huit minuties en commun. Les minuties extraites seront comparées aux données extraites lors de l'entraînement du système, afin d'identifier ou d'authentifier l'individu. (Figure 39), (Figure 40).

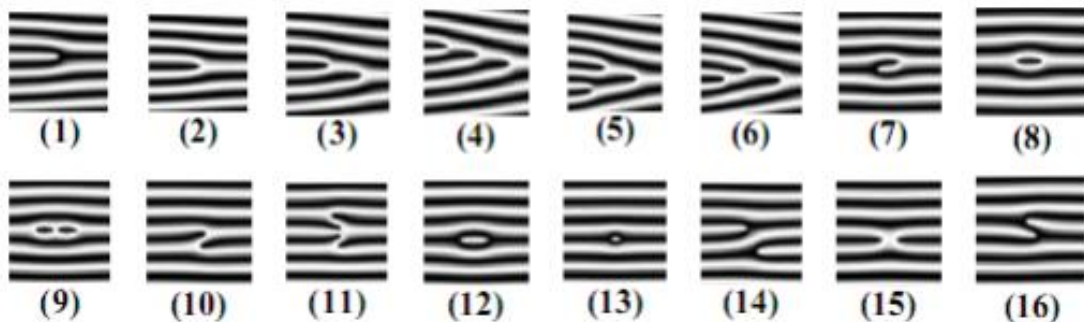


Figure 39- Les différents types de minuties (Toufik, H. 2016)

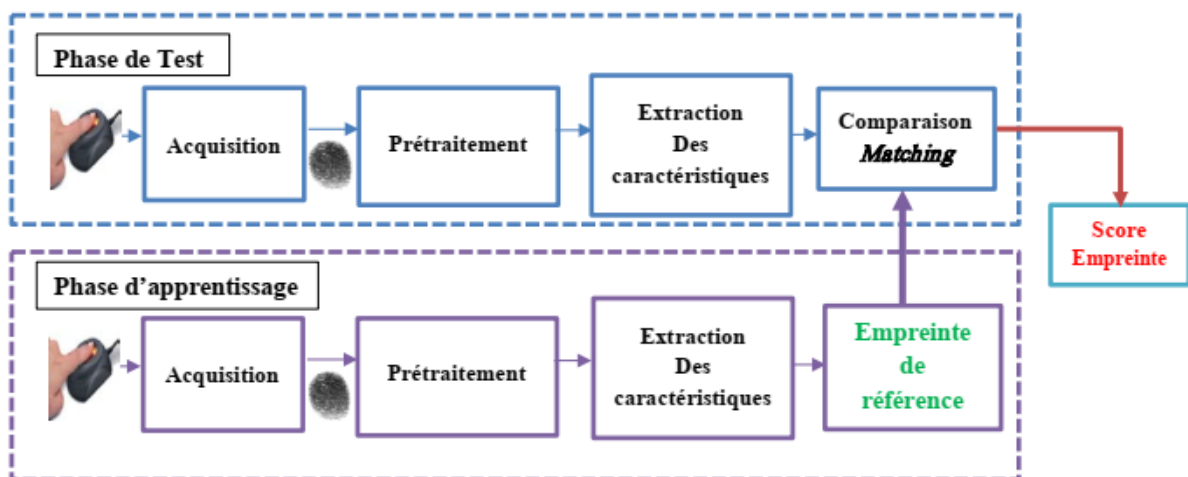


Figure 40- Architecture générale d'un système d'authentification d'empreintes digitales (Toufik, H. 2016)

L'empreinte digitale est actuellement couramment utilisée dans diverses applications quotidiennes, dont les cartes d'identité, passeports, permis de conduire, contrôles d'accès, etc. (BOUTELLAA Elhocine, 2011).

### 5.3. L'iris :

L'iris est un organe visible et coloré de l'œil situé entre la sclère (blanc de l'œil) et la pupille. L'étymologie de son nom, iris, qui, en grec ancien veut dire arc-en-ciel, vient du fait que les iris soient de couleurs très variées. Sa principale fonction est de moduler le diamètre de la pupille afin de contrôler la quantité de lumière qui parvient à la rétine. (figure41)

La biométrie de l'iris est une technologie de reconnaissance basée sur les caractéristiques uniques de l'iris. Elle repose sur la comparaison d'images d'iris capturées à l'aide d'un dispositif spécialisé, tel qu'une caméra infrarouge, avec des références enregistrées dans une base de données. L'iris présente des motifs complexes, tels que les stries, les taches et les couleurs, qui sont uniques à chaque individu. Ces caractéristiques uniques sont utilisées pour créer un modèle biométrique de l'iris, souvent représenté sous la forme d'un code mathématique ou d'une signature.



Figure 41- photo de l'iris de l'œil avec un capteur (Aldjia, M., & Lydia, S. H. M. 2012).

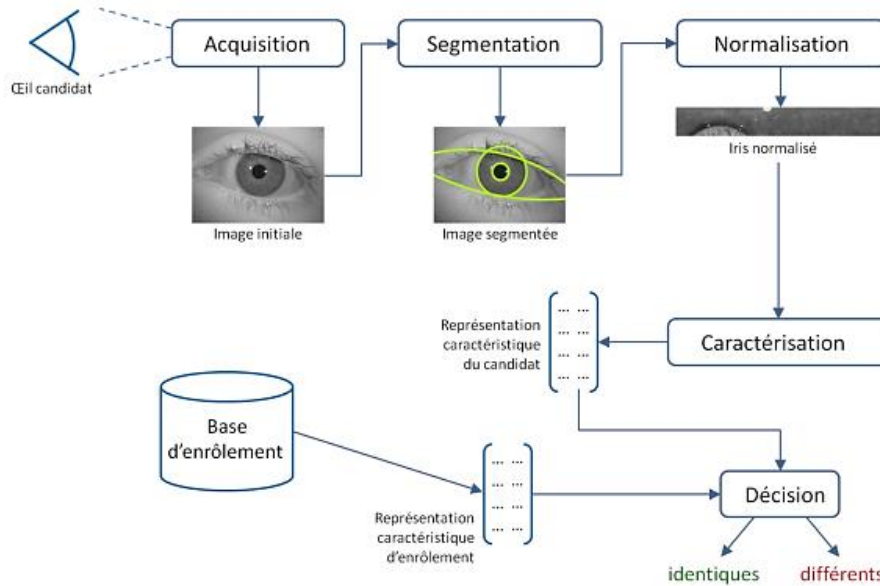
La biométrie par l'iris a la réputation d'être parmi les plus sûres. Selon les estimations de **Daugman**, la texture de l'iris possède une densité d'information très élevée, avec une entropie d'environ 3.2 bits/mm<sup>2</sup>. Cela implique que la probabilité que deux iris coïncident par hasard à plus de 75% est inférieure à un sur un milliard c'est-à-dire 10<sup>-15</sup> (**Daugman, 2001**). Cette probabilité infime reste inchangée même entre iris provenant de vrais jumeaux et entre iris gauche et droit d'une même personne.

En effet, elle est non intrusive car l'image est acquise à distance et sans contact. De plus, elle possède une signature de petite taille qui est difficile à pirater grâce à une vérification de la réactivité de la pupille (dilatation/contraction) face à une lumière d'intensité variable qui peut être conduite en parallèle avec l'acquisition. (**Hili, N. K. 2016**).

### Processus de reconnaissance par l'iris :

Cinq étapes principales constituent la chaîne de reconnaissance par l'iris, (**Figure 42**) :

1. Acquisition de l'image de l'iris,
2. Segmentation de la région de l'iris,
3. Normalisation des dimensions des données,
4. Analyse et représentation de la texture de l'iris,
5. Comparaison des représentations de l'iris ou matching



**Figure 42- Différentes étapes du processus de reconnaissance de l'iris basé image (Hili, N. K. 2016).**

Cette technologie est utilisée dans divers domaines, tels que la sécurité physique, le contrôle d'accès, l'identification des personnes, et même dans les systèmes de paiement biométriques. Elle offre une solution pratique et sûre pour l'authentification des individus en se basant sur une partie unique de leur anatomie oculaire.

Les avantages de la biométrie basée sur l'image incluent une grande précision, une rapidité d'identification, une facilité d'utilisation et une réduction des risques de fraude.

La biométrie basée sur l'image est de plus en plus utilisée dans les domaines de la sécurité et de l'identification, tels que la sécurité des aéroports, la gestion des frontières, l'accès aux installations sécurisées, la reconnaissance de visages pour les smartphones et les ordinateurs portables, et la surveillance de la circulation. Cependant, il y a des préoccupations quant à l'utilisation de cette technologie en termes de respect de la vie privée et de la sécurité des données.

### 6. La recherche d'images basée sur le contenu visuel (Content-Based Image Retrieval, CBIR)

CBIR a été défini par **Wang et al. (2001)** comme étant l'ensemble des techniques permettant de récupérer des images sémantiquement pertinentes à partir d'une base de données d'images en fonction des caractéristiques d'image automatiquement dérivées.

La recherche d'images basée sur le contenu visuel (Content-Based Image Retrieval, CBIR en anglais) est une méthode de recherche qui vise à trouver des images similaires en fonction de leurs caractéristiques visuelles. L'objectif est de permettre aux utilisateurs de rechercher des images en utilisant une requête visuelle plutôt qu'un texte descriptif.

#### 6.1. Fonctionnement principal :

La recherche d'images basée sur le contenu visuel consiste à extraire et à analyser les caractéristiques visuelles des images, telles que la couleur, la texture, la forme, la disposition spatiale des objets, etc. Ces caractéristiques sont ensuite utilisées pour mesurer la similarité entre les images et pour effectuer des recherches dans une base de données d'images en se concentrant sur leurs aspects visuels. (**Figure 43**)

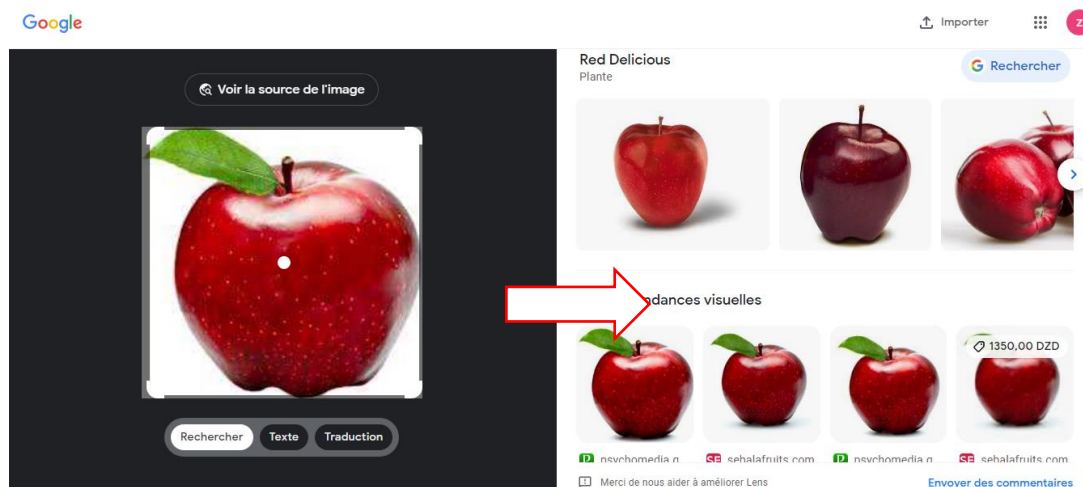


Figure 43- Exemple d'une recherche d'image par le contenu visuel sur google

#### 6.2. Applications :

La recherche d'images basée sur le contenu visuel a de nombreuses applications dans différents domaines. Voici quelques applications courantes de la CBIR :

1. La CBIR a été largement utilisée en imagerie médicale pour des tâches telles que le diagnostic, la classification des maladies et la planification des traitements. (**Müller, H., Michoux, N., Bandon, D., & Geissbuhler, A. 2004**)

## Chapitre IV : Applications de la comparaison d'image par le contenu

---

2. Art et patrimoine culturel : La CBIR a été utilisée dans les domaines de l'art et du patrimoine culturel pour faciliter la recherche d'œuvres d'art à partir d'images, la gestion des collections de musées et l'authentification des œuvres d'art. **(Joly, A., & Müller, H. 2010).**

3. Télédétection et systèmes d'information géographique (SIG) : La CBIR est utilisée dans les applications de télédétection et de SIG pour des tâches telles que la classification de l'occupation des sols, la détection des changements et la recherche d'informations à partir d'images. **(Arora, M. K., & Aggarwal, R. 2018).**

4. Mode et commerce électronique : la CBIR trouve des applications dans les secteurs de la mode et du commerce électronique, permettant aux utilisateurs de rechercher et de récupérer des images d'articles de mode similaires ou de recommander des produits visuellement similaires. **(A., Kovacs, B., Bell, S., McAuley, J., & Bala, K. 2018).**

5. Surveillance et sécurité : la CBIR est utilisée dans les systèmes de surveillance pour des tâches telles que la réidentification de personnes à partir d'images, la reconnaissance d'objets et la détection d'anomalies. **(Naeem, M. A., Rahman, A., & Anwar, S. M. 2019).**

### 7. Conclusion du chapitre :

Ce chapitre a exploré les différentes applications de la comparaison d'image par le contenu, notamment la classification, le clustering, la détection d'anomalies et la biométrie basée sur l'image, tels que la reconnaissance faciale, l'empreinte digitale et l'iris et enfin la recherche d'image par le contenu (CBIR). Elles offrent des solutions précieuses pour la recherche, la classification, l'analyse et l'identification des images dans des contextes variés.

Cependant, Les performances et la précision des méthodes de comparaison d'image par le contenu peuvent varier en fonction des caractéristiques des images, la comparaison d'image par le contenu offre un large éventail d'applications passionnantes, allant de la classification à la biométrie. Les recherches et les développements continus dans ce domaine permettront d'améliorer encore les performances, la précision et la fiabilité de ces applications, ouvrant ainsi de nouvelles opportunités pour l'exploitation et l'analyse des informations visuelles dans de nombreux domaines d'application.

# Chapitre V

## Recherche d'images par le contenu visuel CBIR

### 1. Introduction:

Nous avons vu dans le chapitre précédent des notions sur la recherche d'image par le contenu, dans ce chapitre nous allons voir le concept du CBIR et la structure générale ainsi que la base COREL 1k utilisée dans l'application.

### 2. Concept d'un CBIR :

Le concept clé de la recherche d'images basée sur le contenu est de représenter les images par des vecteurs de descripteurs visuels qui capturent les informations importantes de chaque image. Ces descripteurs visuels peuvent être extraits à partir de diverses techniques, telles que les histogrammes de couleur, les matrices de texture, les descripteurs de forme, les descripteurs basés sur des réseaux de neurones convolutifs (CNN), etc. La similarité entre les images est généralement mesurée à l'aide de mesures de similarité telles que la distance euclidienne, la distance de Chi carré, la similarité cosinus, etc.

Principalement, les systèmes CBIR sont constitués de deux étapes : Extraction des caractéristiques (feature extraction), et la comparaison (matching) (**Figure 44**). Cependant, un système CBIR peut intégrer d'autres étapes ou modules, par exemple une étape de prétraitement, ou encore un module de contrôle de pertinence (Relevance Feedback)... etc (**S.Bougueroua, 2017**)

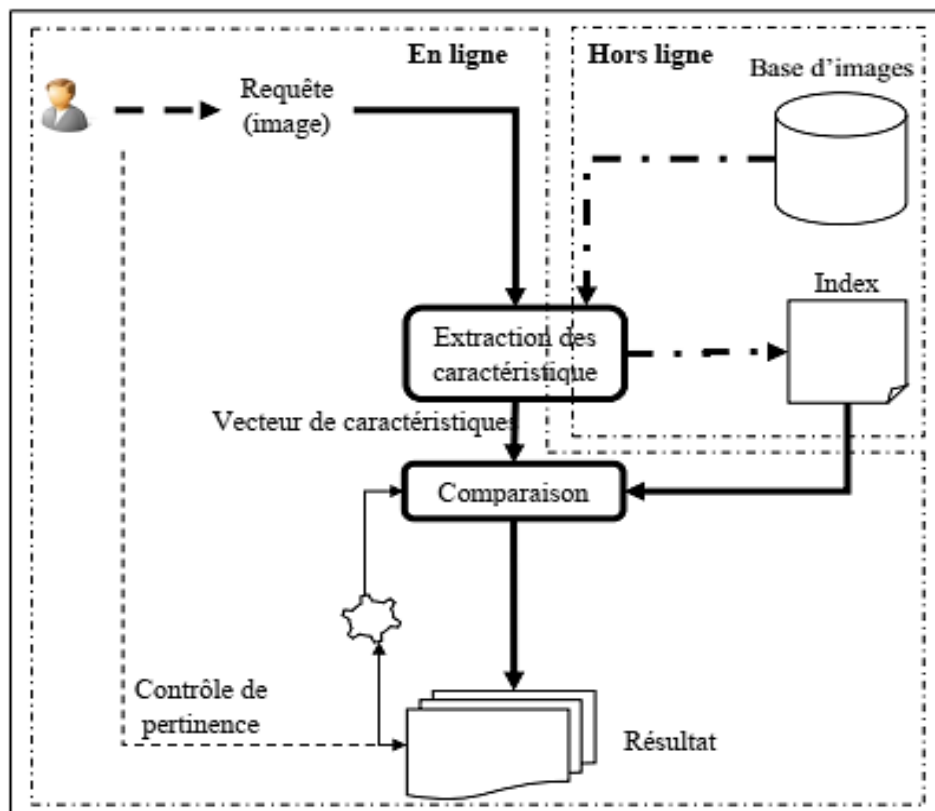


Figure 44- Schéma illustratif d'un système CBIR (S.Bougueroua, 2017)

### 2.1. Extraction des caractéristiques :

L'extraction des caractéristiques est le processus de transformation des images en un ensemble de caractéristiques numériques qui représentent le contenu visuel de l'image. Ces caractéristiques peuvent être basées sur différentes propriétés de l'image, telles que la couleur, la texture, la forme ou d'autres descripteurs visuels. L'objectif est de réduire la dimensionnalité des données tout en préservant les informations discriminantes pour la comparaison ultérieure.

Il existe plusieurs techniques d'extraction des caractéristiques couramment utilisées dans les systèmes CBIR, notamment : (**Smeulders et al., 2000**)

- Les histogrammes de couleur : ils capturent la distribution des couleurs dans une image en représentant l'occurrence des différentes valeurs de couleur dans un histogramme.
- Les descripteurs de texture : ils capturent des informations sur les motifs de texture présents dans une image, tels que la rugosité, la régularité ou la direction.
- Les descripteurs de forme : ils capturent des informations sur la forme globale ou les contours d'objets présents dans une image, tels que les moments géométriques ou les descripteurs basés sur les contours.
- Ces techniques peuvent être utilisées individuellement ou combinées pour extraire des caractéristiques plus riches et complexes à partir des images. Des algorithmes d'apprentissage automatique, tels que les réseaux de neurones convolutifs (CNN), sont également souvent utilisés pour extraire automatiquement des caractéristiques discriminantes à partir des images.

### 2.2. Comparaison :

Une fois que les caractéristiques ont été extraites pour une image de requête, la comparaison consiste à trouver les images similaires dans la base de données en utilisant une mesure de similarité ou de distance appropriée. La mesure de similarité est calculée entre les caractéristiques de l'image de requête et celles de chaque image de la base de données.

Différentes mesures de similarité peuvent être utilisées en fonction des caractéristiques extraites et des besoins spécifiques du système. Par exemple, la distance euclidienne ou la distance de Manhattan peuvent être utilisées pour les caractéristiques basées sur les histogrammes ou les descripteurs de texture. Pour les caractéristiques extraites à l'aide de réseaux de neurones convolutifs, des mesures de similarité basées sur les distances cosinus ou les produits scalaires peuvent être utilisées.

Une fois que les mesures de similarité ont été calculées pour toutes les images de la base de données, les images les plus similaires à la requête peuvent être classées et renvoyées à l'utilisateur. (Li, W. J., Ma, W. Y., & Zhang, H. J. 2001).

### 3. Les bases de données d'images couramment utilisées pour la comparaison d'images :

#### 3.1. La base de données COREL-1000 :

La base de données COREL-1000, également connue sous le nom de COREL-1K ou COREL-1000 (Wang), est un ensemble de données largement utilisé dans le domaine de la vision par ordinateur et de l'apprentissage automatique. Elle a été créée par **Jinhui Wang** et ses collègues de l'Université de la Colombie-Britannique en 2001.

La base de données COREL-1000 est composée de 1000 images couleur haute résolution provenant de 10 catégories différentes, avec 100 images par catégorie. Les catégories comprennent des objets naturels tels que des montagnes, des arbres, des fleurs, des animaux, ainsi que des objets fabriqués par l'homme comme des bâtiments, des voitures, des avions, etc.

L'objectif de cette base de données est de fournir un ensemble de données de référence pour l'évaluation et le développement de diverses techniques d'analyse et de traitement d'images. Elle a été utilisée dans de nombreuses études et travaux de recherche pour des tâches telles que la classification d'images, la reconnaissance d'objets, la segmentation d'images, etc. (**Jinhui W, 2001**).

Chaque image de la base de données COREL-1000 est fournie avec des métadonnées, y compris le nom de la catégorie à laquelle elle appartient, ce qui permet de l'utiliser pour l'apprentissage supervisé. Les images sont généralement divisées en ensembles d'apprentissage et de test pour évaluer les performances des algorithmes de vision par ordinateur. (**figure 45**)

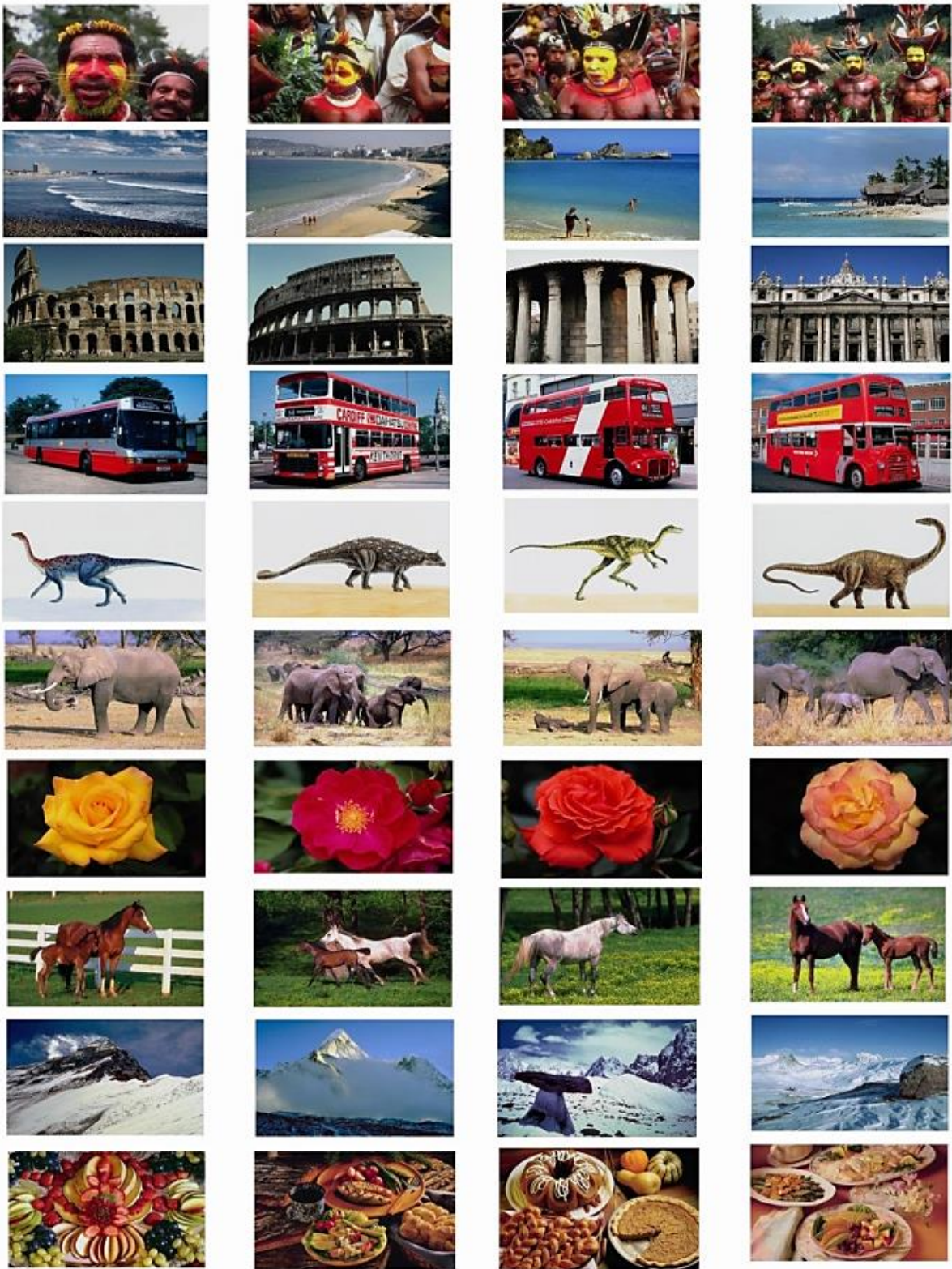


Figure 45- Exemple de base de données d'images WANG (Singha, Manimala & Hemachandran, K. 2012).

### 3.2. La base de données ImageNet :

ImageNet est une base de données d'images volumineuse et diversifiée qui a joué un rôle crucial dans l'avancement de la vision par ordinateur et de l'apprentissage automatique. Elle a été créée par Fei-Fei Li et son équipe à l'Université de Stanford en 2009. ImageNet contient des millions d'images annotées, réparties en plus de 20 000 catégories.

L'objectif principal d'ImageNet est de fournir un ensemble de données permettant d'évaluer et d'améliorer les performances des algorithmes de reconnaissance d'objets. La base de données couvre une grande variété de concepts et d'objets, allant des animaux et des plantes aux objets du quotidien, aux scènes naturelles et aux constructions architecturales.

Chaque catégorie dans ImageNet est représentée par un ensemble d'images. La base de données comprend également un ensemble de validation et un ensemble de test, utilisés pour évaluer les performances des modèles de reconnaissance d'objets. (J. Deng, W. Dong, R. Socher, L.-J. Li, K. Li, and L. Fei-Fei, 2009).

Site officiel d'ImageNet : <http://www.image-net.org/>

Le site officiel d'ImageNet fournit des informations détaillées sur la base de données, son organisation, ses défis et ses utilisations.

ImageNet a joué un rôle majeur dans l'avancement de la recherche en vision par ordinateur, en fournissant une ressource riche en données pour l'entraînement et l'évaluation des modèles de reconnaissance d'objets. De nombreux modèles à succès, tels que les réseaux de neurones convolutifs (CNN) profonds, ont été développés et évalués sur ImageNet.

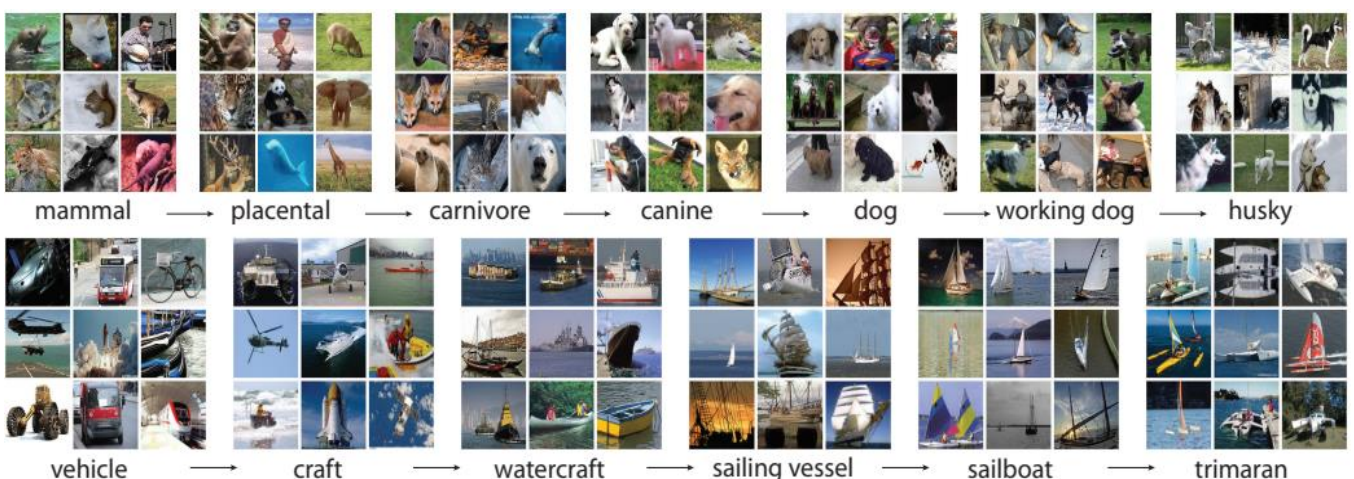


Figure 46- Capture de deux branches de la racine à la feuille d'ImageNet :  
la rangée du haut provient du sous-arbre des mammifères ;  
la rangée du bas est de la sous-arborescence des véhicules.

Pour chaque synset, 9 images échantillonnées au hasard sont présentées (J. Deng, W. Dong, R. Socher, L.-J. Li, K. Li, and L. Fei-Fei, 2009)

### 3.3. La base de données MNIST :

MNIST, abréviation de Modified National Institute of Standards and Technology, est une base de données d'images largement utilisée dans le domaine de la reconnaissance de caractères manuscrits. Elle a été créée par Yann Le Cun, Corinna Cortes et Christopher J.C. Burges, et est souvent utilisée comme point de départ pour les tâches de classification d'images.

La base de données MNIST comprend un ensemble d'apprentissage de 60 000 images et un ensemble de test de 10 000 images. Chaque image est en niveaux de gris et a une taille de 28x28 pixels. Les chiffres manuscrits allant de 0 à 9 sont représentés dans cette base de données. Chaque image est associée à une étiquette correspondante indiquant le chiffre qu'elle représente.

MNIST a été introduit pour la première fois en 1998 et a depuis été largement utilisé comme benchmark pour évaluer les algorithmes de classification d'images. Il est souvent utilisé pour évaluer les performances des réseaux de neurones artificiels, en particulier pour les architectures de réseaux de neurones convolutifs (CNN). (**Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, 1998**).

Site officiel de MNIST : <http://yann.lecun.com/exdb/mnist/>

De nombreux frameworks et bibliothèques d'apprentissage automatique, tels que TensorFlow, PyTorch et scikit-learn, fournissent des utilitaires pour charger et utiliser facilement la base de données MNIST dans vos projets.



Figure 47- Sample images of MNIST data (Liu, Cheng-Lin & Nakashima, Kazuki & Sako, Hiroshi & Fujisawa, Hiromichi. 2003)

### 4. Conclusion du chapitre :

La recherche d'image par le contenu est une approche prometteuse pour l'exploration et la récupération d'informations visuelles dans de vastes collections d'images. Ce chapitre a examiné les principes fondamentaux, les techniques et les différents domaines d'applications de cette méthode.

En conclusion, la recherche d'image par le contenu offre un potentiel énorme pour l'exploitation et l'organisation des collections d'images. Avec des recherches et des développements continus, il est probable que de nouvelles avancées permettront d'améliorer davantage les performances et les capacités de cette méthode, ouvrant ainsi la voie à de nouvelles applications et opportunités passionnantes dans le domaine de la vision par ordinateur et au-delà.

## Conclusion générale

---

### Conclusion générale :

A travers cette étude, nous avons pu établir que la comparaison d'images par le contenu visuel offre une méthode puissante pour organiser, rechercher et récupérer des images en se basant sur leurs caractéristiques visuelles plutôt que sur des métadonnées ou des étiquettes manuelles. Ces approches exploitent les informations inhérentes aux images telles que la couleur, la texture, la forme et d'autres attributs visuels pour trouver des correspondances et des similarités entre les images. Cette approche permet aussi d'autres applications très intéressantes : classification d'images, clustering d'ensembles d'images, détection d'anomalies dans les images, biométrie basée images et la recherche d'images par le contenu visuel.

Les avantages de la comparaison d'images par le contenu visuel résident dans sa capacité à traiter de grandes collections d'images de manière automatisée et à fournir des résultats basés sur des caractéristiques visuelles objectives. Cela réduit la dépendance aux annotations manuelles, qui peuvent être subjectives, coûteuses à réaliser.

Cependant, il convient de noter que malgré les avancées significatives dans le domaine de la comparaison d'images par le contenu visuel, il reste encore des défis à relever. La recherche d'une représentation visuelle efficace, la gestion de la dimensionnalité des données, la prise en compte de la sémantique et de la diversité des images sont quelques-uns des aspects à considérer.

En fin, la comparaison d'images par le contenu visuel continue d'être un domaine de recherche actif et passionnant, offrant des possibilités d'amélioration continue des méthodes de recherche d'images et de leur intégration dans des applications pratiques.

# Références bibliographiques

### Références bibliographiques:

1. **A. K. Jain, L. Hong, S. Pankanti, 2000**, « Biometrics : Promising Frontiers for Emerging Identification Market », Communications of the ACM, pp. 91-98, February 2000.
2. **A. Krizhevsky et al. 2012** "ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks", the proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems (Lake Tahoe, NV, Dec.2012), 1097–1105.
3. **A., Kovacs, B., Bell, S., McAuley, J., & Bala, K. (2018)**. Learning visual clothing style with heterogeneous dyadic co-occurrences. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 40(4), 806-819.
4. **A.Ramesh Kumar, D.Saravanan, 2013**, ‘Content Based Image Retrieval Using Color, Histogram’, International Journal of Computer Science and Information Technologies, Vol. 4 (2) , 2013, 242 – 245, 2013.
5. **Ahmed Chaari** "Reconnaissance de visage par réseaux d’ondelettes de Gabor", these doctorat, Université Lille1, 08 decembre 2009.
6. **Ahonen, T., Hadid, A., & Pietikäinen, M. 2006**, ‘Face recognition with local binary patterns’. In **Ojala** European conference on computer vision (pp. 469-481). Springer, Berlin, Heidelberg.
7. **ALDJIA, Messaili et LYDIA, Si Hadj Mohand. 2012** Conception et réalisation d'un système automatique de reconnaissance faciale. 2012. Thèse de doctorat. Université Mouloud Mammeri.
8. **Al-Hamami, A., & Hisham, A.-R. (2010)**. Improving the Effectiveness of the Color Coherence Vector. The International Arab Journal of Information Technology , Vol. 7, No. 3, 324-332.
9. **Amer, Mennatallah & Goldstein, Markus & Abdennadher, Slim. 2013**. Enhancing one-class Support Vector Machines for unsupervised anomaly detection. Proceedings of the ACM SIGKDD Workshop on Outlier Detection and Description, ODD 2013. p8-15.
10. **Aneta Górnjak, Ewa Skubalska-Rafajłowicz**. Object Classification Using Sequences of Zernike Moments. 16th IFIP International Conference on Computer Information Systems and Industrial Management (CISIM), Jun 2017.
11. **Arora, M. K., & Aggarwal, R. (2018)**. Content-based image retrieval techniques: a survey. International Journal of Computer Vision and Image Processing (IJCVIP), 8(4), 56-80.
12. **BEDOUHENE Saïda, Auto.2011**. ‘Recherche d’images par le contenu’. Mémoire de magistère en automatique. Université Mouloud Mammeri, TIZI-OUZOU, 2011. p49.

## Références bibliographiques

---

13. **Berradj Karima et Diaf Dihia, 2018**, recherche d'image par le contenu, master en informatique, université Mouloud Mammeri De Tizi-Ouzou, automatique et système, 2018.
14. **Blum, A. and Langley, P. (1997)**. Selection of relevant features and examples in machine learning. In Artificial Intelligence. (cf. 30.)
15. **Salah Bougueroua, 2017**, Apport de la texture à la caractérisation d'images : Application à la recherche de l'image par le contenu visuel (CBIR), Doctorat en informatique, université 20 Aout 1955 – Skikda.
16. **BOUTELLAA Elhocine, 2011**, « Système biométrique de verification de signatures manuscrites en ligne », Ecole nationale Supérieure d'Informatique (E•S.1).
17. **Bowyer, K. W., & Burge, M. J. (Eds.). (2016)**. Handbook of iris recognition. Springer London. 2016.
18. **Carey Bunks, 2000**, 'Grokking the GIMP: Advanced Techniques for Working With Digital Images', New Riders, 2000.
19. **Carpentier, Mathieu & Giguère, Philippe & Gaudreault, Jonathan. (2018)**. Tree Species Identification from Bark Images Using Convolutional Neural Networks.
20. **Charles Poynton, 1995**, 'Frequently Asked Questions about Color', 1995.
21. **Charu C. Aggarwal et Chandan K. Reddy, 2013** : DATA CLUSTERING Algorithms and Applications Chapman & Hall/CRC Data Mining and Knowledge Discovery Series, p340-353, 2013.
22. **Chen, X., & Zhou, Y. 2013**. "Comparison of similarity coefficients for clustering metagenomic reads using subdue". International Journal of Data Mining and Bioinformatics, 7(1): 51-65.
23. **Chen, Y., Lin, Z., Zhao, X., Wang, G., & Gu, Y. (2014)**. Deep learning-based classification of hyperspectral data. IEEE Journal of Selected topics in applied earth observations and remote sensing, 7(6), 2094-2107.
24. **Ching-Hung Su, Huang-Sen Chiu and Tsai-Ming Hsieh, 2011**, 'An efficient image retrieval based on HSV color space', 2011, International Conference on Electrical and Control Engineering.
25. **Cortes, C. and Vapnik, V. (1995)**. Support-vector networks. Machine learning, 20(3): 273–297. (cf. 30, 34, and 80.)
26. **D. C. Castro, C. E. Thomaz, R. M. de Souza, and A. L. Koerich. 2013** "Mixed feature sets for medical image classification using support vector machines." In Proceedings of the 28th Annual ACM Symposium on Applied Computing, pp. 1474-1479, 2013.

## Références bibliographiques

---

27. **D. ZHANG, G. LU, 2005.** ‘Study and evaluation of different Fourier methods for image retrieval’, *Image Vision Computing*, vol. 23, 2005.
28. **Data science, 2023,**<https://datascience.eu/fr/mathematiques-etstatistiques/introduction-detection-des-anomalies/>, [Accès Avril 2023].
29. **Daubechies, I. 1990,** The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis. *IEEE transactions on Information theory*, Vol. 36, pp. 961-1005, 1990.
30. **Daugman, J. (2001).** Iris recognition: The colored part of the eye contains delicate patterns that vary randomly from person to person, offering a powerful means of identification. *American scientist*, 89(4), 326-333.
31. **DJEFFAL, Abdelhamid. 2012,** Utilisation des méthodes Support Vector Machine (SVM) dans l’analyse des bases de données. Diss. Université Mohamed Khider-Biskra, 2012.
32. **Due Trier, Due Trier, O., Jain, A., and Taxt, T. 1996.** Feature extraction methods for character recognition-a survey. *Pattern recognition*, 29(4) :641–662. (cf. 16, 17, and 18.)
33. **Flom, L., & Safir, A, 2009,** ‘Iris recognition: A new biometric methodology’, *Significance*, 6(3), p128-131.
34. **G. Zhao, M. Pietikainen, and X. Zhao, 2011,** "Rotation invariant texture classification using LBP variance (LBPV) with global matching." *Pattern Recognition*, vol. 44, no. 10-11, pp. 2939-2946, 2011.
35. **Gabor, D. 1946,** Theory of communication. *Journal of the Institution of Electrical Engineers-Part III: Radio and Communication Engineering*, 93(26), 429-441.
36. **GOUMEZIANE hayet, LARIBI Djamila, 2018,** ‘Reconnaissance de visage basé sur L'opérateur binaire Local(LBP) et ses variantes’, Master académique en informatique, universite mouloud mammeri de tizi-ouzou, 2018.
37. **Greg Pass, Ramin Zabih, Justin Miller, 1997.** ‘Comparing Images Using Color Coherence Vectors’, *Proceedings of the fourth ACM international conference on Multimedia*, p65-73.
38. **H. Liu, Y. Huang, and D. Tao. 2016** "Multi-scale deep features for salient object detection." In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 372-380, 2016.
39. **Hanifi Majdoulayne, 2009,** ‘Extraction de caractéristiques de texture pour la classification d’images satellites’, doctorat de l’université de Toulouse, 2009.
40. **Haralick et al., 1973 :R.M. Haralick,K. Shanmugam, I. Dinstein,** « Textural Features for Image Classification », *Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, IEEE, vol. 3, no.6, pp610-621, 1973.

## Références bibliographiques

---

41. **Hastie, T., Tibshirani, R., and Friedman, J. H. 2001.** The Elements of Statistical Learning. Springer Verlag. (cf. 29, 30, 34, 36, 48, 55, and 106.)
42. **He, L., Huang, D., & Blanz, V. 2011.** Multi-scale local binary pattern histograms for face recognition. In Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2011 IEEE Conference on (pp. 2973-2980). IEEE.
43. **Heikkilä, M., Pietikäinen, M., & Schmid, C, 2009,** ‘Description of interest regions with local binary patterns’, Pattern Recognition, 42(3), 425-436.
44. **Hili, N. K. (2016).** *Biométrie multimodale basée sur l’iris et le visage* (Doctoral dissertation, Université Paris-Saclay; Université de Tunis El Manar).
45. **HILI, Nefissa Khiari.** Biométrie multimodale basée sur l’iris et le visage. 2016. Thèse de doctorat. Université Paris-Saclay; Université de Tunis El Manar.
46. **Hitam, Muhammad & Bakar, Suraya & Yussof, Wan. (2014).** Content-Based Image Retrieval Using Zernike Moments for Binary and Grayscale Images. 10.15579/gcsr.voll.ch12.
47. **Huang, Y., Liu, S., & Tang, X. (2010).** Salient region detection by UFO: Uniqueness, focusness and objectness. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 745-752.
48. **Izhak Golan and Ran El-Yaniv, 2018,** Deep Anomaly Detection Using Geometric Transformations, Computer Science, Machine Learning, arXiv:1805.10917, 2018.
49. **J. Deng, W. Dong, R. Socher, L.-J. Li, K. Li, and L. Fei-Fei.** "Imagenet: A large-scale hierarchical image database." Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2009.
50. **J. Lettvin, H. Maturana, W. McCulloch, et W. Pitts.** What the frog’s eye tells the frog’s brain. Proceedings of the Institute of Radio Engineers, 47(11) :1940–1951, Nov 1959.
51. **Jain, A. K, Ross, A, & Nandakumar, K, 2016).** ‘Introduction to biometrics Springer’.
52. **Jain, Anil & Ross, Arun & Prabhakar, Salil. (2004).** An Introduction to Biometric Recognition. Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on.
53. **JAIN, Anil K. et LI, Stan Z.** Handbook of face recognition. New York : springer, 2011.
54. **James Z. Chang and John C. Dalrymple, 2001,** ‘Modeling a CMYK Printer as an RGB Printer’, Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering 4663.
55. **Jean-Pierre CRETTEZ et Jon Yngve HARDEBERG, 1999,** analyse colorimétrique des peintures, TECHNE, Centre de recherche et de restauration des musées de France, pp 52-60, no 9-10, 1999.
56. **Jinhui Wang, Gang Zeng, Jianping Li, and Zhengyou Zhang 2001,** ‘The Corel-1000 dataset’ 2001.

## Références bibliographiques

---

- 57. Joly, A., & Buisson, O. (2008).** Randomized clustering forests for image and video segmentation. *International Journal of Computer Vision*, 80(2), 153-171.
- 58. Joly, A., & Müller, H. (2010).** Image retrieval: ideas, influences, and trends of the new age. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 42(2), 5.
- 59. K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun. 2016** "Deep residual learning for image recognition." In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 770-778, 2016.
- 60. K. Simonyan and A. Zisserman. 2014** "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition." *arXiv preprint arXiv:1409.1556*, 2014.
- 61. KAOUTHAR, S. 2022** Reconnaissance Facial dans une séquence d'images, Master en informatique, université de Biskra
- 62. Kul, S., Korkmaz, H. A. A., Cansu, A., Dinc, H., Ahmetoglu, A., Guven, S., & Imamoglu, M. (2012).** Contribution of MRI to ultrasound in the diagnosis of fetal anomalies. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 35(4), 882-890.
- 63. L. Pibre M. Chaumont D. Ienco J. Pasquet, 2018.** ' Étude des réseaux de neurones sur la stéganalyse'. CORESA: compression et représentation des signaux audiovisuels, May 2016, Nancy, France.
- 64. L. Zhang, Y. Zhang, and Q. Cheng, 2008** "Hierarchical image segmentation using active contours," *Pattern Recognition Letters*, vol. 29, no. 7, pp. 937–945, May 2008.
- 65. LAIB, HAMZA, and AYOUB BENSCHIER, 2020,** *'Indexation Et Recherche D'image Fixe Basé Sur Le Contenu'*. Diss. University of Jijel, 2020.
- 66. Lars Hertel and Erhardt Barth and Thomas Käster and Thomas Martinetz 2017,** "Deep Convolutional Neural Networks as Generic Feature Extractors", *arXiv, Computer Science, Computer Vision and Pattern Recognition*.2017
- 67. Li, W. J., Ma, W. Y., & Zhang, H. J. (2001).** A Neighboring Region-Based Approach to Image Retrieval. *ACM Multimedia*, 165-174.
- 68. Li, W., & Zhang, D. (2007).** Interactive image segmentation by maximal similarity based region merging. *Pattern Recognition*, 40(3), 858-870.
- 69. Liu, C., Chen, X., & Yang, J, 2019,** Learning deep features for face recognition based on multi-view facial images. *IEEE Transactions on Image Processing*, 28(2), pp 966-979.
- 70. Liu, Cheng-Lin & Nakashima, Kazuki & Sako, Hiroshi & Fujisawa, Hiromichi. (2003).** Handwritten digit recognition: Benchmarking of state-of-the-art techniques. *Pattern Recognition*.

## Références bibliographiques

---

- 71. Lotfi HOUAM, 2013,** 'Contribution à l'analyse de textures de radiographies osseuses pour le diagnostic précoce de l'ostéoporose', thèse Doctorat en automatique et traitement du signal, université de Guelma, université d'Orléans, 2013, p82.
- 72. M. Kiran Kumar, S. V. Rao, and D. V. Ramana Rao, 2019,** "A Survey on Image Anomaly Detection Using Machine Learning Techniques," in *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*, vol. 9, no. 1, pp. 3659-3664, 2019.
- 73. M.-K. Hu,** 1962 "Visual pattern recognition by moment invariants," *IRE Transactions on Information Theory*, vol. 8, no. 2, pp. 179-187, février 1962.
- 74. M.R. Teague, 1980.** Image analysis via the General Theory of moments, *Applied optics*, vol. 19, n° 8 (1980), pp. 1353-1356, 1980.
- 75. MALTONI, Davide, MAIO, Dario, JAIN, Anil K.** Handbook of fingerprint recognition. London : springer, 2009.
- 76. Margaret H.dunham,** 2008, 'Data mining', introductory and advanced topics, pp 73-125, 2008.
- 77. Markus Stricker and Markus Orenge, (1995).** Similarity of color images. *Storage and Retrieval for Image and Video Databases III*.
- 78. Mawloud Mosbah, 2017,** 'Mesures de distance dans le contexte de la recherche d'images par le contenu (CBIR)', Doctorat en sciences informatiques, université 20 Aout 1955, SKIKDA.
- 79. Mawloud Mosbah, Bachir Boucheham, 2017** 'Distance selection based on relevance feedback in the context of CBIR using the SFS meta-heuristic with one round', *Egyptian Informatics Journal*, Cairo University, 2017.
- 80. Mennesson, J., Saint-Jean, C., & Mascarilla, L.** (2010, January). De nouveaux descripteurs de Fourier géométriques pour l'analyse d'images couleur. In *Reconnaissance Des Formes et Intelligence Artificielle* (pp. 599-606).
- 81. Messalti, A. & Hemila, A. (2013).** 'Conception Et Réalisation D'un Système De Suivi Et D'aide À La Décision Basé Sur Une Ontologie Dans Le Domaine De La Mammographie' [Mémoire de Master, Université Kasdi Merbah - Ouergla].
- 82. Mikolajczyk and Schmid, Mikolajczyk, K. and Schmid, C. 2005.** A performance evaluation of local descriptors. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 27(10) :1615–1630. (cf. 16, 18, 21, and 22.)
- 83. Müller, H., Michoux, N., Bandon, D., & Geissbuhler, A. (2004).** A review of content-based image retrieval systems in medical applications—clinical benefits and future directions. *International journal of medical informatics*, 73(1), 1-23.

## Références bibliographiques

---

- 84. Mutasem K. Alsmadi, 2020**, ‘Content-Based Image Retrieval Using Color, Shape and Texture, Descriptors and Features’, *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2020.
- 85. Naeem, M. A., Rahman, A., & Anwar, S. M. (2019)**. Image-based person re-identification: a systematic review. *Machine vision and applications*, 30(2), 219-259.
- 86. Nora, I., & Samira, K. (2017)**. Etude d’un système d’Echographie et application d’algorithmes pour la détection d’anomalies de la prostate (Doctoral dissertation, Université Mouloud Mammeri).
- 87. Ojala, T, Pietikäinen, M, Harwood, D, 1996** : A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions. *Pattern Recognit. Elsevier*,29(1), 51–59,1996.
- 88. Ojala, T., Pietikäinen, M., & Mäenpää, T. 2002**, ‘Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns’. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(7), 971-987.
- 89. Pass et Zabih, 1996** : G. Pass, R. Zabih, « Histogram refinement for content-based image retrieval », In proceedings of « 3rd Workshop on Applications of Computer Vision, 1996. WACV '96 », IEEE,USA, 1996.
- 90. Quellec, G., Lamard, M., Bekri, L., Cazuguel, G., Roux, C., & Cochener, B. (2010)**. Medical case retrieval from a committee of decision trees. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 14(5), 1227-1235.
- 91. R. Fisher, S. Perkins, A. Walker and E. Wolfart. 2003**, HYPERMEDIA IMAGE PROCESSING.
- 92. Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, 2007**, ‘Digital Image Processing’, 2007.
- 93. Rajalingappaa Shanmugamani**, ‘Deep Learning for Computer Vision’, Expert Techniques to Train Advanced Neural Networks Using TensorFlow and Keras-Packt Publishing, pp 88-142, 2018.
- 94. Rosenfeld et Weszka, 1980** :A. Rosenfeld, J.S. Weszka, « Picture Recognition », In K.S. Fu, « Digital Pattern Recognition », Springer Berlin Heidelberg, RFA, 1980.
- 95. S. Gidaris and N. Komodakis. 2018** "Mixing convolutions for end-to-end 3d shape segmentation." In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 6546-6555, 2018.
- 96. S. Roy, J. N. H. Lim, and K. M. Ng, 2019** “A Comparative Study of Density-Based Clustering Algorithms for Image Segmentation,” in 2019 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2019, pp. 3986–3990.

## Références bibliographiques

---

- 97. Salmi, M., & Boucheham, B. (2014).** ‘Content based image retrieval based on Cell Color Coherence Vector (Cell-CCV)’. *2014 4th International Symposium ISKO-Maghreb: Concepts and Tools for knowledge Management (ISKO-Maghreb)*, 1-5.
- 98. Samir J, Ayan S, Aparajita O, Anis Y, Jan B, Ilja T, Ondrej K, 2021,** ‘A deep CNN model for anomaly detection and localization in wireless capsule endoscopy images’ *Computers in Biology and Medicine*, Volume 137, 2021.
- 99. Sarker, Iqbal. (2013).** Content-based Image Retrieval Using Haar Wavelet Transform and Color Moment. *The Smart Computing Review*. 3. 10.6029/smarter.2013.03.002.
- 100.Sayad Fatima Zohra, 2015,** ‘Comparaison d’images numériques couleurs pour recherche par le contenu visuel’, *Mémoire de Magistère université 20 Aout 1955 – SKIKDA*, 2015.
- 101. Schmid, C., Mohr, R., and Bauckhage, C. 2000.** Evaluation of interest point detectors. *International Journal of computer vision*, 37(2) :151–172. (cf. 16, 21, and 22.)
- 102.Sharma, A., Jain, V., & Sharma, N. (2012).** "A study of similarity measures in clustering for gene expression data". *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 42(2): 138-147.
- 103.Singha, Manimala & Hemachandran, K. (2012).** Content Based Image Retrieval using Color and Texture. *Signal & Image Processing: An International Journal*. 3.
- 104.Sivic, J., & Zisserman, A. (2003).** Video Google: A text retrieval approach to object matching in videos. *Proceedings of the Ninth IEEE International Conference on Computer Vision*-Volume 2, 1470-1477.
- 105.Slimane Benloucif, 2013,** ‘Recherche de l’image par le contenu visuel : Une approche par combinaison de plusieurs critères’ *mémoire de master en informatique, université 20 Aout 1955 – SKIKDA*, 2013.
- 106.Slimane Benloucif, 2015,** ‘Impact de la sélection d’attributs sur les performances de la recherche de l’image par le contenu’ *mémoire de master en informatique, université 20 Aout 1955 – SKIKDA*, p 9, 2015.
- 107.Smeulders, A. W., Worring, M., Santini, S., Gupta, A., & Jain, R. (2000).** Content-based image retrieval at the end of the early years. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(12), 1349-1380.
- 108.Stricker et Orengo, 1995 :** M.A. Stricker, M. Orengo, « Similarity of color images », *Storage and Retrieval for Image and Video Databases*, SPIE, vol. 2420, 1995.
- 109.Swain et Ballard, 1991 :** M.J. Swain, D.H. Ballard, « Color indexing ». *International Journal of Computer Vision*, vol. 7, no. 1, pp 11-32, 1991.

## Références bibliographiques

---

- 110.Swain, M. J., & Ballard, D. H. (1991).** Color indexing. *International Journal of Computer Vision*, 7(1), 11-32.
- 111.T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikainen, 2004,** "Face recognition with local binary patterns." *European Conference on Computer Vision*, pp. 469-481, 2004.
- 112.T. Wang, Y. Huang, L. Wang, and D. Tao. 2015** "Mixed features fusion via deep learning for image retrieval." In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, pp. 2464-2472, 2015.
- 113.T. Wang, Z. Wu, Y. Huang, and D. Tao. 2016** "Mixed features recurrent neural networks for object recognition." In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 4430-4438, 2016.
- 114.TOUFIK, Hafs.** Reconnaissance Biométrique Multimodale basée sur la fusion en score de deux modalités biométriques: l’empreinte digitale et la signature manuscrite cursive en ligne. *UNIVERSITE BADJI MOKHTAR–ANNABA, Année*, 2016.
- 115.Tschuchnig, Maximilian Ernst and Michael Gadermayr. 2021,** “Anomaly Detection in Medical Imaging - A Mini Review.” *ArXiv abs/2108.11986* (2021).
- 116.V. Mnih, N. Heess, A. Graves et K. Kavukcuoglu, 2014** "Recurrent models of visual attention", *dblp computer science bibliography*, <https://dblp.org>, 2014.
- 117.Vorobyov, M. (2011).** Shape classification using zernike moments. *Semantic Scholar*, 1-22. 2011
- 118.Vorobyov, M. A.2011** “Shape Classification Using Zernike Moments.” (2011), p6.
- 119.Wang et al., 2001:**J.Z. Wang,J. Li,G. Wiederhold, « SIMPLIcity : semantics-sensitive integrated matching for picture libraries », *Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, IEEE, vol.23, no.9, pp.947-963, 2001.
- 120.Wang, B., Zhang, X., & Li, N. (2006).** Relevance feedback technique for content-based image retrieval using neural network learning. In *International Conference on Machine Learning and Cybernetics* (pp.3692-3696). IEEE.
- 121.WAYMAN, James L. 2001,** ‘Fundamentals of biometric authentication technologies’. *International Journal of Image and Graphics*, 2001, vol. 1, no 01, p. 93-113.
- 122.Wikipédia** : encyclopédie collective en ligne, universelle, multilingue.
- 123.Wu, Y., & Zhang, D. (2005).** Color image retrieval based on dominant color descriptor. *IEEE Transactions on Multimedia*, 7(4), 689-695.
- 124.X. Tan and B. Triggs, 2010,** "Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions." *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 19, no. 6, pp. 1635-1650, 2010.

## Références bibliographiques

---

- 125.XIONG, Jianbin, YU, Dezheng, LIU, Shuangyin,** A review of plant phenotypic image recognition technology based on deep learning. *Electronics*, 2021, vol. 10, no 1, p. 81.
- 126.Y. Gao, Y. Zhang, and Y. Tian, 2011** “A Comparative Study of Image Segmentation Using K-means and Fuzzy C-means Algorithms,” in International Conference on Electronic & Mechanical Engineering and Information Technology, 2011, vol. 3, pp. 1223–1226.
- 127.Y. H. Lee, H. G. Kang, and Y. B. Kim.** 2015 "Combining local and global features for image retrieval." In Proceedings of the IEEE International Conference on Information and Automation, pp. 2058-2063, 2015.
- 128. Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner. 1998,** "Gradient-based learning applied to document recognition." Proceedings of the IEEE, 86(11):2278-2324, 1998.
- 129.Zahn, C. T., & Roskies, R. Z. 1972.** Fourier descriptors for plane closed curves. IEEE Transactions on Computers, (3), 269-281.
- 130.Zernike, F. (1934)** Beugungstheorie des schneidenverfahrens und seiner verbesserten form, der phasenkontrastmethode. *Physica*, 1, 689-704.
- 131.Zernike, F. 1934.** Beugungstheorie des schneidenverfahrens und seiner verbesserten form, der phasenkontrastmethode. *Physica*, (1), 689-704.
- 132.Zhang, C., Li, S., Zhang, H., & Chen, Y. 2019.** Velc: A new variational autoencoder based model for time series anomaly detection. *arXiv preprint arXiv:1907.01702*.
- 133.Zhao, G., & Pietikäinen, M. 2007.** Dynamic texture recognition using local binary patterns with an application to facial expressions. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 29(6), 915-928.
- 134.Zhao, W., Chellappa, R., Phillips, P. J., & Rosenfeld, A, 2003,** Face recognition: A literature survey. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 35(4), 399-458.
- 135.Zhe Li, Chong Wang, Mei Han, Yuan Xue, Wei Wei, Li-Jia Li, Li Fei-Fei ‘ 2018,** Thoracic Disease Identification and Localization with Limited Supervision’ Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2018, pp. 8290-8299.
- 136.Zheng, Jing & Lin, Denan & Gao, Zhongjun & Wang, Shuang & He, Mingjie & Fan, Jipeng. (2020).** Deep Learning Assisted Efficient AdaBoost Algorithm for Breast Cancer Detection and Early Diagnosis, P3.