

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
جامعة عمار تليجي بالأغواط
UNIVERSITÉ AMAR TËLÉDJI DE LAGHOUAT
كلية التكنولوجيا
FACULTE DES TECHNOLOGIE
قسم الإلكترونيك
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE



MÉMOIRE DE MASTER

Domaine : Sciences et Technologies

Filière : Télécommunications

Option : Réseaux des télécommunications

Présenté par :

BENFERHAT MOHAMMED AMINE

THEME

Apprentissage non supervisé pour la reconnaissance de visage

Soutenance publique devant le jury composé de :

Dr. BENKOUIDER FATIHA	M.C.B	Président
Dr. ZITOUNI ABDELKADER	M.C.B	Examineur
Dr. REGUIGUE MOURAD	M.C.A	Encadrant
Dr. SALEH CHAKER	M.C.A	Co Endurant

Année Universitaire : 2023/2024





Dédicaces

Je dédie ce modeste travail :

À mon cher papa



Qui a toujours cru en moi, m'a encouragé
Et m'a accompagné tout au long de ma vie
Tu resteras ma source de force papa

À mon cher mama

Qui m'a soutenu durant mon chemin.
Qu'elle ne m'a jamais cessé de à mon égard
Et de m'épauler pour que je puisse atteindre mes objectifs
Merci mama

À mes très chers sœurs Mouna, Sarah et Maram

À tous mes amis



REMERCIEMENTS

Tout d'abord, je voudrais remercier Dieu, tout-puissant, de m'avoir donné la force de mener à bien ce projet tout au long de cette année.

Je tiens à remercier mes encadreurs << **REGUIGUE MOURAD**>> et << **SALEH CHAKER**>>, pour leur patience et leur soutien, qui ont été précieux dans mon travail, et pour la confiance qu'ils m'ont accordée en me présentant ce sujet, pour leurs précieux conseils, pour leurs observations pertinentes et leurs encouragements, sans laquelle ce travail n'a jamais été possible.

Je remercie le Président et les membres du jury pour leur présence honorée et pour avoir jugé mon travail.

Sans oublier, bien sûr, de remercier mes chers parents pour leur aide continue tout au la période de mon étude et pour l'éducation qu'ils m'ont inculquée.

Je tiens aussi à remercier tous ceux qui ont, de près ou de loin, aidé à rendre ce travail possible, que ce soit par des idées ou par des encouragements.

Enfin, nous adressons nos remerciements à nos proches et à nos camarades et amis.

Liste des abréviations

ACP	Analyse en composantes principales
AUC	Area Under Curve
CIE	Commission Internationale de l'Eclairage
CMY(K)	Cyan, Magenta, Yellow, and Key
EBGM	Elastic Bunch Graph Matching
EER	Equal Error Rate
EPS	Encapsulated PostScript
EVD	Décomposition des Valeurs Propres
GIF	Graphics Interchange Format
HSL	Hue, Saturation et Lightness
HT	Transformation Hôtelière
IA	Intelligence Artificielle
JPEG	Joint Photographic Experts Group
KLT	Transformation Karhunen-Loève
LDA	Analyse Discriminante Linéaire
MAE	Erreur absolue moyenne
MATLAB	MATrix LABoratory
PDF	Portable Document Format
PNG	Portable Network Graphics
PPCM	Pixels Par CentiMètre
PPP	Pixels Par Pouce
RGB	Red, Green & Bleu
ROC	Receiver Operating Characteristic
SVD	Décomposition des Valeurs Singulières
SVM	Machine à Vecteurs de Support

ملخص

في السنوات الأخيرة، كان هناك اهتمام متزايد بالقياسات الحيوية. أصبح التعرف على الوجه كتقنية بيو مترية أساسية مهمًا بشكل متزايد في مجال البحث، نظرًا لطبيعته غير المتلامسة. ولكن على الرغم من الأساليب العديدة التي تم اقتراحها لحل مشكلة التعرف على الوجه البشري، إلا أنها لا تزال مشكلة صعبة للغاية، ويرجع ذلك إلى حقيقة أن وجوه الأشخاص المختلفين عمومًا لها نفس الشكل وتختلف بسبب الإضاءة والاختلاف في الوضع وتعبيرات الوجه. كجزء من عملنا، كنا مهتمين بدراسة طريقة الوجه من خلال تطوير نظام التعرف عليه. تتكون عملية التعرف التلقائي على الوجه من مرحلتين: استخراج العناصر المميزة وتصنيفها.

لهذا سنستخدم طريقة ACP (التحليل عبر المركبات الرئيسية)، التي تستخدم خاصية التقليل من حيث الحجم والتخزين على شكل أشعة صغيرة الحجم في مصفوفات للمقارنة لاحقًا.

الكلمات المفتاحية:

معالجة الصور، نظام التعرف على الوجه، ondelettes، تحليل المكونات الرئيسية (ACP).

Abstract

In recent years, interest in biometrics has increased. Facial recognition as a basic biometric technology has become increasingly important in research, given its non-intrusive and contactless nature. But despite the many methods and methods that have been proposed to solve the problem of human facial recognition, it remains a very difficult problem, due to the fact that the faces of different people usually have the same shape and vary due to different lighting, situations and facial expressions. As part of our work, we are interested in the study of the facial method through the development of the facial recognition system.

The automatic facial recognition process consists of two steps: extracting and classifying the distinctive elements.

This is why we will use the PCA (Principal Component Analysis) method, which uses the reduction property in terms of volume and storage as small radii in matrices for a later comparison.

Keywords:

Image processing, Facial recognition system, Wavelett, Principal component analysis (PCA).

Résumé

Ces dernières années, l'intérêt pour la biométrie s'est accru. La reconnaissance faciale en tant que technologie biométrique de base est devenue de plus en plus importante dans la recherche, étant donné sa nature non intrusive et sans contact. Mais malgré les nombreuses méthodes qui ont été proposées pour résoudre le problème de la reconnaissance faciale humaine, il reste un problème très difficile, en raison du fait que les visages de différentes personnes ont généralement la même forme et varient en raison de l'éclairage, des situations et des expressions faciales différentes. Dans le cadre de notre travail, nous nous sommes intéressés à l'étude de la méthode faciale à travers le développement du système de reconnaissance faciale.

Le processus de reconnaissance faciale automatique se compose de deux étapes : extraire et classer les éléments distinctifs.

C'est pourquoi nous utiliserons la méthode ACP (Analyse en Composantes Principales), qui utilise la propriété de réduction en termes de volume et de stockage sous forme de vecteurs de petite taille dans des matrices pour une comparaison ultérieure.

Mots-clés :

Traitement d'image, Système de reconnaissance faciale, Ondelettes, Analyse en composantes principales (ACP).

Table des matières

Table des Figures.....
Table des Tableaux.....
Introduction générale.....	1
Chapitre I : Généralités sur le traitement d'images	
I.1 Introduction.....	5
I.2 Image numérique	5
I.2.1 Définition	5
I.2.2 Qualité de l'image numérique.....	6
I.2.3 Types d'images.....	6
I.2.4 Représentation des images	7
I.2.5 Résolution des images.....	8
I.2.6 Systèmes de représentation de la couleur.....	8
I.3 Traitements de bases sur l'image.....	9
I.3.1 Histogramme d'une image	9
I.3.2 Dynamique d'une image	10
I.3.3 Contraste	10
I.3.4 Rehaussement de contraste	11
I.3.5 Binarisation- seuillage.....	11
I.4 Amélioration du contraste.....	12
I.4.1 Transformation linéaire	12
I.4.2 Correction gamma.....	12
I.4.3 Egalisation de l'histogramme.....	13
I.5 Filtrage numérique des images	14
I.5.1 Filtre moyenneur	14
I.5.2 Filtre gaussien	14
I.5.3 Filtre médian (filtre non linéaire).....	15
I.5.4 Filtrage fréquentiel.....	16
I.6 Morphologie mathématique.....	16
I.6.1 Définition	16
I.6.2 Principe	17
I.6.3 Operateurs morphologiques	17
I.7 Détection des contours.....	18
I.7.1 Définition	18
I.7.2 Filtres de Roberts	19

I.7.3 Filtres de Prewitt	20
I.7.4 Filtres de Sobel.....	21
I.7.5 Détecteur de Kirsch.....	22
I.7.6 Détecteur de Canny	22
I.7.7 Laplacien.....	23
I.8 Segmentation et classification d'images.....	24
I.8.1 Définition	24
I.8.2 Relation entre les pixels	24
I.8.3 Segmentation par seuillage	25
I.8.4 Méthodes basées région	29
I.8.5 Classification des images	32
I.9 Conclusion	36

Chapitre II : La reconnaissance du visage

II.1 Introduction	38
II.2 Système de reconnaissance faciale.....	38
II.2.1 Le monde physique.....	38
II.2.2 Acquisition.....	39
II.2.3 Prétraitement.....	39
II.2.4 Détection de visage.....	40
II.2.5 Extraction des caractéristiques.....	40
II.2.6 Classification	41
II.2.7 Apprentissage.....	41
II.2.8 Décision	42
II.3 Techniques de la reconnaissance faciale	42
II.3.1 Méthodes globales	43
II.3.2 Méthodes locales.....	45
II.3.3 Méthodes hybrides.....	46
II.4 Difficultés de la reconnaissance de visage	46
II.4.1 Echelle	46
II.4.2 Occultations partielles.....	47
II.4.3 Présence ou absence des composants structuraux	48
II.4.4 Variation de la pose.....	48
II.4.5 Changement d'illumination	49
II.4.6 Expressions faciales.....	49
II.5 Evaluation d'un système de reconnaissance faciale.....	51
II.6 Conclusion	52

Chapitre III : Simulation et Résultats

III.1 Introduction	54
III.2 Conception	54
III.3 Présentation du logiciel MATLAB	54
III.4 Base des données.....	55
III.5 Analyse en composantes principales (ACP)	56
III.5.1 Définition.....	56
III.5.2 Algorithme.....	58
III.5.3 Reconnaissance faciale par le ACP	60
III.5.4 Reconnaissance faciale par le ACP et les Ondelettes	62
III.6 Détection faciale.....	64
III.6.1 Fonctionnement de la détection des visages.....	64
III.6.2 Méthodes de détection des visages.....	65
III.7 Résultats	66
III.8 Conclusion.....	73
Conclusion générale	74
Bibliographie.....	76

TABLE DES FIGURES

CHAPITRE I

FIGURE I.1 : REPRESENTATION D'IMAGE NUMERIQUE.....	5
FIGURE I.2 : ECHANTILLONNAGE ET QUANTIFICATION.....	6
FIGURE I.3 : DIFFERENCE ENTRE L'IMAGE VECTORIELLE ET L'IMAGE MATRICIELLE	7
FIGURE I.4 : RESOLUTION SPATIALE (ECHANTILLONNAGE)	8
FIGURE I.5 : RESOLUTION TONALE (QUANTIFICATION)	8
FIGURE I.6 : EXEMPLE D'HISTOGRAMMES POUR DEUX IMAGES EN NIVEAUX DE GRIS 10	
FIGURE I.7 : LA BINARISATION : (A) FONCTION DE SEUILLAGE, (B) FENETRE D'INTENSITE	11
FIGURE I.8 : LA TRANSFORMATION LINEAIRE	12
FIGURE I.9 : CORRECTION GAMMA.....	13
FIGURE I.10 : EGALISATION DE L'HISTOGRAMME.....	14
FIGURE I.11 : LE FILTRE GAUSSIEN.....	15
FIGURE I.12 : PRINCIPE DE FILTRE MEDIAN (FILTRE NON LINEAIRE)	15
FIGURE I.13 : FILTRAGE FREQUENTIEL	16
FIGURE I.14 : EROSION & DILATATION.....	17
FIGURE I.15 : OUVERTURE & FERMETURE	18
FIGURE I.16 : QUELQUES MODELES DE CONTOURS.....	18
FIGURE I.17 : EXEMPLE D'APPLICATION DE L'APPROXIMATION DE BASE.....	19
FIGURE I.18 : FILTRE ROBERT	20
FIGURE I.19 : CAS GENERAL.....	20
FIGURE I.20 : FILTRE PREWITT.....	21
FIGURE I.21 : FILTRE SOBEL	21
FIGURE I.22 : LES MASQUES HORIZONTALES & VERTICALES.....	22
FIGURE I.23 : LA FONCTION CANNY.....	23
FIGURE I.24 : LAPLACIEN	23
FIGURE I.25 : HISTOGRAMME DE SEUILLAGE AUTOMATIQUE.....	25
FIGURE I.26 : METHODE D'OTSU	26
FIGURE I.27 : HISTOGRAMME METHODE D'OTSU	27
FIGURE I.28 : SEUILLAGE MULTIPLE.....	27
FIGURE I.29 : ILLUSTRATION SCHEMATIQUE.....	28

FIGURE I.30 : EXEMPLE ALGORITHME DE K-MOYENNES	28
FIGURE I.31 : METHODES DE CLUSTERING (K-MOYENNES)	29
FIGURE I.32 : CROISSANCE DE REGION	30
FIGURE I.33 : STRUCTUREES HIERARCHIQUEMENT	30
FIGURE I.34 : QUAD-TREE	31
FIGURE I.35 : GRAPHE D'ADJACENCE	31
FIGURE I.36 : LIGNE DE PARTAGE DES EAUX.....	32
FIGURE I.37 : INDICATEURS DE PERFORMANCE EN CLASSIFICATION.....	34
FIGURE I.38 : ALGORITHMES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE	36

CHAPITRE II

FIGURE II.1 : LE MONDE PHYSIQUE.....	39
FIGURE II.2 : EXEMPLE D'ETAPES POUR UNE SEGMENTATION D'IMAGE	39
FIGURE II.3 : EXTRACTION DE CARACTERISTIQUES	41
FIGURE II.4 : CLASSIFICATION DES ALGORITHMES PRINCIPAUX UTILISES EN RECONNAISSANCE FACIALE	42
FIGURE II.5 : PRINCIPE DES METHODES GLOBALES	43
FIGURE II.6 : ANALYSE EN COMPOSANTES PRINCIPALES (ACP).....	44
FIGURE II.7 : ANALYSE DISCRIMINANTE LINEAIRE (ADL)	45
FIGURE II.8 : OCCULTATIONS PARTIELLES	47
FIGURE II.9 : BARRIERES FACIALES	48
FIGURE II.10 : VARIATION DE LA POSE.....	49
FIGURE II.11 : CHANGEMENT D'ILLUMINATION	49
FIGURE II.12 : EXPRESSION FACIALE	50

CHAPITRE III

FIGURE III.1 : BASE DES DONNEES FACES94	55
FIGURE III.2 : BASE DES DONNEES 14 CELEBRITE.....	56
FIGURE III.3 : ACP CONSTRUIT LES COMPOSANTS PRINCIPAUX	57
FIGURE III.4 : SCHEMA ACP DANS DOMAINE DU TRAITEMENT D'IMAGE.....	57
FIGURE III.5 : PARTIE D'ENTRAINEMENT.....	61
FIGURE III.6 : PARTIE VERIFICATION.....	61
FIGURE III.7 : ONDELETTE PRINCIPALE.....	62
FIGURE III.8 : VECTEUR D'ONDELETTE.....	62

FIGURE III. 9 : PARTIE D'ENTRAINEMENT ACP + ONDELETTE.....	63
FIGURE III.10 : PARTIE TEST ACP + ONDELETTE.....	64
FIGURE III.11 : LES 4 TYPES DE CARACTERISTIQUES UTILISEES PAR VIOLA ET JONES .	66
FIGURE III.12 : RESULTAT SENS OBSTACLE	67
FIGURE III.13 : RESULTAT AVEC OBSTACLE.....	67
FIGURE III.14 : RESULTAT DE APC + ONDELETTE SENS OBSTACLE.....	68
FIGURE III.15 : RESULTAT DE APC + ONDELETTE AVEC OBSTACLE.....	68
FIGURE III.16 : DETECTION DES VISAGES	69
FIGURE III.17 : RESULTAT SANS DETECTION DES VISAGES	70
FIGURE III.18 : RESULTAT EN CAS NON-IDENTIFICATION.....	71
FIGURE III.19 : RESULTAT EN CAS D'IDENTIFICATION.....	71

TABLE DES TABLEAUX

CHAPITRE III

TABLEAU III.1 : COMPARAISON DES RESULTATS.....	72
TABLEAU III.2 : COMPARAISON ENTRE LES DEUX METHODES.....	73

Introduction générale

Initialement, l'image est une représentation partielle d'une scène réelle (à un instant donné) dans un espace bidimensionnel acquise à l'aide d'un système de production d'image (appareils photographiques, camera, radio graphes, scanner...). L'opération de numérisation (ou digitalisation) est une opération qui permet de transformer une image analogique (signal analogique) en une image numérique traitable. Le traitement d'images est né de l'idée et de la nécessité de remplacer l'observateur humain par une machine. L'analyse d'une image numérique est basée sur des concepts mathématiques qui permettent de la décrire quantitativement afin d'extraire des informations pertinentes en regard de l'application concernée, les traiter puis les interpréter. Il est donc possible de l'utiliser dans les disciplines très variées, aussi bien dans le domaine de la recherche que dans celui de la fabrication industrielle ou de l'analyse médicale et la reconnaissance faciale. Les techniques les plus connus utilisées pour le traitement d'images sont : extraction des caractéristiques de l'image, la segmentation d'image, le rehaussement d'image (amélioration de la qualité d'image) et le recalage d'image...etc [1].

Face à la croissance des télécommunications internationales, tant en termes de taille que de diversité (déplacements physiques, transactions financières, accès aux services...), l'identité des individus participants doit être assurée à grande échelle. En fait, cela motive les fraudeurs à défaire les systèmes de sécurité existants. Nous avons considéré que certains membres du milieu n'acceptaient pas la nécessité de divulguer des renseignements personnels et que ceux-ci devaient demeurer confidentiels. Cela a entraîné un intérêt accru pour les systèmes électroniques d'identification pour vérifier l'identité d'une personne sans l'aide d'un tiers (utilisateur). Nous avons choisi la détection du visage car c'est un indicateur biologique très fort avec de nombreux indicateurs de l'identité d'une personne et leur image peut être acquise de manière non invasive. En effet, la photo acquise est un sujet à des variations beaucoup plus élevées que d'autres caractéristiques. Celles-ci peuvent être causées, entre autres, par le maquillage, la présence ou l'absence de lunettes, le vieillissement et l'expression d'une émotion. La méthode de la reconnaissance du visage est sensible à la variation de l'éclairage et le changement de la position du visage lors de l'acquisition de l'image. Ce mémoire traite un sujet portant sur la détection du visage. Un système d'authentification a pour but de vérifier l'identité d'un individu après que celui-ci se soit identifié. Il ne s'agit donc pas d'un système

d'identification qui lui se charge de découvrir l'identité a priori inconnue d'un individu. Plusieurs méthodes ont été développées dans la littérature pour la reconnaissance de visage [2].

Plusieurs méthodes de reconnaissance de visages ont été proposées durant les dernières années. Parmi les Techniques de la reconnaissance faciale dont nous trouvons dans la littérature sont : L'Analyse Discriminante Linéaire (LDA), Machine à Vecteurs de Support (SVM), Elastic Bunch Graph Matching (EBGM), et l'Analyse en Composantes Principales (ACP ou Eigen Faces).

L'ACP est une méthode mathématique qui peut être utilisée pour simplifier un ensemble de données, en réduisant sa dimension. L'idée centrale de l'analyse en composantes principales (ACP) est de réduire la dimension d'un ensemble de données constitué d'un grand nombre de variables interdépendantes, tout en conservant autant que possible la variation présente dans l'ensemble de données. Ceci est réalisé en transformant en un nouvel ensemble de variables, les composants principaux (PC), qui ne sont pas corrélés, et qui sont ordonnés de sorte que les premiers conservent la plupart des variations présentes dans toutes les variables originales. C'est une façon d'identifier les tendances dans les données et d'exprimer les données de manière à mettre en évidence leurs similitudes et leurs différences. ACP est un outil puissant pour analyser les données.

Les objectifs de l'APC sont l'extraction des renseignements les plus importants du tableau de données, la compression de la taille de l'ensemble de données en ne conservant que cette information importante, la simplification de la description de l'ensemble de données, l'analyse de la structure des observations et les variables et la compression des données, en réduisant le nombre de dimensions, sans grande perte d'information [3].

Voici ce que nous aborderons dans notre travail :

Dans le premier chapitre, nous discuterons de tous les aspects de l'image numérique, de son contenu, de ses composants et des processus qui peuvent y être effectués.

Dans le deuxième chapitre, nous discuterons les différentes techniques de reconnaissance faciale. Nous allons décrire quelques algorithmes de reconnaissance faciale et on se concentre sur tout ce qui concerne les méthodes non supervisées.

Le troisième chapitre, est dédié à la partie de mise en œuvre de notre système et les résultats obtenus, où nous présenterons les règles faciales qui seront utilisées pendant la phase d'apprentissage et de test. Nous présenterons ainsi les résultats obtenus par deux méthodes.

Enfin, la conclusion générale résumera les conclusions des différentes approches et donnera quelques perspectives sur les travaux futurs.

Chapitre I :

Généralités sur le
traitement d'images

I.1 Introduction

La compréhension du traitement d'images commence par la compréhension de ce qu'est une image. Parce que le mode et les conditions d'acquisition et de numérisation des images traitées conditionnent largement les opérations qu'il faudra réaliser pour extraire de l'information.

Le traitement d'images est une discipline de l'informatique et des mathématiques appliquées qui s'intéresse aux images numériques et à leurs transformations, dans le but d'améliorer leur qualité ou d'extraire de l'information.

Dans ce chapitre nous allons présenter les notions générales et les bases sur le traitement d'image.

I.2 Image numérique

I.2.1 Définition

L'appellation d'image numérique désigne toute image (dessin, icône, photographie ...) acquise, créée, traitée et stockée sous forme binaire. Elle est acquise par des convertisseurs analogique-numérique situés dans des dispositifs comme les scanners, les appareils photo ou les caméscopes numériques [4].

L'image numérique est l'image dont la surface est divisée en éléments de taille fixe appelés cellules ou pixels, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou de couleurs. Aussi est la conversion de celle-ci de son état analogique en une image numérique représentée par une matrice bidimensionnelle de valeurs numériques $f(x, y)$, comme la montre la figure ci-dessous où :

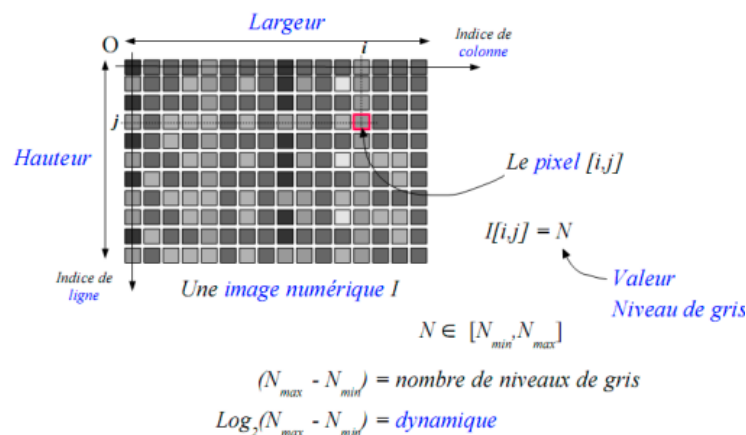


Figure I.1 Représentation d'image numérique

Procédés sont impliqués pour numériser une image, Comme le démontre la formule suivante :

$$\text{Numérisation} = \text{Echantillonnage} + \text{Quantification}$$

L'échantillonnage est limité par la capacité du capteur, donc le nombre de pixels disponible, La quantification est limitée par la quantité de tons de gris définie dans l'intervalle, n bits pour des valeurs entre 0 et $2^n - 1$ [4,5]. Comme le démontre l'image ci-dessous :

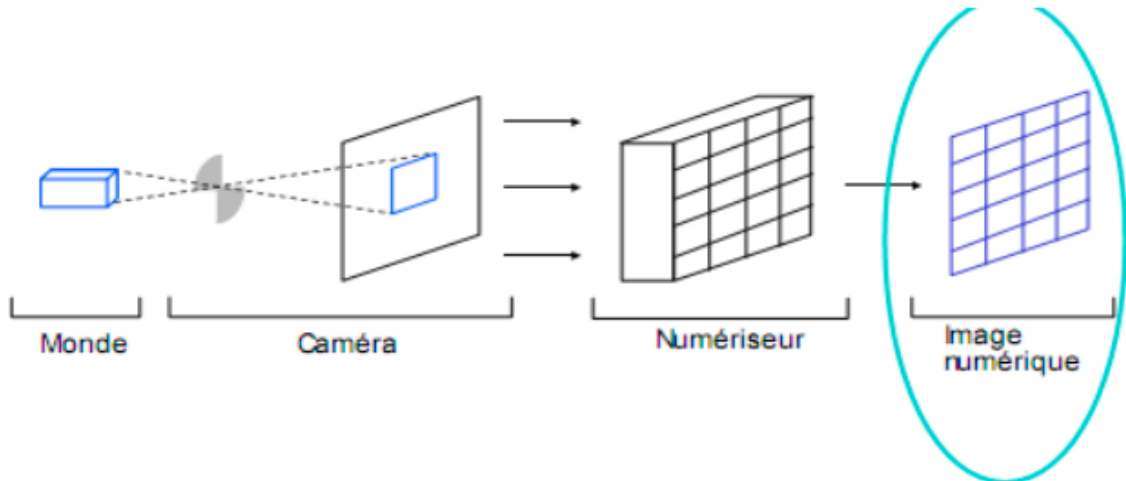


Figure I.2 Echantillonnage et Quantification

I.2.2 Qualité de l'image numérique

Au début on a la qualité des images d'origine et les moyens mis en œuvre pour convertir un signal analogique en signal numérique. Ils sont les plus importants en termes de contrôle de la qualité d'image. Elles dépendent aussi de :

- La qualité de l'affichage à l'écran : définition de l'écran, nombre de teintes disponibles.
- La qualité des périphériques de numérisation de l'image, du nombre de niveaux de gris ou de couleurs enregistrées, etc.

Les critères d'appréciation de la qualité d'une image, Dépendent largement de la structure même de l'image réaliste ou conceptuelle et de son mode de représentation [4].

I.2.3 Types d'images

Il y a beaucoup de groupes qui leur appartiennent l'image. On peut les classer en deux grandes familles :

- Le format matriciel (jpg, gif, png...)
- Le format vectoriel (ai, eps, pdf...)

La principale différence entre ces deux formats est qu'une image vectorielle peut être agrandie sans perdre sa qualité alors qu'une image matricielle perd en netteté à l'agrandissement [6].

I.2.3.1 L'image matricielle (ou bitmap)

Elle est composée de petits points appelés « pixels » que l'on ne voit pas à l'œil nu. Lors de l'agrandissement d'une image matricielle, cette dernière devient floue car les pixels ressortent, ce sont les carrés qui apparaissent sur l'écran.

I.2.3.2 L'image vectorielle

Elle est composée de lignes de segments qui sont liés entre eux par des formules mathématiques. Il s'agit d'un système de proportionnalité et de coordonnées. Grâce à la vectorisation, chaque élément a une place bien définie ce qui empêche la déformation de l'image.

Les professionnels (graphistes, illustrateurs ou concepteurs) réalisent la majorité de leurs visuels en vectoriel afin de pouvoir les modifier à volonté sans les altérer [6]. Comme le démontre l'image ci-dessous :

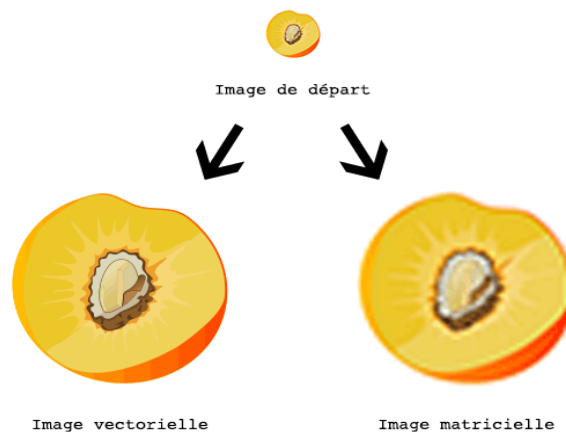


Figure I.3 Différence entre l'image vectorielle et l'image matricielle

I.2.4 Représentation des images

Une matrice de dimension $M \times N$, Chaque élément (Pixel) à une valeur entière dans l'intervalle $L = [L_{min} L_{max}]$, Le nombre de bits requis pour représenter les niveaux de gris dans l'intervalle (L) est (b) ; la relation entre (b) et (L) est : $L = 2^b$, Le nombre de bits pour entreposer une image (la taille) est : $k = M \times N \times b$ (bits) [4 ,5].

I.2.5 Résolution des images

On peut distinguer de mode de résolutions des images :

- Résolution spatiale : est le plus petit détail discernable. Comme le démontre l'image ci-dessous :



Figure I.4 Résolution spatiale (échantillonnage)

- Résolution tonale (de tons de gris) : est le plus petit changement discernable, Une image a donc une résolution spatiale de $M \times N$ Pixel (Echantillonnage) et une résolution de tons de gris de b bits ou de (L) niveaux de gris (Quantification) [4 ,5]. Comme le démontre l'image ci-dessous :



Figure I.5 Résolution tonale (quantification)

I.2.6 Systèmes de représentation de la couleur

Il existe de nombreux systèmes de représentation de la couleur ainsi que de nombreuses définitions pour un même système.

Les systèmes utilisés en analyse d'images couleur sont des systèmes dans lesquels chaque couleur est définie numériquement de sorte de disposer d'une métrique permettant d'évaluer leur similarité. La modélisation de la couleur en informatique s'appuie sur la théorie de Maxwell [7].

Il existe de nombreux modèles [7], utilisés selon les applications :

- **RGB** : C'est la base des écrans d'ordinateurs. Toute couleur est obtenue en ajoutant différentes quantités de rouge, de vert et de bleu qui sont les seules couleurs dont on dispose à la base.
- **HSL** : couleurs à disposition (rouge, vert, bleu, cyan, jaune, magenta). La teinte est exprimée par un nombre qui est sa position angulaire sur le cercle chromatique (à partir du haut, dans le sens horaire).
- **CMY(K)** : C'est le principe de la synthèse soustractive des couleurs, à la base de la plupart des imprimantes. Les couleurs de base C, M, Y sont en fait des pigments (encres) qui absorbent certaines longueurs d'onde donc certaines couleurs de la lumière blanche (qui contient toutes les couleurs).
- **YIQ** : C'est le format de base utilisé par le standard NTSC.
Y : luminance qui décrit l'image noir et blanc
I, Q : chrominance qui ajoute les couleurs à l'image.
En noir et blanc, on n'affiche que **Y**.
Ce modèle est bien adapté aux compressions digitales ou analogiques mais il ne permet pas de recréer sur un téléviseur toutes les couleurs qui apparaissent sur un écran d'ordinateur.
- **CIE** : Dans ces systèmes, les écarts entre deux couleurs voisines ne sont pas linéaires, c'est à dire représentatifs des écarts de perception. La sensibilité de l'œil n'est pas la même pour toutes les longueurs d'onde.
C'est pour y remédier que la CIE (Commission Internationale de l'Eclairage) a développé des espaces couleur basés sur la perception humaine. Il permet de décrire l'ensemble des couleurs visibles indépendamment de tout matériel. De cette façon il comprend la totalité des couleurs RVB et CMJN.

I.3 Traitements de bases sur l'image

I.3.1 Histogramme d'une image

Est un outil de base pour l'étude des capteurs ou de la dynamique d'une scène, il est utilisé par certains opérateurs d'analyse. Elle représente la distribution des niveaux de gris (ou de couleurs) dans une image.

L'histogramme donne une indication de la dynamique de l'image mais n'est, en aucun cas, une caractéristique de l'image, car deux images différentes peuvent avoir le même

histogramme. On peut définir la dynamique d'une image par les valeurs minimale et maximale qui limitent l'intervalle des valeurs des niveaux de gris pour cette image [8].

La figure ci-dessous montre exemple d'histogrammes pour deux images différentes :

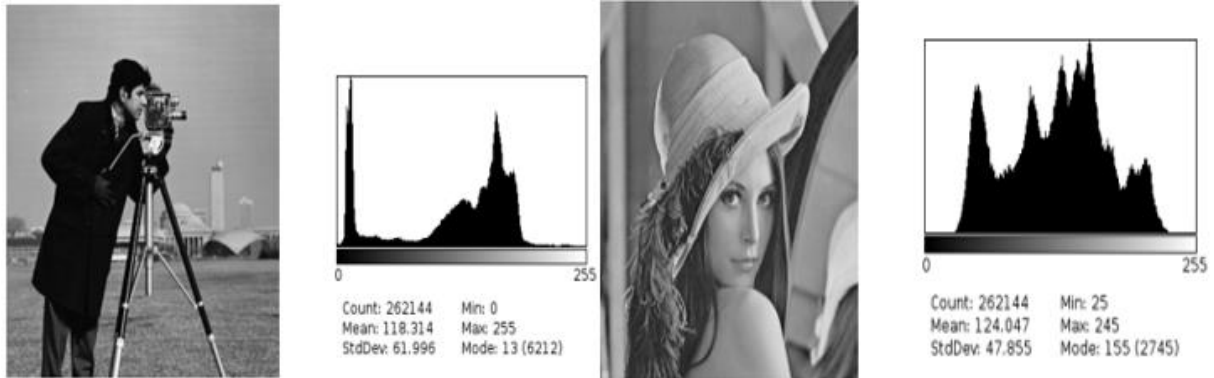


Figure I.6 Exemple d'histogrammes pour deux images en niveaux de gris

I.3.2 Dynamique d'une image

C'est le nombre des teintes de gris ou des couleurs que peut prendre chaque pixel [4 ,5].

$$\text{Dynamique d'une image} = [\text{Valeur min}, \text{Valeur max}]$$

I.3.3 Contraste

Le contraste caractérise la répartition lumineuse d'une image. Visuellement il est possible de l'interpréter comme un étalement de l'histogramme de luminosité de l'image.

Cas particuliers pour une image en noir et blanc :

- Pour un contraste nul, l'image observée est intégralement grise
- Pour un contraste maximum, chaque pixel de l'image est soit noir soit blanc.

Le contraste d'une image peut être relié à la différence d'intensité lumineuse arrivant physiquement sur le capteur par l'entremise de la gamme dynamique (également contour dynamique ou dynamique). Est défini par Michelson comme la formule suivante :

$$C_m = \frac{L_{max} - L_{min}}{L_{max} + L_{min}} = \frac{I_{max} - I_{min}}{I_{max} + I_{min}} \quad (I.1)$$

Où (L) désigne la luminance et (I) l'intensité lumineuse.

Ce contraste de Michelson est compris entre 0 et 1. Sa définition est analogue à celle de l'indice de modulation d'un signal modulé en amplitude [4 ,5].

I.3.4 Rehaussement de contraste

Le contraste peut être défini de plusieurs façons :

- Ecart type des variations des niveaux de gris, Comme le démontre la formule suivante :

$$c = \sqrt{\frac{1}{N \times M} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} (I(x,y) - Moy)^2} \quad (I.2)$$

- Variation entre niveaux de gris min et max, Comme le démontre la formule suivante :

$$c = \frac{\max(I(x,y)) - \min(I(x,y))}{\max(I(x,y)) + \min(I(x,y))} \quad (I.3)$$

Le but du rehaussement de contraste est de manipuler l'échelle de niveaux de gris afin d'améliorer la plage dynamique. Une transformation permet de modifier la valeur de chaque pixel afin d'obtenir une nouvelle image de même taille mais ayant des propriétés plus intéressantes [4,5].

I.3.5 Binarisation- seuillage

Le but de la binarisation d'une image est d'affecter un niveau uniforme aux pixels afin d'éliminer certaines valeurs. Le seuillage consiste à affecter le niveau $(2^b - 1)$ aux pixels dont la valeur est supérieure à un seuil S et le niveau 0 aux autres.

On peut avoir une approche plus sélective du seuillage dépend de notre objectif, en choisissant d'extraire une partie d'intensité $[A, B]$. Avec cette transformation, l'image résultante ne visualise que les pixels dont le niveau d'intensité appartient à l'intervalle $[A, B]$. Sous réserve d'une connaissance a priori de la distribution des niveaux de gris des objets de l'image originale, cette technique permet une segmentation d'objets particuliers de l'image [4]. Le graphe de ces transformations est le suivant :

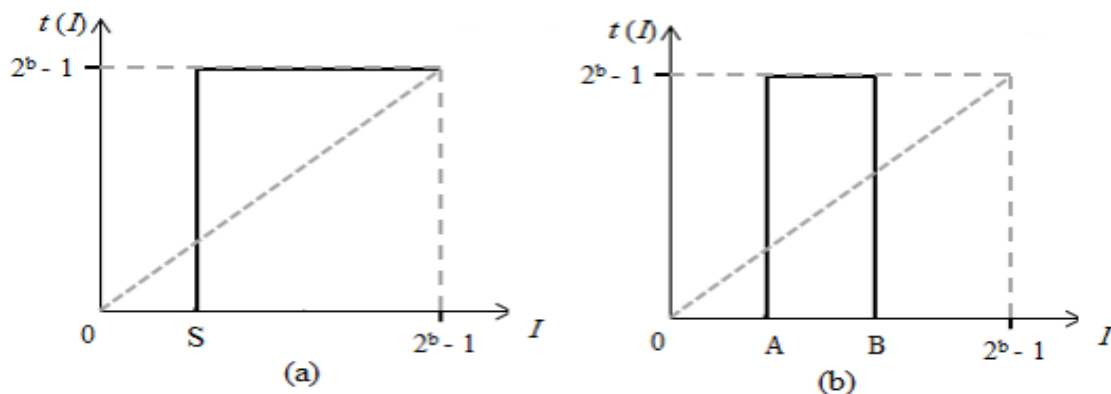


Figure I.7 La Binarisation : (a) fonction de seuillage, (b) fenêtre d'intensité

I.4 Amélioration du contraste

I.4.1 Transformation linéaire

En mathématiques, une application linéaire (aussi appelée opérateur linéaire ou transformation linéaire) est une application entre deux espaces vectoriels qui respecte l'addition des vecteurs et la multiplication scalaire, et préserve ainsi plus généralement les combinaisons linéaires. L'expression peut s'utiliser aussi pour un morphisme entre deux modules sur un anneau, avec une présentation semblable en dehors des notions de base et de dimension.

Cette notion étend celle de fonction linéaire en analyse réelle à des espaces vectoriels plus généraux. Elle est utilisée dans le cas où l'histogramme n'occupe pas toute la plage de la dynamique de l'image [4]. Comme le démontre les formules suivantes :

$$\frac{mx-mn}{I(x,y)-mn} = \frac{n-0}{I_2(x,y)-0} \quad (\text{I.4})$$

$$I_2(x,y) = \frac{n}{mx-mn} (I(x,y) - mn) \quad (\text{I.5})$$

$I(x,y)$: Image initiale.

$I_2(x,y)$: Image transformée.

$mx = \max(I(x,y))$ et $mn = \min(I(x,y))$.

$n = 2^b - 1$: valeur max possible des niveaux de gris.

Pour $b=8$ bits ($n=255$), On a 256 niveaux de gris possibles, de 0 à 255. Comme le démontre l'image ci-dessous :

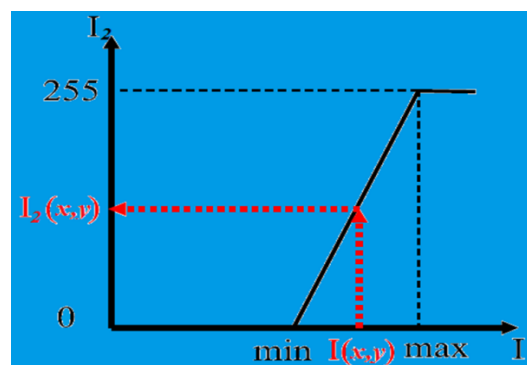


Figure I.8 La transformation linéaire

I.4.2 Correction gamma

Pour la transformation non linéaire, nous allons utiliser la correction gamma, Elle permet d'augmenter ou de diminuer la luminosité d'une image, en fonction de l'image initiale,

Elle est basée sur la fonction suivante :

$$I_2(x, y) = n \times \left(\left(\frac{I(x, y)}{n} \right)^{\left(\frac{1}{\gamma} \right)} \right), n = 2^b - 1 \quad (I.6)$$

Gamma peut être n'importe quelle valeur comprise entre 0 et l'infini. Si gamma est 1 (valeur par défaut), le mappage est linéaire. Si le gamma est inférieur à 1, le mappage est pondéré vers des valeurs de sortie plus élevées (plus claires). Si le gamma est supérieur à 1, le mappage est pondéré vers des valeurs de sortie inférieures (plus sombres).

La figure ci-dessous illustre comment les valeurs sont mappées lorsque le gamma est inférieur, égal à et supérieur à 1. (L'axe des x représente les valeurs d'intensité dans l'image d'entrée et l'axe des y représente les valeurs d'intensité dans l'image de sortie) [4,5].

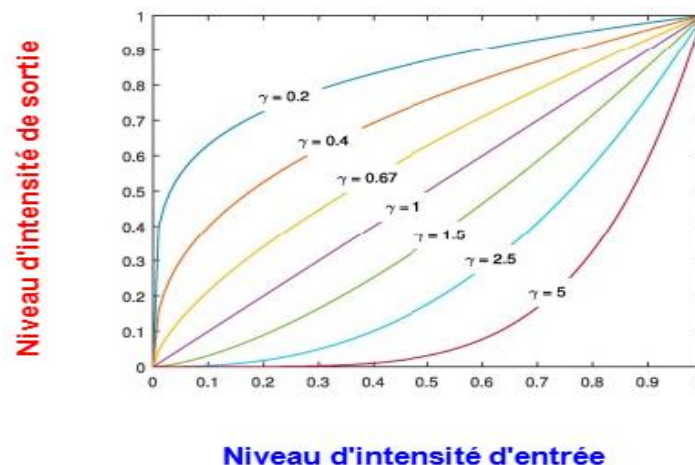


Figure I.9 Correction gamma

I.4.3 Egalisation de l'histogramme

Pour une seule composante ou une image monochrome, l'histogramme est défini comme une fonction discrète qui associe à chaque valeur d'intensité le nombre de pixels ayant cette valeur. La détermination de l'histogramme consiste à compter le nombre de pixels pour chaque intensité présente dans l'image. Une quantification, qui regroupe quelques valeurs en une seule classe, peut améliorer la représentation ou le traitement de la distribution [8].

Pour améliorer le contraste, on cherche à aplanir l'histogramme :

Algorithme :

- **Etape 1 :** Calcul de l'histogramme $h(i), i \in [0, 255]$ (cas 8 bites)

- **Etape 2** : Normalisation de l'histogramme $h_n(i) = \frac{h(i)}{N \times M}$, $i \in [0, 255]$ (I.7)

- **Etape 3** : Densité de probabilité normalisée $c(i) = \sum_{j=0}^i h_n(j)$, $i \in [0, 255]$ (I.8)

- **Etape 4** : Image égalisée $I_E(x, y) = \text{round}(c(I(x, y)) \times 255)$, (I.9)

$I_E(x, y)$: Image après égalisation de l'histogramme, $I(x, y)$: Image initiale [4].

Comme le démontre l'image ci-dessous :

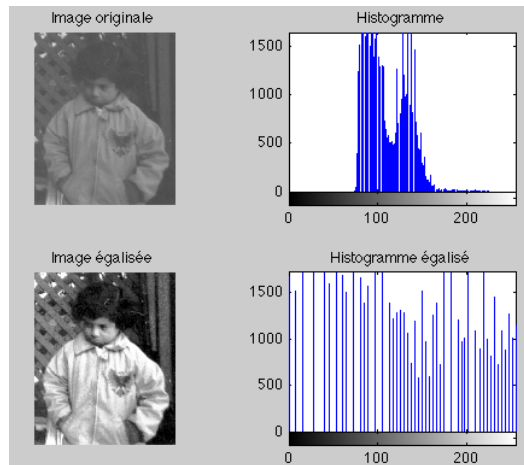


Figure I.10 Egalisation de l'histogramme

I.5 Filtrage numérique des images

I.5.1 Filtre moyenneur

Le filtre moyenneur correspond donc à la fonction porte dans le domaine spatial. Sa transformée de Fourier, correspondant aux coefficients de pondération des composantes fréquentielles appliqués par le filtre dans le domaine fréquentiel. IL a pour effet :

Permet de lisser l'image (smoothing), Remplace chaque pixel par la valeur moyenne de ses voisins, Réduit le bruit, Rend floue l'image [4].

Le moyennage est un filtre passe bas, Filtre 3x3 ou 5x5, ... comme le démontre la formule suivante :

$$(Cas\ 3 \times 3),\ On\ a : h = \frac{1}{9} \times \begin{matrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{matrix} \quad (I.10)$$

I.5.2 Filtre gaussien

Le filtre de Gauss est, en électronique et en traitement du signal, un filtre dont la réponse impulsionnelle est une fonction gaussienne. Le filtre de Gauss minimise les temps de montée et de descente, tout en assurant l'absence de dépassement en réponse à un échelon [4].

Sa réponse impulsionnelle est donnée par la formule suivante :

$$h(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \tag{I.11}$$

Comme le démontre l'image ci-dessous :

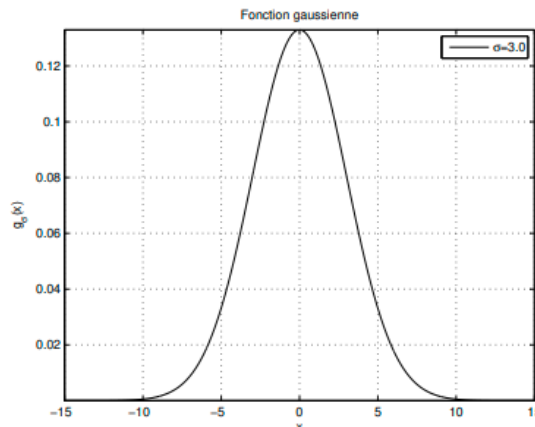


Figure I.11 Le filtre gaussien

I.5.3 Filtre médian (filtre non linéaire)

Le filtre médian est un filtre numérique non linéaire, souvent utilisé pour la réduction de bruit. La réduction de bruit est visant à améliorer les résultats de traitements futurs (détection de bords par exemple). La technique de filtre médian est largement utilisée en traitement d'images numériques car il permet sous certaines conditions de réduire le bruit tout en conservant les contours de l'image.

(On remplace la valeur d'un pixel par la valeur médiane dans son voisinage n x m) [4].

- Principe est comme ça, Comme le démontre l'image ci-dessous :

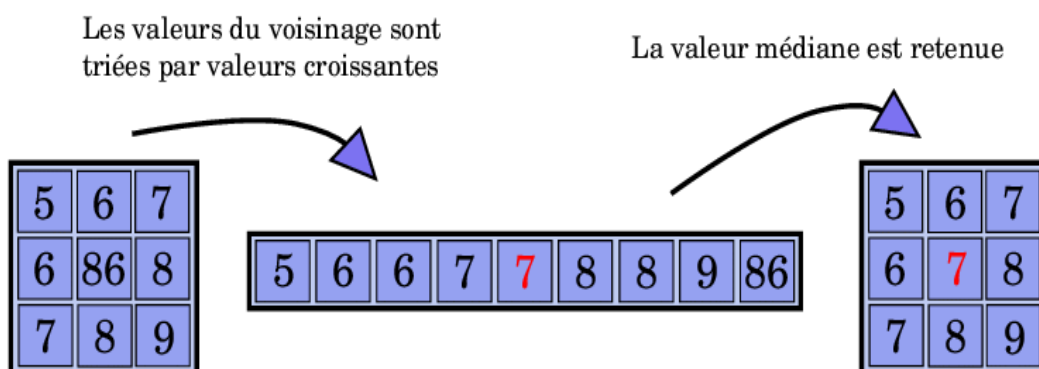


Figure I.12 Principe de filtre médian (Filtre non linéaire)

I.5.4 Filtrage fréquentiel

Le filtrage de fréquence est un processus utilisé dans le traitement du signal pour sélectionner ou rejeter des composants de fréquence spécifiques dans les signaux électriques ou audio. En d'autres termes, il contrôle la présence ou l'absence de certaines fréquences dans un signal particulier. Ceci peut être réalisé en utilisant une variété de filtres, tels que des filtres passe-bas, passe-haut, passe-bande ou coupe-bande, selon les besoins de l'application [9].

- **Filtre passe-bas** : Est conçu pour permettre le passage des signaux de basse fréquence tout en atténuant les fréquences plus élevées.
- **Filtre passe-haut** : Est conçu pour permettre le passage des signaux haute fréquence tout en atténuant les signaux basse fréquence.
- **Filtre coupe-bande** : Est conçu pour atténuer les signaux dans une plage spécifique de fréquences tout en permettant aux fréquences en dehors de cette plage de passer relativement inchangées.
- **Filtre passe-bande** : Un filtre passe bande permet aux signaux dans une gamme spécifique de fréquences, connue sous le nom de bande passante, de passer à travers relativement inchangé, tout en atténuant les fréquences en dehors de cette plage [9].

Comme le démontre l'image ci-dessous :

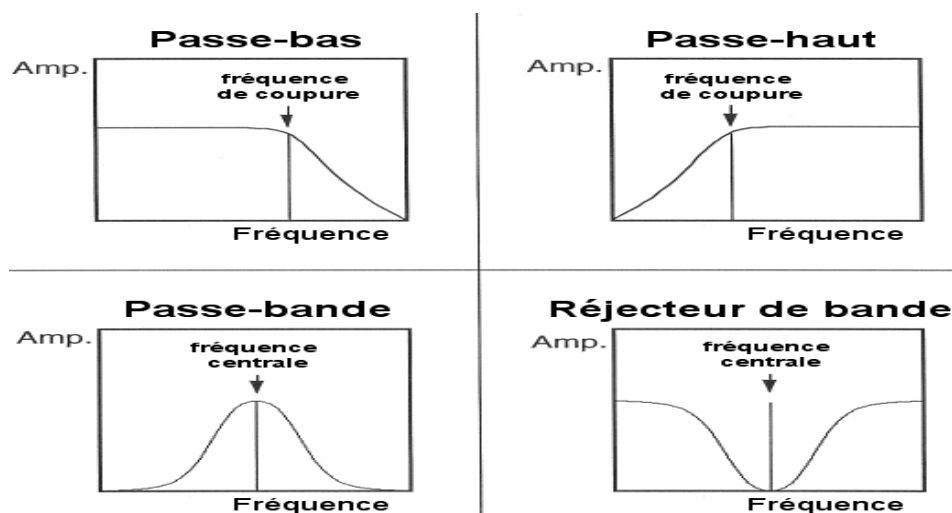


Figure I.13 Filtrage fréquentiel

I.6 Morphologie mathématique

I.6.1 Définition

Morphologie mathématique Très utilisés sur les images binaires (mais aussi sur les images en niveaux de gris), Permettent de modifier la morphologie des objets pour nettoyer le

résultat de segmentation (remplir les trous, éliminer le bruit). Elle fournit en particulier des outils de filtrage, segmentation, quantification et modélisation d'images [8].

I.6.2 Principe

Caractérisés par :

- Un élément structurant.
- Des transformations : érosion, dilatation, ouverture, fermeture...
- Soit une image binaire avec fond = 0 et objet = 1
- L'élément structurant glisse sur toute l'image et transforme sur son passage.
- Des pixels d'objet en pixels de fond (érosion).
- Des pixels de fond en pixels d'objet (dilatation) [8].

I.6.3 Opérateurs morphologiques

I.6.3.1 Erosion et Dilatation

- **Erosion** : Si un des pixels du masque est fond (0) alors le pixel central devient fond.
- **Dilatation** : Si un des pixels du masque fait partie de l'objet (1) alors le pixel central devient objet [8], Comme le démontre l'image ci-dessous :

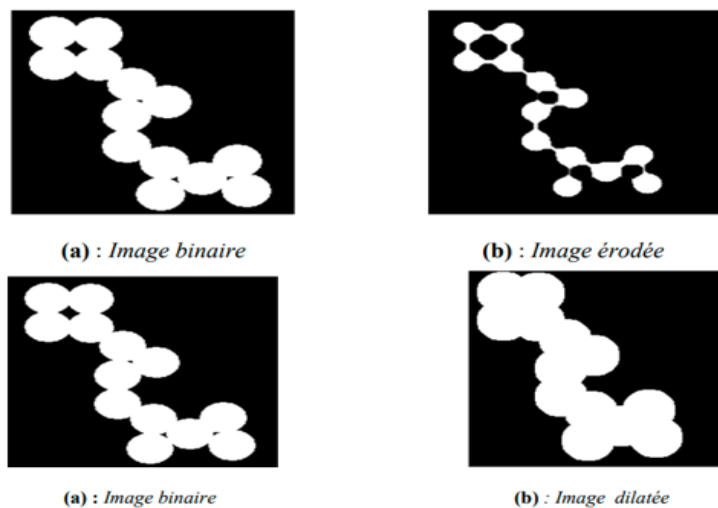


Figure I.14 Erosion & Dilatation

I.6.3.2 Ouverture et Fermeture

- **Ouverture** : l'ouverture d'une image binaire consiste à enchaîner une érosion et une dilatation sur l'image binaire.
- **Fermeture** : La fermeture d'une image binaire consiste à enchaîner une dilatation et une érosion sur l'image binaire [8], Comme le démontre l'image ci-dessous :

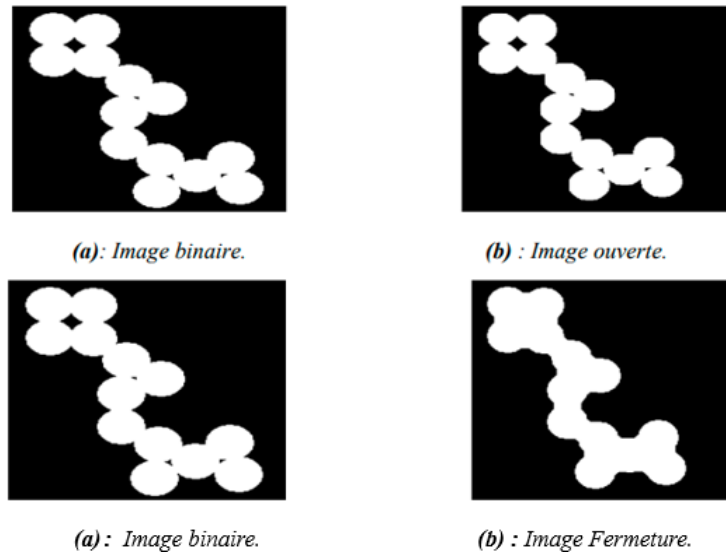


Figure I.15 Ouverture & Fermeture

I.6.3.3 Gradient morphologique

Gradient interne (contour intérieur) : met en évidence le contour interne $A - (A \ominus S)$

Gradient externe (contour extérieur) : renforce le contour extérieur $(A \oplus S) - A$

Gradient morphologique : large gradient $(A \oplus S) - (A \ominus S)$

A : image originale, $(A \ominus S)$: Image érodée et $(A \oplus S)$: Image dilatée [4].

I.7 Détection des contours

I.7.1 Définition

On appelle détection de contours les procédés permettant de repérer les points d'une image matricielle qui correspondent à un changement brutal de l'intensité lumineuse.

Il existe un grand nombre de méthodes de détection des contours de l'image [10].

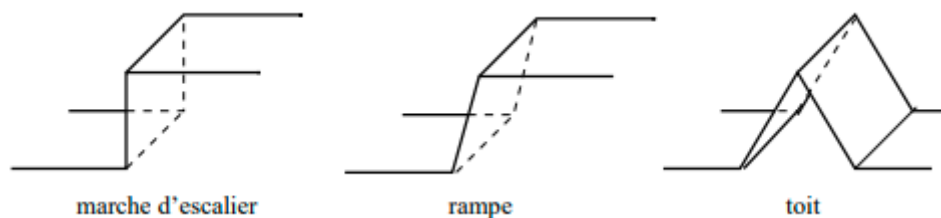


Figure I.16 Quelques modèles de contours

- Gradient localement max

$$df(x)(d) = (\nabla f(x), d) \tag{I.12}$$

- **Dérivée seconde**

La première dérivée de l'image est l'opérateur de base pour mesurer les contours dans l'image (correspond au gradient) [10].

$$\nabla I = \left[\frac{\partial I(x,y)}{\partial x}, \frac{\partial I(x,y)}{\partial y} \right] \tag{I.13}$$

$\frac{\partial I(x,y)}{\partial x}$ Dérivées partielles en x (lignes).

$\frac{\partial I(x,y)}{\partial y}$ Dérivées partielles en y (colonnes).

- **Dérivée discrète**

On utilise la première dérivée de l'image pour les contours [10].

$$\frac{\Delta I}{\Delta x} = \left[\frac{I(x,\Delta x) - I(x)}{\Delta x} \right] \tag{I.14}$$

Exemple :

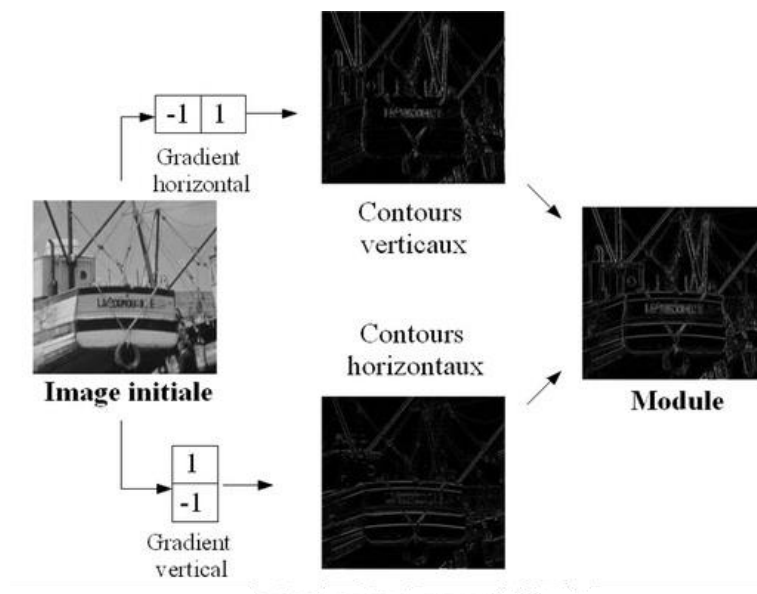


Figure I.17 Exemple d'application de l'approximation de base

I.7.2 Filtres de Roberts

Fournit une approximation de la première dérivée d'une image discrète, Le détecteur de Roberts recherche les dérivées selon les directions diagonales, Il est décomposé en deux masque pour les composantes du gradient [10].

$$Hx = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix} \quad Hy = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{pmatrix} \tag{I.15}$$

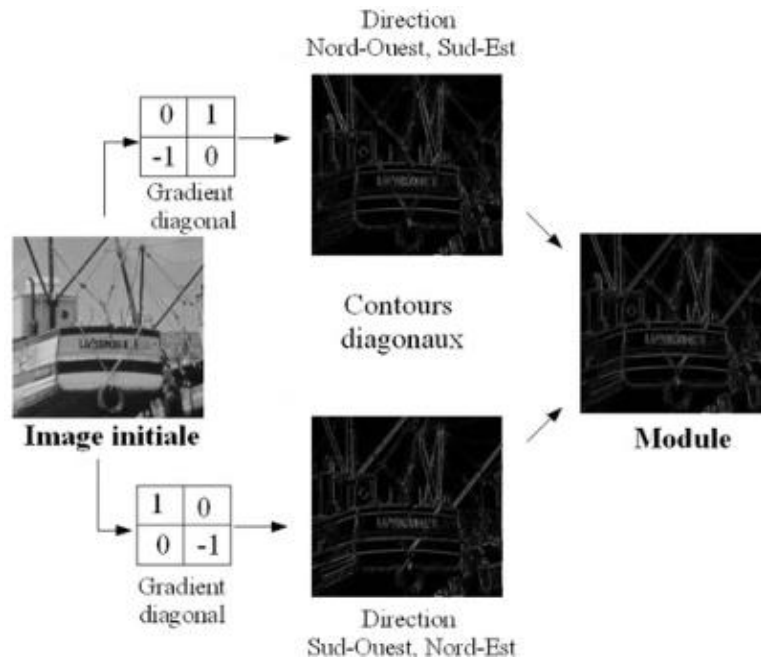


Figure I.18 Filtre robert

En deux dimensions, nous parlons du gradient de l'image (dérivée en x, dérivée en y) Vecteur avec une norme et une direction.

L'opérateur de Roberts est très sensible au bruit et ne peut convenir que pour la détection de forts contrastes à cause de la taille (faible) du noyau de convolution [10].

I.7.3 Filtres de Prewitt

Il est sur la forme suivant dans le cas général :

$$\begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & c & 1 \\ \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline -1 & -c & -1 \\ \hline \end{array}
 \quad
 \begin{array}{|c|c|c|} \hline -1 & 0 & 1 \\ \hline -c & 0 & c \\ \hline -1 & 0 & 1 \\ \hline \end{array}$$

Figure I.19 Cas général

Prewitt utilise les deux masques de convolution suivants :

- Filtre horizontal : $Hx = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}$ (I.16)

- Filtre vertical : $Hy = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$ (I.17)

Les filtres de Prewitt sont moins sensibles au bruit que ceux de Roberts [10].

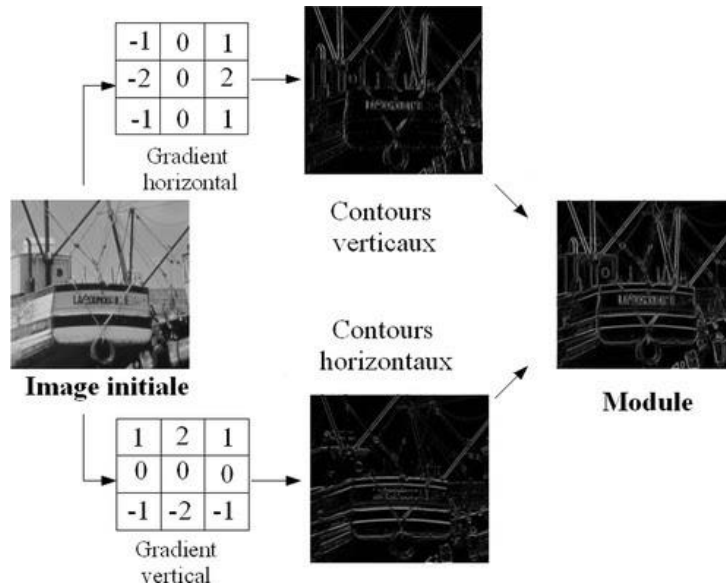


Figure I.20 Filtre Prewitt

I.7.4 Filtres de Sobel

Il est sur la forme suivant dans le cas général (Figure I.19). Sobel utilise les deux masques de convolution suivants :

- Filtre horizontal :
$$H_x = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix} \tag{I.18}$$

- Filtre vertical :
$$H_y = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \tag{I.19}$$

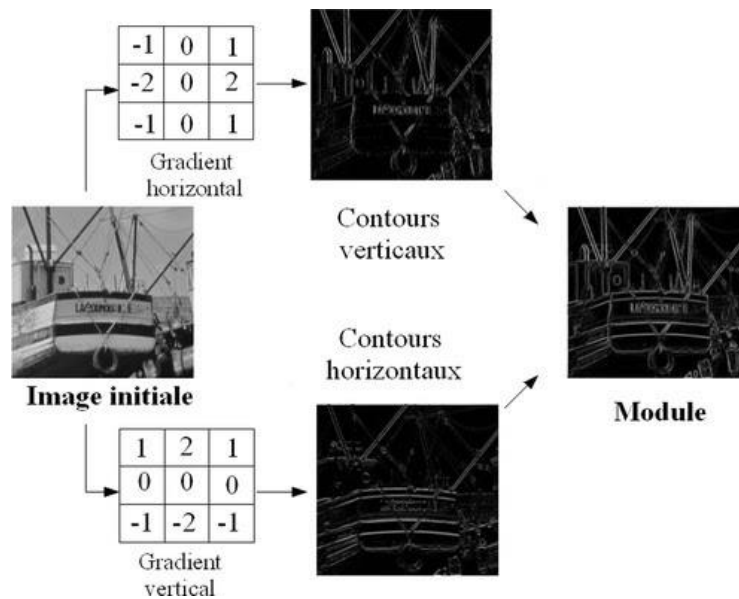


Figure I.21 Filtre Sobel

Le filtre de Sobel combine à la fois le lissage par le filtre monodimensionnel $[1\ 2\ 1]$ et la dérivée selon une direction perpendiculaire au lissage, obtenue par le filtre $[-1\ 0\ 1]$ [10].

I.7.5 Détecteur de Kirsch

Lorsque plusieurs contours se rejoignent en un point, la détection sur seulement deux directions peut être insuffisante. La détection de Kirsch utilise huit filtres calculant les contours dans huit directions différentes. Cependant, les faibles résultats et la lourdeur de ce détecteur font qu'il est peu utilisé [11].

Les masques suivants permettent de détecter les contours à 0° , -45° , -90° et 135°

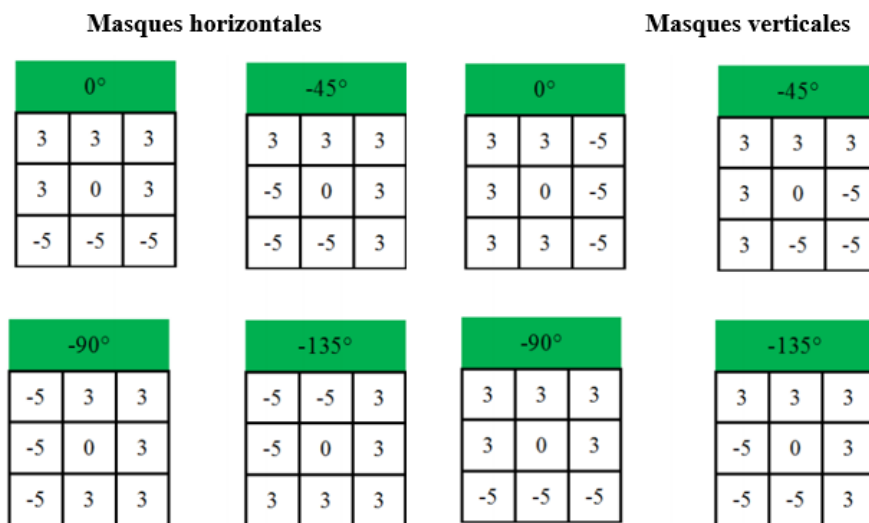


Figure I.22 Les masques Horizontales & Verticales

Les autres filtres sont obtenus en continuant la rotation des coefficients. Il est aussi possible d'utiliser les huit filtres dans ces mêmes directions pour les dérivations de Sobel et Prewitt [11].

I.7.6 Détecteur de Canny

Utilisez la fonction `canny` pour détecter les contours d'une image. L'algorithme détecte les emplacements des contours très précisément et réduit l'aspect des faux contours [10]. L'algorithme a été conçu par John Canny en 1986 pour être optimal suivant trois critères :

- **Bonne détection** : faible taux d'erreur dans la signalisation des contours,
- **Bonne localisation** : minimisation des distances entre les contours détectés et les contours réels,
- **Clarté de la réponse** : une seule réponse par contour et pas de faux positifs [10].

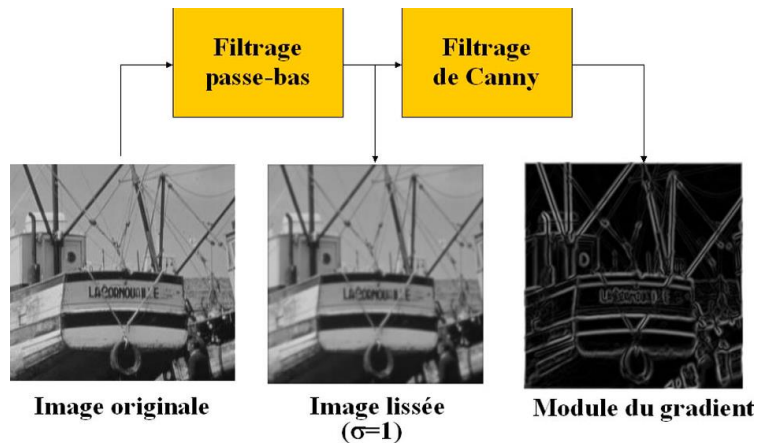


Figure I.23 La fonction Canny

I.7.7 Laplacien

Le laplacien d'une image d'intensité $I(x, y)$ est défini par :

$$\nabla^2 I(x, y) = \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial y^2} \quad (I.20)$$

- Invariant aux rotations de l'image.
- Le laplacien est souvent utilisé en amélioration d'images pour accentuer l'effet de contour :

$$I'(x, y) = I(x, y) - c\nabla^2 I(x, y) \quad (I.21)$$

- Sensibilité au bruit accrue par rapport au gradient.
- Le laplacien d'une image filtrée :

$$\Delta I'(x, y) = \Delta I(x, y) \times h(x, y) = I(x, y) \times \Delta h(x, y) \quad (I.22)$$

Une animation dans l'étude de cas permet de paramétrer le seuil après le calcul du Laplacien. C'est le rôle du seuil S qui va être utilisé dans cette approche pour ne prendre en compte que les passages par zéro d'amplitude relativement élevée correspondant à des vrais contours de l'image [14].

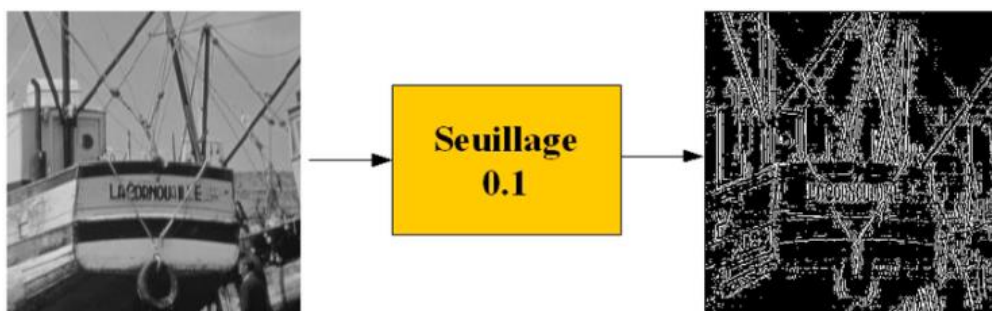


Figure I.24 Laplacien

I.8 Segmentation et classification d'images

I.8.1 Définition

Les outils de segmentation et de classification proposent des méthodes d'extraction d'entités à partir d'images, basées sur des objets. Ces objets sont créés via un processus de segmentation d'images par lequel des pixels adjacents et qui présentent des caractéristiques spectrales similaires sont regroupés dans un segment. Les segments qui présentent certaines formes et caractéristiques spectrales et spatiales peuvent être à leur tour groupés sous forme d'objets [12].

- **Principe :**

La segmentation d'images est basée sur l'approche Décalage moyen. La technique utilise une fenêtre en mouvement qui calcule une valeur moyenne de pixel pour déterminer quels pixels doivent être inclus dans chaque segment. Au fur et à mesure que la fenêtre se déplace sur l'image, elle recalcule la valeur de manière itérative pour s'assurer que chaque segment est adapté. Il en résulte un regroupement de pixels d'images sous la forme d'un segment caractérisé par une couleur moyenne [12].

I.8.2 Relation entre les pixels

Les pixels sont les éléments de base d'une image numérique. La relation entre les pixels dépend du contexte dans lequel ils sont utilisés [13]. Voici quelques relations courantes liées aux pixels :

- **Taille de l'image :** La taille physique d'une image dépend également de la taille des pixels et de leur nombre. Plus la taille des pixels est petite, plus l'image peut être affichée en grande taille sans perte de qualité.
- **Coordonnées spatiales :** Dans un contexte 2D, les pixels peuvent être associés à des coordonnées x et y qui déterminent leur position sur une grille. Dans un contexte 3D, les pixels peuvent être associés à des coordonnées tridimensionnelles (x, y, z) .
- **Résolution de l'image :** La résolution d'une image est déterminée par le nombre de pixels qu'elle contient. Plus il y a de pixels, plus l'image est détaillée. La résolution est souvent exprimée en pixels par pouce (ppp) ou en pixels par centimètre (ppcm).
- **Traitement d'image :** Lors du traitement d'images numériques, les pixels sont souvent manipulés individuellement ou en groupes pour effectuer des opérations telles que le redimensionnement, la rotation, la retouche, etc.

- **Profondeur de couleur :** Les pixels peuvent également être liés à la profondeur de couleur, qui détermine la gamme de couleurs qu'un pixel peut représenter. Par exemple, un pixel avec une profondeur de couleur de 8 bits peut représenter 256 couleurs différentes [13].

I.8.3 Segmentation par seuillage

I.8.3.1 Seuillage automatique

Le seuillage est une opération qui permet de transformer une image en niveau de gris en image binaire (noir et blanc), l'image obtenue est alors appelée masque binaire [15]. Basé sur le logarithme décrit ci-dessous :

Algorithme :

- **Etape 1 :** Calcul de l'histogramme de l'image.
- **Etape 2 :** Sélectionner un seuil initial T_0 .
- **Etape 3 :** Calculer des intensités moyennes m_1 et m_2 des groupes G_1 et G_2 .
- **Etape 4 :** Calcul du nouveau seuil $T = \frac{(m_1+m_2)}{2}$ (I.23)
- **Etape 5 :** Continuer jusqu' à ce que les variations de T soient inférieures à ϵ (défini par l'utilisateur) [15].

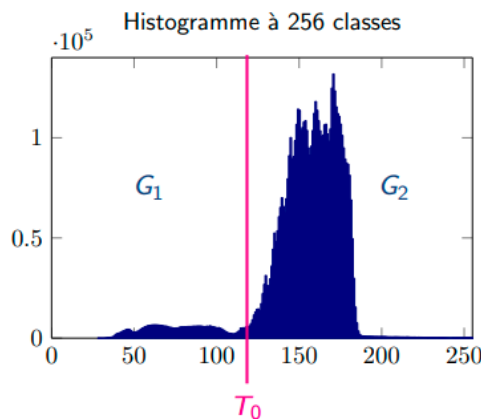


Figure I.25 Histogramme de Seuillage Automatique

I.8.3.2 Méthode d'Otsu

En traitement d'image, la méthode d'Otsu est utilisée pour effectuer un seuillage automatique à partir de la forme de l'histogramme de l'image, ou la réduction d'une image à niveaux de gris en une image binaire. L'algorithme suppose alors que l'image à binariser ne contient que deux classes de pixels, (c'est-à-dire le premier plan et l'arrière-plan) puis calcule le seuil optimal qui sépare ces deux classes afin que leur variance intra-classe soit minimale.

L'extension de la méthode originale pour faire du seuillage à plusieurs niveaux est appelée Multi Otsu méthode [16].

Méthode :

Dans la méthode d'Otsu, le seuil qui minimise la variance intra-classe est recherché à partir de tous les seuillages possibles :

$$\sigma^2 \omega(t) = \omega_1(t)\sigma_1^2(t) + \omega_2(t)\sigma_2^2(t) \tag{I.24}$$

Les poids ω_i représentent la probabilité d'être dans la i -ème classe, chacune étant séparée par un seuil t . Finalement, les σ_i^2 sont les variances de ces classes.

Otsu montre que minimiser la variance intra-classe revient à maximiser la variance inter-classe :

$$\sigma_b^2(t) = \sigma^2 - \sigma^2 w(t) = w_1(t)w_2(t)[\mu_1(t) - \mu_2(t)]^2 \tag{I.25}$$

Qui est exprimée en termes des probabilités de classe ω_i et des moyennes de classes μ_i qui à leur tour peuvent être mises à jour itérativement. Cette idée conduit à un algorithme efficace [16].



Figure I.26 Méthode d'Otsu

Algorithme :

- **Etape 1 :** Calculer l'histogramme et les probabilités de chaque niveau d'intensité.
- **Etape 2 :** Défini les $\omega_i(0)$ et $\mu_i(0)$ initiaux.
- **Etape 3 :** Parcourir tous les seuils possibles $T=1 \dots$ intensité max
 1. Mettre à jour ω_i et μ_i .
 2. Calculer $\sigma_b^2(t)$.
- **Etape 4 :** Le seuil désiré correspond au $\sigma_b^2(t)$ maximum [16].

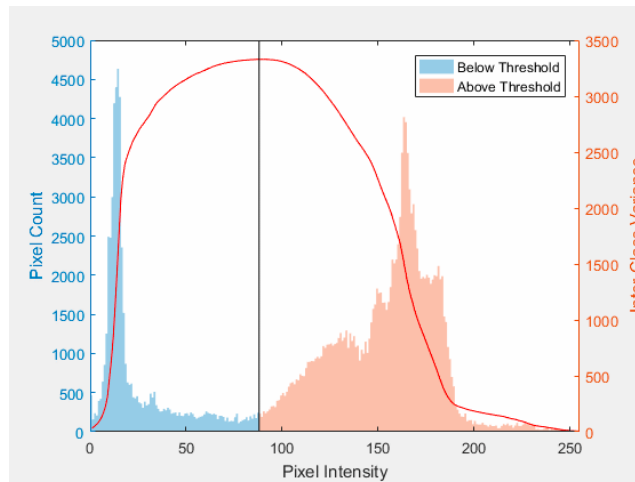


Figure I.27 Histogramme Méthode d'Otsu

I.8.3.3 Seuillage multiple

Seuillage multiple :

$$\begin{cases} 2 & \text{si } f(x, y) > T_2 \\ 1 & \text{si } T_2 \geq f(x, y) \geq T_1 \\ 0 & \text{si } f(x, y) \leq T \end{cases} \quad (I.26)$$

- Plusieurs modes visibles sur l'histogramme.
- Seuillage à plusieurs classes [15] :

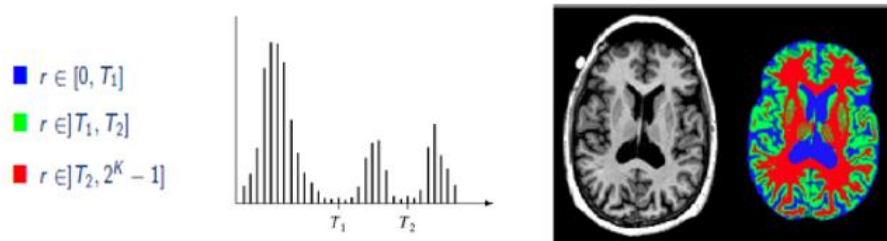


Figure I.28 Seuillage multiple.

I.8.3.4 Méthodes de clustering

Méthodes de clustering ou bien K-moyennes. Extension du seuillage d'histogramme aux images couleurs :

Un pixel est maintenant représenté par un vecteur (intensités R, G et B), contrairement aux images en niveaux de gris (un pixel = un scalaire) [15].

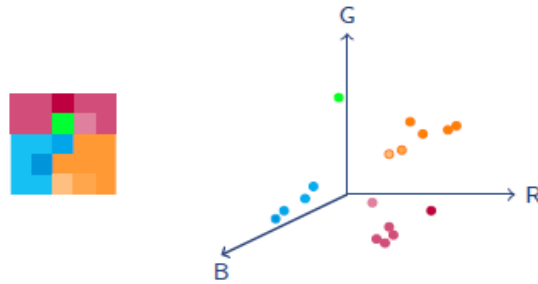


Figure I.29 Illustration schématique

La représentation de l'image par son histogramme n'est plus possible. Donc la Principe des méthodes de clustering : regrouper les vecteurs en groupes homogènes.

Algorithme :

- **Etape 1 :** Partitionnement aléatoire des points en K clusters.
- **Etape 2 :** Calcul du centroïde de chacun des clusters.
- **Etape 3 :** Pour chaque point :
 1. Calcul de la distance du point au centroïde de chaque cluster.
 2. Affectation du point au cluster le plus proche.
- **Etape 4 :** Calcul des centroïdes des nouveaux clusters formés.
- **Etape 5 :** Répéter les étapes 3 et 4 jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de changement dans l'assignement des points (ou des centroïdes) [15].

Un exemple explique l'algorithme :

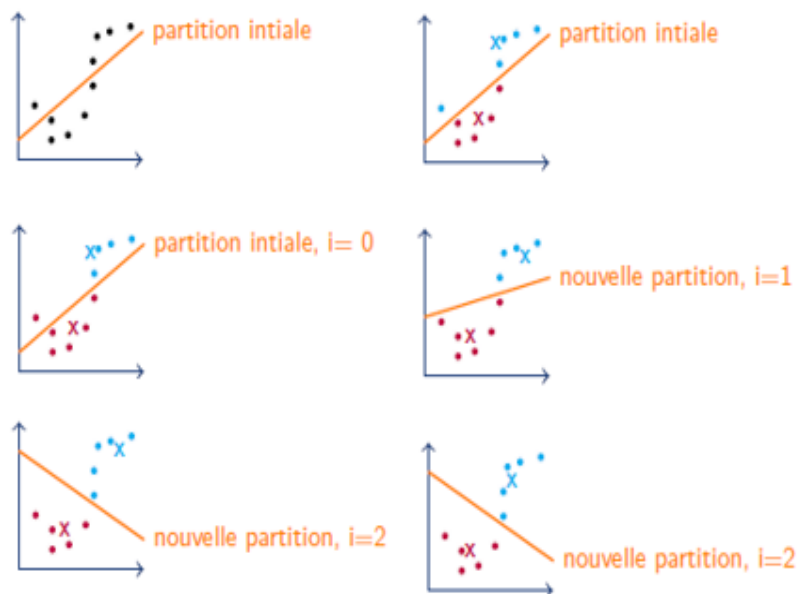


Figure I.30 Exemple Algorithme de K-moyennes

L'image suivante explique la méthode (Valeurs variables pour K) :

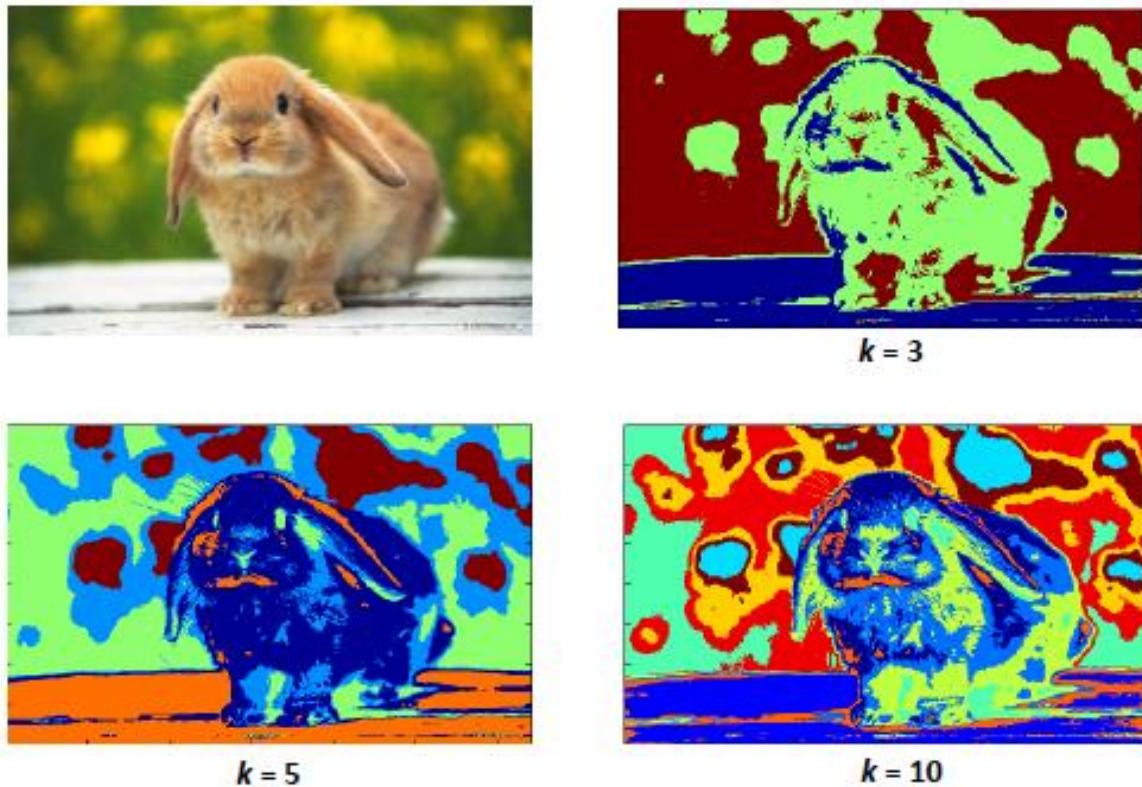


Figure I.31 Méthodes de clustering (K-moyennes)

I.8.4 Méthodes basées région

I.8.4.1 Croissance de région

Principe des méthodes de croissance de région : On part d'un point germe et on l'étend en ajoutant les pixels du voisinage satisfaisant le critère d'homogénéité.

Critère de similarité : Si un pixel et une région, ou deux régions A et B, sont considérés comme suffisamment similaires, ils sont fusionnés, sinon une nouvelle région est créée [15].

Exemple de critère pour l'ajout d'un pixel (i ; j) dans la région A :

$$|I(i, j) - \mu_A| < T\sigma_A \quad (I.27)$$

Choix du seuil T :

1. **Valeur de seuil élevé :** facile pour de nouveaux pixels d'être acceptés dans la région.
2. **Valeur de seuil faible :** difficile pour de nouveaux pixels d'être acceptés dans la région.



Figure I.32 Croissance de région

I.8.4.2 Décomposition et regroupement

Principe d'une méthode de décomposition/fusion :

- Partition initiale par divisions successives de chaque région non-uniforme de l'image.
- Fusions successives des régions adjacentes satisfaisant un critère d'homogénéité.

Nécessité d'une représentation hiérarchique de l'image :

- Construction de la représentation hiérarchique lors de l'étape de division (pendant ou après).
- Utilisation lors de l'étape de fusion.

Les représentations en arbre sont utilisées pour créer une représentation de haut niveau de l'image. Les arbres dénotent un ensemble de régions structurées hiérarchiquement [15].

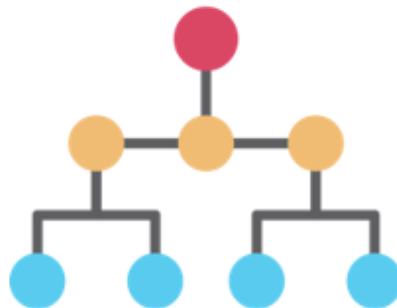


Figure I.33 Structurées hiérarchiquement

Le Quad-Tree est une arborescence dont la racine est l'image entière et donc chaque nœud possède également quatre fils :

- L'image est partagée en quatre quadrants récursivement,
- Un quadrant q est partagé en quatre s'il n'est pas déclaré homogène : $\sigma_q^2 > T$ (I.28)

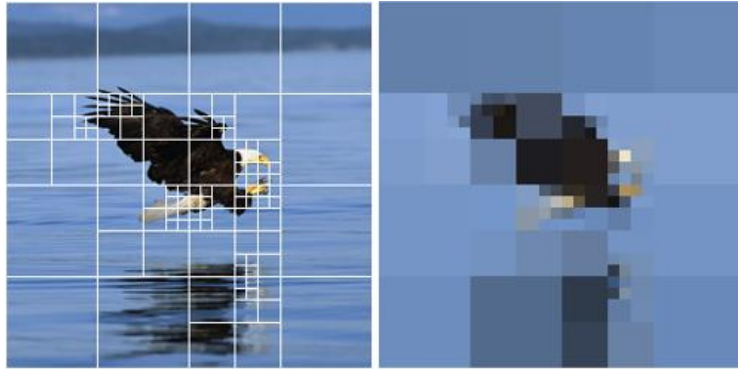


Figure I.34 Quad-Tree

La méthode de décomposition par Quad-Tree fait apparaître des régions carrées sur l'image segmentée.

Représentation par graphe d'adjacence :

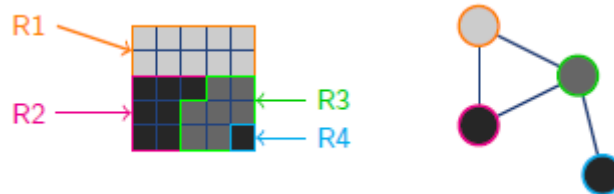


Figure I.35 Graphe d'adjacence

Résumé :

- Partition initiale par méthode des Quad-Tree par exemple.
- Représentation de l'image segmentée par un graphe d'adjacence.
- Fusion des zones segmentées adjacentes en fonction d'un critère d'homogénéité [15].

I.8.4.3 Ligne de partage des eaux

Cette technique consiste à faire grossir simultanément toutes les régions jusqu'à ce que l'image soit entièrement segmentée. L'idée est de transformer l'image à segmenter par une carte d'élévation (terrain en 3D) ou les frontières entre deux régions à segmenter seraient les crêtes et les régions, les bassins.

Cette technique tire son nom d'une analogie avec la géophysique. On peut en effet considérer les valeurs d'intensité des pixels d'une image comme une information d'altitude. Dans ce cas on peut représenter cette image (appelée carte d'élévation). Le principe est alors de remplir progressivement d'eau chaque bassin du terrain. Chaque bassin représente une région [15].

L'algorithme se compose de deux étapes :

- 1) Générer une carte d'élévation à partir de l'image de départ.
- 2) Remplir progressivement les bassins.

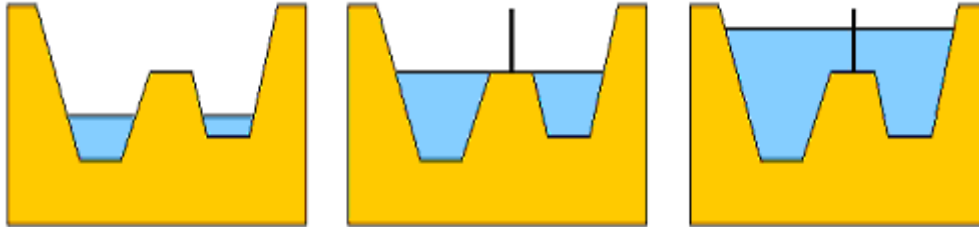


Figure I.36 Ligne de partage des eaux

I.8.5 Classification des images

I.8.5.1 Méthodes de classification

La classification des images désigne la tâche d'affectation de classes à tous les pixels dans une image télédéetectée. Le raster en sortie de la classification des images peut permettre de créer des cartes thématiques. Selon l'interaction entre l'analyste et l'ordinateur pendant la classification. Il existe deux méthodes de classification : assistée et non assistée. Elles peuvent toutes les deux être basées sur des objets ou sur des pixels.

La classification des images peut être un workflow long avec plusieurs étapes de traitement. Dans ArcGIS Pro, les processus de classification ont été rationalisés dans l'Assistant de classification intégrer et parcourir le processus avec une assistance de l'assistant [12].

❖ Assistant de classification :

L'assistant de classification guide les utilisateurs à travers le workflow de classification. Il offre une solution composée des meilleures pratiques et d'une expérience utilisateur simplifiée pour guider efficacement les utilisateurs à travers le processus de classification.

❖ Segmentation :

La segmentation est un composant essentiel du workflow de classification basé sur les objets. Ce processus regroupe les pixels adjacents dont la couleur est similaire et qui présentent certaines caractéristiques de forme.

❖ Gestionnaire d'échantillons d'apprentissage :

La page Gestionnaire d'échantillons d'apprentissage se divise en deux sections : la section de gestion des structures en haut et la section des échantillons d'apprentissage en bas.

Une structure de classification permet nos d'organiser toutes les entités de notre imagerie dans des classes distinctes.

❖ **Classer :**

Nous pouvons classer nos données à l'aide de techniques de classification non assistées et assistées. Cette étape traite nos images dans les classes, en fonction de l'algorithme de classification et des paramètres spécifiés.

❖ **Classification assistée et non assistée :**

La classification assistée vous permet de décider des catégories de classes auxquelles vous souhaitez attribuer des pixels ou des segments.

La classification non assistée permet de laisser l'ordinateur choisir les classes présentes dans votre image en fonction des différences statistiques dans les caractéristiques spectrales des pixels.

❖ **Classifications basées sur des objets et sur des pixels :**

L'approche basée sur des pixels est traditionnelle. Elle décide à quelle classe chaque pixel appartient de manière individuelle. Elle ne tient pas compte des informations provenant des pixels voisins.

L'approche basée sur des objets regroupe les pixels voisins en fonction de leur similarité dans un processus connu sous le nom de segmentation. La segmentation tient compte des caractéristiques de couleur et de forme lors du choix du mode de regroupement des pixels [12].

I.8.5.2 Indicateurs de performance en classification

En classification, les indicateurs de performance mesurent l'efficacité d'un modèle dans la prédiction des classes correctes pour les données d'entrée [12]. Voici quelques-uns des indicateurs de performance les plus couramment utilisés :

- **Précision (Accuracy) :** Il s'agit du rapport entre le nombre de prédictions correctes et le nombre total de prédictions.

$$Accuracy = \frac{N^{\circ} \text{ de prédictions correctes}}{N^{\circ} \text{ total de prédictions}} \quad (I.29)$$

- **Rappel (Recall) :** Il mesure la capacité du modèle à identifier toutes les instances positives.

$$Recall = \frac{Vrais \text{ positifs}}{Vrais \text{ positifs} + Faux \text{ négatifs}} \quad (I.30)$$

- **F1-score** : Il s'agit de la moyenne harmonique de la précision et du rappel. C'est particulièrement utile lorsque les classes sont déséquilibrées.

$$F1 - score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (I.31)$$

- **Matrice de confusion (Confusion Matrix)** : Elle montre le nombre de prédictions correctes et incorrectes par classe, ce qui permet une analyse détaillée des performances du modèle.
- **Courbe ROC (Receiver Operating Characteristic) et AUC (Area Under Curve)** : Ils évaluent la performance d'un modèle de classification binaire à différents seuils de classification. La courbe ROC représente le taux de vrais positifs par rapport au taux de faux positifs, et l'AUC mesure l'aire sous la courbe ROC [12].

Comme le montre la figure suivante :

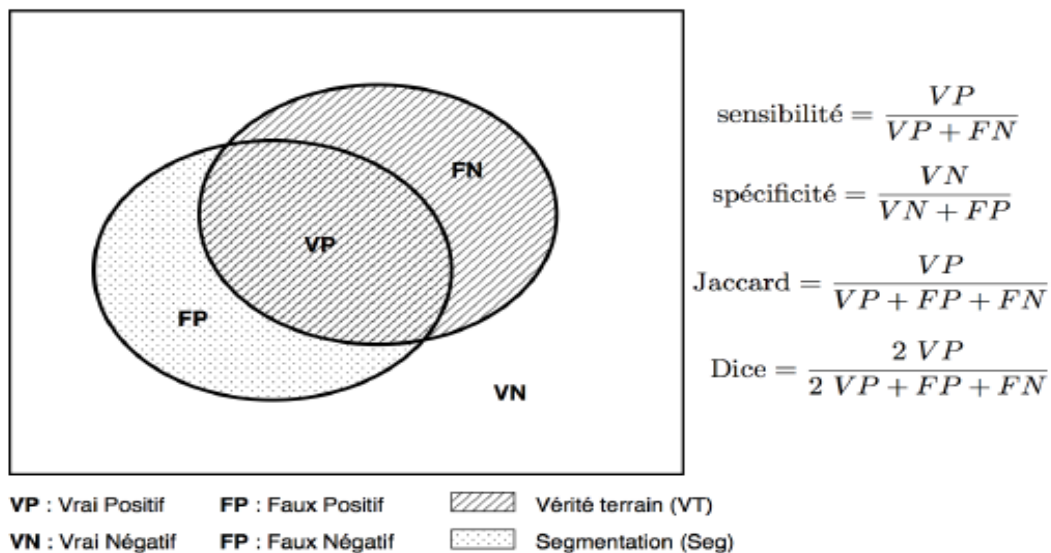


Figure I.37 Indicateurs de performance en classification

I.8.5.3. Algorithmes d'apprentissage automatique

L'apprentissage automatique, aussi appelé apprentissage machine, est un sous-domaine de l'intelligence artificielle (IA) qui est fondé sur des approches mathématiques et statistiques et qui permet à des ordinateurs d'apprendre à partir des données. Contrairement à la programmation traditionnelle où l'humain doit écrire un programme et fournir à l'ordinateur des entrées pour avoir des résultats en sortie, un algorithme d'apprentissage machine prend des entrées ainsi que les résultats voulus et génère un programme (une fonction mathématique) en sortie [12].

Un certain nombre d'algorithmes d'apprentissage automatique sont couramment utilisés, notamment :

- **Réseaux de neurones** : les réseaux de neurones simulent le fonctionnement du cerveau humain, avec un grand nombre de nœuds de traitement liés. Ils sont capables de reconnaître des modèles et jouent un rôle important dans des applications telles que la traduction en langage naturel, la reconnaissance d'images, la reconnaissance vocale et la création d'images.
- **Régression linéaire** : cet algorithme est utilisé pour prédire des valeurs numériques en fonction d'une relation linéaire entre différentes valeurs.
- **Régression logistique** : cet algorithme d'apprentissage supervisé fait des prédictions pour des variables de réponse catégorielles, telles que des réponses « oui/non » à des questions. Il peut être utilisé pour des applications telles que la classification des courriers électroniques et le contrôle de la qualité sur une ligne de production.
- **Regroupement** : en utilisant l'apprentissage non supervisé, les algorithmes de regroupement peuvent identifier des modèles dans les données pour les regrouper. Les ordinateurs peuvent aider les spécialistes des données en identifiant les différences entre les éléments de données que les humains ont négligés.
- **Arbres de décision** : les arbres de décision peuvent être utilisés à la fois pour prédire des valeurs numériques (régression) et pour classer des données en catégories. Ils utilisent une séquence de branchement de décisions liées qui peuvent être représentées à l'aide d'un diagramme arborescent. L'un des avantages des arbres de décision est qu'ils sont faciles à valider et à contrôler, contrairement à la boîte noire d'un réseau de neurones.
- **Forêts aléatoires** : dans une forêt aléatoire, l'algorithme d'apprentissage automatique prédit une valeur ou une catégorie en combinant les résultats d'un certain nombre d'arbres de décision [12].

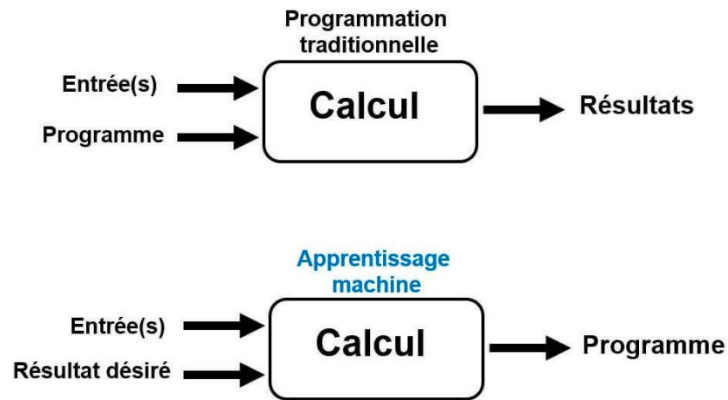


Figure I.38 Algorithmes d'apprentissage automatique

I.9 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons exploré les bases de l'acquisition, de la représentation et de la transformation d'images numériques, ainsi que les principaux objectifs du traitement d'images, notamment l'amélioration de la qualité d'image et l'extraction d'informations pertinentes.

Dans le chapitre suivant nous allons présenter le processus de reconnaissance faciale depuis l'acquisition de l'image à l'identification, ainsi les principales techniques de reconnaissance de visages.

Chapitre II :

La reconnaissance du
visage

II.1 Introduction

Vu la demande grandissante pour la surveillance et le contrôle d'accès des lieux publics tels que les aéroports, banques et administrations, la reconnaissance du visage a connu un grand intérêt parmi la communauté scientifique.

Si pour un être humain, reconnaître un visage relève d'une action naturelle et facile, il en va tout autrement pour un système biométrique autonome. Pour un ordinateur, une telle opération se base sur des algorithmes sophistiqués capables de détecter et d'analyser des éléments tels que la forme du visage, les traits distinctifs, les proportions, et les distances entre les yeux, le nez et la bouche. Ces programmes créent une image du visage, Ils en produisent ensuite un fichier individuel, dénommé "Template ou signature". Les Template sont alors comparées avec toutes les images existantes au niveau de la base de données, en ressortant un score de similitude.

La reconnaissance faciale ne doit pas être confondue avec la détection de visage qui caractérise la présence ou non d'un visage dans une image indépendamment de la personne à qui il appartient [17].

II.2 Système de reconnaissance faciale**II.2.1 Le monde physique**

Le monde physique fait référence à l'ensemble des objets tangibles, des organismes vivants et de l'environnement matériel qui composent notre réalité physique. Il englobe tout ce qui peut être touché, vu, entendu, goûté ou senti par les sens humains. Ce concept inclut des éléments tels que les planètes, les étoiles, les montagnes, les océans, les plantes, les animaux, les humains, ainsi que les structures artificielles telles que les bâtiments et les véhicules.

C'est le monde réel en dehors du système avant l'acquisition de l'image. Dans cette étape, on tient compte généralement de trois paramètres essentiels : L'éclairage, la variation de posture et l'échelle. La variation de l'un de ces trois paramètres peut conduire à une distance entre deux images du même individu, supérieure à celle séparant deux images de deux individus différents, et par conséquent une fausse identification [17,18].



Figure II.1 Le monde physique

II.2.2 Acquisition

L'acquisition d'images est une mesure spatiale d'une interaction entre une onde et de la matière. L'onde est émise par une source et reçue par un capteur. Cette étape consiste à extraire l'image de l'utilisateur du monde extérieur dans un état statique à l'aide d'un appareil photo ou dynamique à l'aide d'une caméra. Après, l'image extraite sera digitalisée ce qui donne lieu à une représentation bidimensionnelle au visage, caractérisée par une matrice de niveaux de gris. L'image dans cette étape est dans un état brut ce qui engendre un risque de bruit qui peut dégrader les performances du système.

Les deux caractéristiques importantes de la mesure spatiale est la taille du plus petit élément (pixel), mais aussi l'intercorrélacion de deux éléments voisins : plus cette intercorrélacion est faible, meilleure est l'image [17,18].

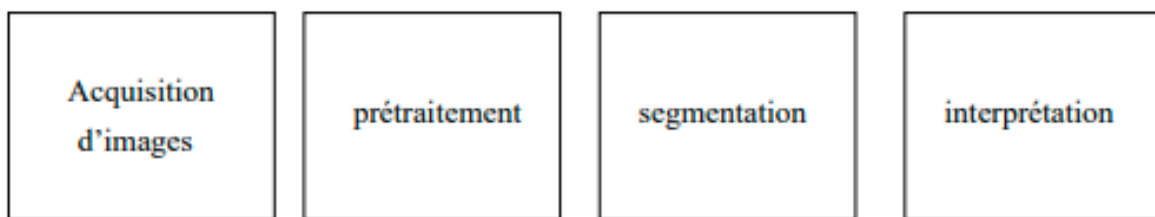


Figure II.2 Exemple d'étapes pour une segmentation d'image

II.2.3 Prétraitement

L'objectif du prétraitement est d'améliorer la qualité de l'image afin de pouvoir l'analyser plus efficacement. Le prétraitement nous permet d'éliminer les distorsions indésirables et d'améliorer des qualités spécifiques qui sont essentielles pour l'application sur laquelle nous travaillons. Ces caractéristiques peuvent changer en fonction de l'application.

En outre, le prétraitement du modèle peut réduire le temps d'apprentissage du modèle et accélérer l'inférence du modèle. Si les images d'entrée sont très volumineuses, le fait de réduire la taille de ces images diminuera considérablement le temps nécessaire à l'entraînement du modèle sans affecter de manière significative les performances du modèle. Le but est de ne conserver que les informations essentielles et donc préparer l'image à l'étape suivante. Il existe plusieurs types de traitement et d'amélioration de la qualité de l'image, telle que : la normalisation, la légalisation et le filtre médian. Cette étape peut également contenir la détection et la localisation du visage dans une image, surtout là où le décor est très complexe [17,18].

Comme nous avons vu sur (voir figure II.2).

II.2.4 Détection de visage

La détection de visage peut se faire par détection de la couleur de la peau, la forme de la tête ou par des méthodes détectant les différentes caractéristiques du visage. Cette étape est autant plus délicate quand l'image acquise contient plusieurs objets de visage ou un fond non uniforme qui crée une texture perturbant la bonne segmentation du visage. Cette étape est dépendante de la qualité des images acquises.

Dans l'étape de détection, on identifie et on localise le visage dans l'image acquise au départ, indépendamment de la position, de l'échelle, de l'orientation et de l'éclairage. C'est un problème de classification où on assigne l'image à la classe visage ou à la classe non visage.

On peut diviser les approches de détection en quatre catégories : les méthodes basées sur la connaissance où on code la connaissance humaine du visage, les méthodes de correspondance de masques, les méthodes à caractéristiques invariables où on utilise la couleur, les textures et les contours et finalement les méthodes les plus répandues et qui sont celles basées sur l'apprentissage ou les statistiques comme ACP, SVM, Graph Matching [17,18].

II.2.5 Extraction des caractéristiques

L'extraction de caractéristiques est une composante du traitement de l'image qui va souvent de pair avec la classification. En vision par ordinateur, l'extraction de caractéristiques visuelles (ou visual features extraction) consiste en des transformations mathématiques calculées sur les pixels d'une image numérique. Les caractéristiques visuelles permettent généralement de mieux rendre compte de certaines propriétés visuelles de l'image, utilisées pour des traitements ultérieurs entrant dans le cadre d'applications telles que la détection d'objets ou la recherche d'images par le contenu [17,18].

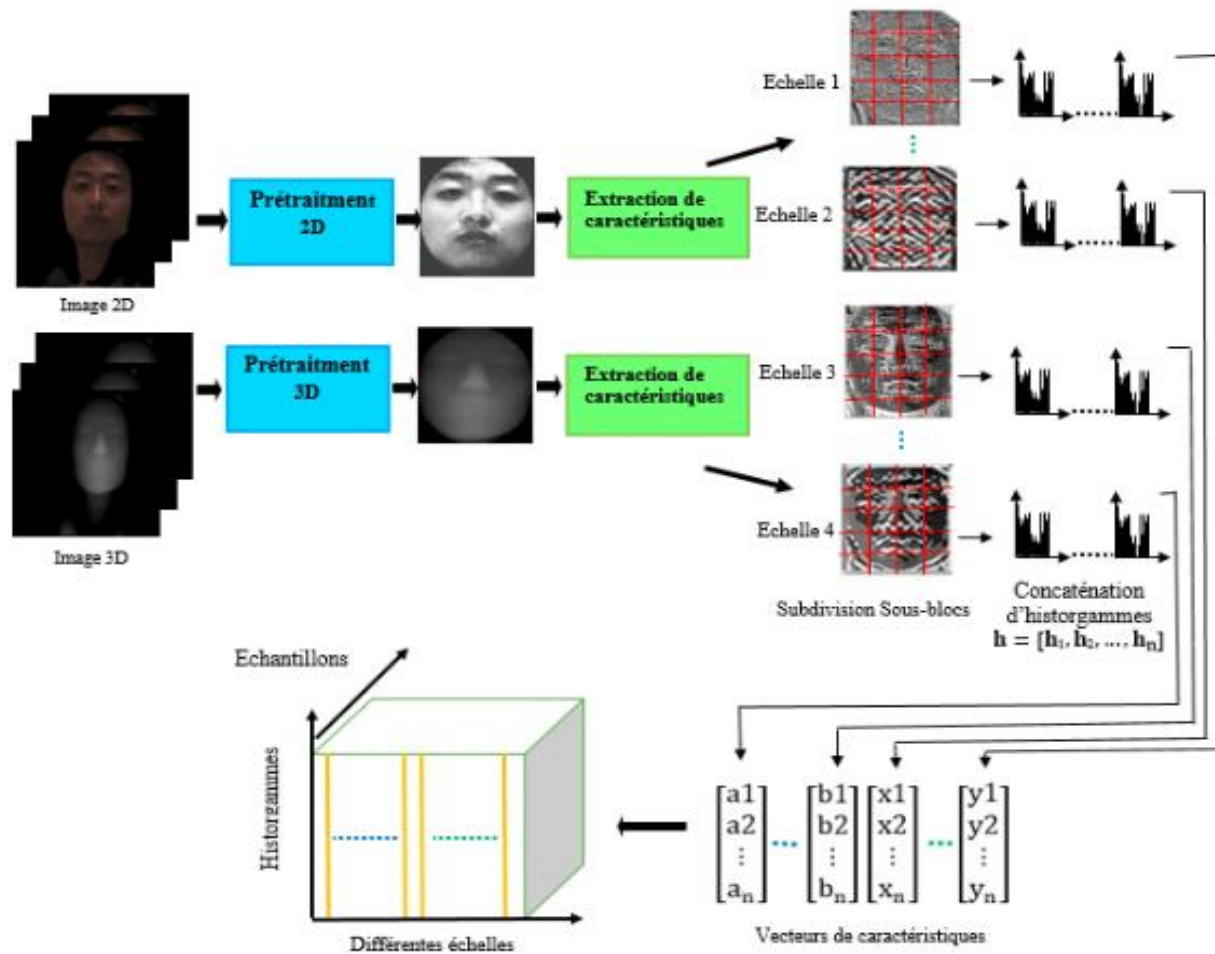


Figure II.3 Extraction de caractéristiques

II.2.6 Classification

Cette étape consiste à modéliser les paramètres extraits d'un visage ou d'un ensemble de visages d'un individu en se basant sur leurs caractéristiques communes. Un modèle est un ensemble d'informations utiles, discriminantes et non redondantes qui caractérise un ou plusieurs individus ayant des similarités [18].

II.2.7 Apprentissage

C'est l'étape où on fait apprendre les individus au système, elle consiste à mémoriser les paramètres, après extraction et classification, dans une base de données bien ordonnées pour faciliter la phase de reconnaissance et la prise d'une décision, Elle est comme en quelque sorte la mémoire du système.

Les algorithmes d'apprentissage non supervisé peuvent exécuter des tâches de traitement plus complexes que les systèmes d'apprentissage supervisé, mais ils peuvent aussi être plus imprévisibles [17,18].

II.2.8 Décision

C'est l'étape qui fait la différence entre un système d'identification d'individus et un autre de vérification. Dans cette étape, un système d'identification consiste à trouver le modèle qui correspond le mieux au visage pris en entrée à partir de ceux stockés dans la base de données, il est caractérisé par son taux de reconnaissance.

Par contre, dans un système de vérification il s'agit de décider si le visage en entrée est bien celui de l'individu (modèle) proclamé ou il s'agit d'un imposteur, il est caractérisé par son EER (Equal Error Rate) [17,18].

II.3 Techniques de la reconnaissance faciale

Plusieurs méthodes de reconnaissance de visages ont été proposées durant les dernières années. Elle est un axe de recherche ouvert attirant des chercheurs venants de disciplines différentes. Parmi les plus importantes caractéristiques qui servent à la reconnaissance du visage sont : les yeux, la bouche, la forme du visage (contour), etc.

Et par ces caractéristiques, les méthodes de reconnaissance faciale peuvent être séparées en trois grandes familles : les méthodes globales (ou holistiques), les méthodes locales, basées sur des modèles, et les méthodes hybrides. Le diagramme suivant fournit une classification des méthodes principales de reconnaissance faciale :

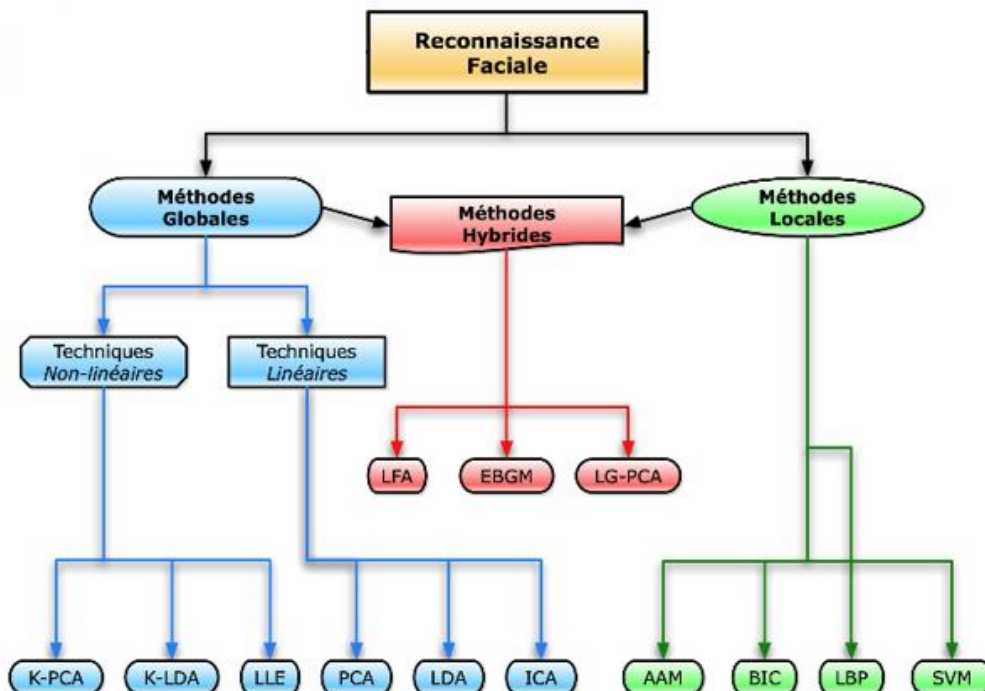


Figure II.4 Classification des algorithmes principaux utilisés en reconnaissance faciale

II.3.1 Méthodes globales

Il n'est pas nécessaire de repérer certains points caractéristiques du visage (comme les centres des yeux, le centre de la bouche, etc.) à part pour normaliser les images. Dans ces méthodes, les images de visage (qui peuvent être vues comme des matrices de valeurs de pixels) sont traitées de manière globale et sont généralement transformées en vecteurs, plus faciles à manipuler.

Les algorithmes globaux s'appuient sur des propriétés statistiques bien connues et utilisent l'algèbre linéaire. Ils sont relativement rapides à mettre en œuvre, mais sont sensibles aux variations d'illumination, de pose et d'expression faciale.

Ces méthodes utilisent principalement une analyse de sous-espaces de visages. Cette expression repose sur un fait relativement simple : une classe de "formes" qui nous intéresse (dans notre cas, les visages) réside dans un sous-espace de l'espace de l'image d'entrée [18].

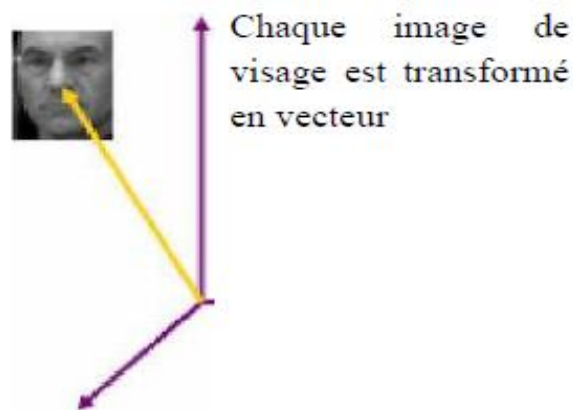


Figure II.5 Principe des méthodes globales

Parmi les approches les plus importantes réunies au sein de cette classe on trouve :

- **L'Analyse en Composantes Principales (ACP ou Eigen Faces)**

Définition d'une analyse en composantes principales : L'analyse en composantes principales est l'une des méthodes d'analyse de données multivariées les plus fréquemment utilisées. Elle permet d'étudier des ensembles de données multidimensionnelles avec des variables quantitatives. Elle est largement utilisée en biostatistique, en marketing, en sociologie et dans de nombreux autres domaines.

L'ACP peut donc être considérée comme une méthode d'exploration de données car elle permet d'extraire facilement des informations de grands ensembles de données. Elle peut être utilisée à plusieurs fins, notamment :

- L'étude et la visualisation des corrélations entre les variables, afin d'éventuellement limiter le nombre de variables à mesurer par la suite ;
- L'obtention de facteurs non corrélés qui sont des combinaisons linéaires des variables de départ, afin d'utiliser ces facteurs dans des méthodes de modélisation telles que la régression linéaire, la régression logistique ou l'analyse discriminante [19].

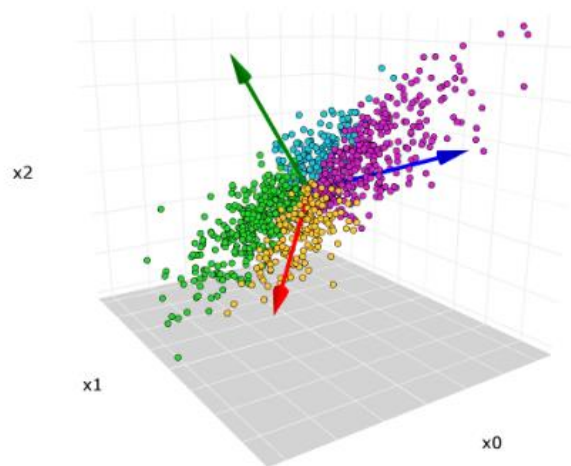


Figure II.6 Analyse en Composantes Principales (ACP)

- **L'Analyse Discriminante Linéaire (LDA)**

Cette analyse recherche la meilleure discrimination possible des groupes par rotation des axes, en diagonalisant la matrice variance-covariance inter-groupes, ce qui revient à calculer les combinaisons linéaires des variables initiales qui séparent le mieux ces groupes.

En ADL, on réutilise le même principe, mais nous substituons la matrice inter-groupes à la matrice variance-covariance pour effectuer cette ACP. Le résultat est une autre rotation des axes qui va maximiser, cette fois-ci, les distances inter-groupes... et donc, étaler au mieux les différentes classes de notre classifieur selon des axes qui les séparent le mieux possible linéairement. Les hyperplans de séparations sont déterminés par rapport aux barycentres des différentes classes. En d'autres termes, ils sont placés à égale distance des centres de gravité des différents nuages de points dans la représentation en composantes principales de l'ADL. Cette à dire l'algorithme présente l'avantage d'être simple et rapide à calculer [19].

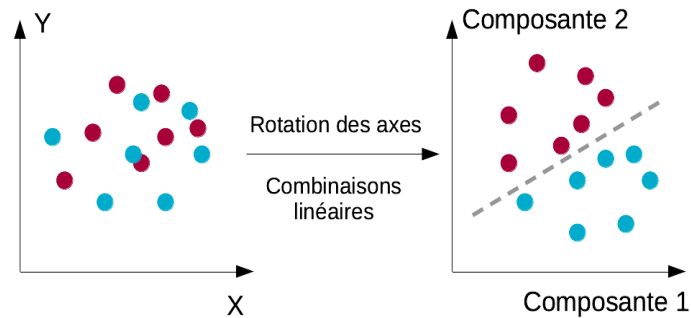


Figure II.7 Analyse discriminante linéaire (ADL)

II.3.2 Méthodes locales

Les méthodes locales, basées sur des modèles, utilisent des connaissances a priori que l'on possède sur la morphologie du visage et s'appuient en général sur autour des points caractéristiques (coins des yeux, de la bouche, le nez, ...), l'énergie sera accordée aux petits détails locaux évitant le bruit engendré par les cheveux, les lunettes, les chapeaux, la barbe, etc.

Toutes ces méthodes ont l'avantage de pouvoir modéliser plus facilement les variations de pose, d'éclairage et d'expression par rapport aux méthodes globales. Toutefois, elles sont plus lourdes à utiliser puisqu'il faut souvent placer manuellement un assez grand nombre de points sur le visage [17,18].

Parmi ces approches on peut citer :

- **Machine à Vecteurs de Support (SVM)**

C'est une nouvelle technique qui a été proposée par V.Vapnik en 1995, elle est utilisée dans plusieurs domaines statistiques (classement, régression, fusion,... etc.). Plusieurs travaux ont montré son efficacité et principalement en traitement d'images depuis son introduction dans le domaine de reconnaissance de formes. L'idée essentielle de cette approche consiste à projeter les données de l'espace d'entrée (appartenant à des 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, la technique de construction de l'hyperplan optimal est utilisée pour calculer la fonction de classement séparant les classes tels que :

- Les vecteurs appartenant aux différentes classes se trouvent de différents côtés de l'hyper plan.
- La plus petite distance entre les vecteurs et l'hyperplan (la marge) soit maximale [18].

II.3.3 Méthodes hybrides

Comme on a vu précédemment plusieurs approches ont été proposées pour la reconnaissance de visages, sauf qu'aucune d'elle n'est capable de s'adapter aux changements d'environnements tels que la pose, expression du visage, éclairage, etc.

La robustesse d'un système de reconnaissance peut être augmentée par la fusion de plusieurs méthodes. Il est par ailleurs possible d'utiliser une combinaison de classificateurs basés sur des techniques variées dans le but d'unir les forces de chacun et ainsi pallier à leurs faiblesses.

Les méthodes hybrides permettent d'associer les avantages des méthodes globales et locales en combinant la détection de caractéristiques géométriques (ou structurales) avec l'extraction de caractéristiques d'apparence locales. Elles permettent d'augmenter la stabilité de la performance de reconnaissance lors de changements de pose, d'éclairage et d'expressions faciales [17,18].

Parmi ces approches on peut citer :

- **Algorithm Elastic Bunch Graph Matching (EBGM)**

A partir d'une image de visage, cette méthode localise des points caractéristiques comme les coins des yeux, de la bouche et le nez. Un treillis élastique virtuel est ensuite appliqué sur l'image de visage à partir de ces points. Chaque point représente un noeud étiqueté auquel nous associons un jeu de coefficients d'ondelettes complexes de Gabor, appelés Jet.

Dans cette approche, la reconnaissance se fait par la mesure de similarité entre les différents Jets et les longueurs des segments du treillis de deux images. La caractéristique de l'EBGM est qu'il ne traite pas directement les valeurs de niveaux de gris des pixels d'une image de visage, ce qui lui confère une plus grande robustesse aux changements d'éclairage, de pose et d'expression faciale. Cependant il est plus difficile à implémenter par rapport aux méthodes globales [17,18].

II.4 Difficultés de la reconnaissance de visage

II.4.1 Echelle

Outil semblable à une échelle d'évaluation ou à un test que les ordinateurs ou les systèmes peuvent utiliser pour évaluer leur capacité à reconnaître les visages. Tout comme vous pourriez répondre à un questionnaire pour voir si vous savez quelque chose, les ordinateurs peuvent subir des tests pour voir à quel point ils peuvent reconnaître les visages.

Ces "échelles" consistent en diverses tâches ou défis que l'ordinateur doit accomplir, telles que l'identification de visages familiers, la correspondance de visages avec des noms ou des émotions, ou la distinction entre différents visages. Chaque tâche fournit un aperçu des capacités de l'ordinateur et où il pourrait lutter.

Par exemple, si un ordinateur a constamment du mal à faire correspondre des visages avec des noms correspondants, cela peut indiquer que ses capacités de reconnaissance faciale doivent être améliorées pour associer des identités à des informations visuelles.

Le but de l'utilisation d'une "échelle" est d'aider les développeurs et les chercheurs à comprendre comment leurs systèmes de reconnaissance faciale fonctionnent et à identifier les domaines à améliorer. En évaluant systématiquement différents aspects de la reconnaissance faciale, ils peuvent affiner les algorithmes, développer de meilleures méthodes de formation ou même concevoir de nouvelles technologies pour améliorer les capacités de reconnaissance faciale dans les ordinateurs [17,18].

II.4.2 Occultations partielles

Le visage peut être partiellement masqué par des objets dans la scène, ou par le port d'accessoire tels que lunettes, écharpe... Dans le contexte de la biométrie, les systèmes proposés doivent être non intrusifs c'est-à-dire qu'on ne doit pas compter sur une coopération active du sujet. Par conséquent, il est important de savoir reconnaître des visages partiellement occultés.

Ont étudié l'impact du port de lunettes de soleil, et du cache nez occultant la partie inférieure du visage sur la reconnaissance faciale. Les résultats expérimentaux semblent indiquer que, dans ces conditions, les performances des algorithmes de reconnaissance restent faibles [17,18].



Figure II.8 Occultations partielles

II.4.3 Présence ou absence des composants structuraux

La présence des composants structurels telle que la barbe, la moustache, ou bien les lunettes peut modifier énormément les caractéristiques faciales telles que la forme, la couleur, ou la taille du visage. De plus, ces composants peuvent cacher les caractéristiques faciales de base causant ainsi une défaillance du système de reconnaissance. Par exemple, des lunettes opaques ne permettent pas de bien distinguer la forme et la couleur des yeux, et une moustache ou une barbe modifie la forme du visage [17,18].

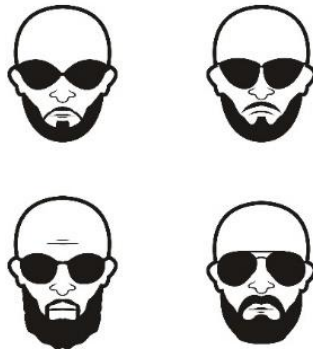


Figure II.9 Barrières faciales

II.4.4 Variation de la pose

Un changement de l'angle d'inclinaison du visage engendre, pour une position fixe du capteur, de nombreux changements d'apparence dans l'image collectée. Nous nous intéressons ici aux rotations du visage en profondeur tels que les mouvements de type hochement de tête ou négation.

Cette difficulté a été démontrée par des tests d'évaluation élaborés. La résultent en des déformations qui font varier la forme globale du visage. Ces déformations qui consistent à l'étirement de certaines parties du visage et le compactage d'autres régions font varier aussi les distances entre les caractéristiques faciales. Si la pose du visage-requête diffère significativement de celle des visages enregistrés, les performances des systèmes de reconnaissance baissent sensiblement.

Quand le visage est de profil dans le plan image (orientation $< 30^\circ$), il peut être normalisé en détectant au moins deux traits faciaux (passant par les yeux). Cependant, lorsque la rotation est supérieure à 30° , la normalisation géométrique n'est plus possible [17,18].

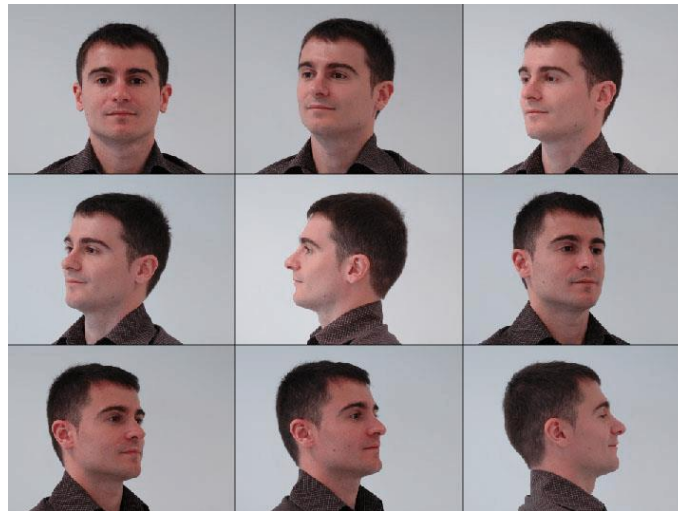


Figure II.10 Variation de la pose

II.4.5 Changement d'illumination

L'apparence d'un visage dans une image varie énormément en fonction de l'illumination de la scène lors de la prise de vue.

Les variations d'éclairage rendent la tâche de reconnaissance de visage très difficile. En effet, le changement d'apparence d'un visage dû à l'illumination, se révèle parfois plus critique que la différence physique entre les individus, et peut entraîner une mauvaise classification des images d'entrée.

L'identification de visage dans un environnement non contrôlé reste donc un domaine de recherche ouvert. Les évaluations FRVT ont révélé que le problème de variation d'illumination constitue un défi majeur pour la reconnaissance faciale [17,18].



Figure II.11 Changement d'illumination

II.4.6 Expressions faciales

On soutient que les expressions faciales n'ont pas une grande influence sur les algorithmes de reconnaissance, pour autant qu'elles restent raisonnables. Alors que les cas extrêmes qui engendrent d'importantes déformations de la bouche (tel que le cri) et le rétrécissement ou la fermeture complète des yeux dégradent considérablement les performances

de la reconnaissance automatique. Il peut être utile de repérer en amont de la reconnaissance ces expressions problématiques. Si l'on est capable de catégoriser l'expression faciale du visage requête, deux approches sont possibles.

Avec les visages sont des objets non rigides. L'expression faciale de l'émotion, combinée avec la parole, peut produire des changements d'apparence importants des visages. Le nombre de configurations possibles est incalculable.

L'influence de l'expression faciale sur la reconnaissance est donc difficile à évaluer. Puisque l'expression faciale affecte la forme géométrique et les positions des caractéristiques faciales, il semble logique que les techniques globales ou hybrides y soient plus robustes que la plupart des techniques géométriques.

Par contre, à l'aide d'une technique générative utilisant un modèle de visage suffisamment précis, il serait possible de transformer le visage-test de manière à ce qu'il se présente dans des conditions moins difficiles et plus favorables. La déformation du visage qui est due aux expressions faciales est localisée principalement sur la partie inférieure du visage. L'information faciale se situant dans la partie supérieure du visage reste quasi invariable. Elle est généralement suffisante pour effectuer une identification.

L'identification de visage avec expression faciale est un problème difficile qui est toujours d'actualité et qui reste non résolu. L'information temporelle fournit une connaissance additionnelle significative qui peut être utilisée pour résoudre ce problème [17,18].



Figure II.12 Expression faciale

II.5 Evaluation d'un système de reconnaissance faciale

L'évaluation d'un système de reconnaissance faciale implique plusieurs aspects techniques, éthiques et pratiques. Voici quelques points :

- **Performance en temps réel**

La vitesse à laquelle le système peut identifier les visages est importante, surtout dans des environnements où une réponse rapide est nécessaire, comme la sécurité dans les aéroports ou les stades.

- **Précision et fiabilité**

Il faut évaluer sa capacité à reconnaître correctement les visages dans différentes conditions d'éclairage, d'angle et de qualité d'image.

- **Protection de la vie privée**

L'évaluation doit inclure une analyse approfondie des risques pour la vie privée et des mesures de protection mises en place, telles que la minimisation des données et la sécurisation des informations collectées.

- **Sécurité**

Les systèmes de reconnaissance faciale doivent être évalués pour leur résistance aux attaques, telles que les tentatives de détournement ou de contournement.

- **Éthique et utilisation responsable**

L'évaluation doit également prendre en compte les implications éthiques de l'utilisation de la reconnaissance faciale.

- **Conformité réglementaire**

Il est important de s'assurer que le système respecte toutes les réglementations et normes légales en matière de protection des données et de vie privée.

- **Robustesse aux biais :**

Il est crucial de tester et d'atténuer ces biais pour éviter toute discrimination.

- **Facilité d'utilisation et convivialité :**

L'évaluation devrait également inclure des tests d'utilisabilité pour s'assurer que le système est convivial et facile à utiliser pour les utilisateurs finaux.

Il fois l'évaluation complète d'un système de reconnaissance faciale devrait prendre en compte ses performances techniques, sa conformité réglementaire, ses implications éthiques et son impact sur la vie privée, ainsi que sa sécurité et sa convivialité.

II.6 Conclusion

A travers ce chapitre, Nous avons présenté les principales techniques de reconnaissance de visages, depuis l'acquisition de l'image à l'identification. Ensuite, Nous avons mis en évidence les différentes difficultés inhérentes à la reconnaissance automatique de visages, Notamment l'invariance à l'illumination, pose et expressions faciales.

Puis nous avons énoncé quelques systèmes commercialisés sur le marché. Nous avons aussi donné un aperçu sur les techniques et la mesure de leurs performances.

Enfin, Cette technologie est peu couteuse, peu encombrante, elle est de surcroit peu contraignant pour les usagers.

Le chapitre qui suit, sera consacré à la présentation des résultats obtenus en appliquant différents algorithmes afin de pouvoir faire une comparaison positive et utile.

Chapitre III :

Simulation et Résultats

III.1 Introduction

Ce Chapitre est consacré aux différents résultats obtenus en appliquant les méthodes qui font l'objet de ce mémoire. Nous allons expliquer en détail l'implémentation structurelle de notre application et les divers concepts et approches utilisés pour mettre en place notre système.

Nous présenterons les résultats obtenus pour chaque méthode utilisée, ainsi la préparation des différentes bases de données. Par conséquent, nous utilisons le langage Matlab pour concevoir notre système de reconnaissance faciale.

III.2 Conception

La structure globale du système de reconnaissance faciale comprend deux phases :

- 1) **Phase d'apprentissage** : Comme son nom l'indique, c'est l'étape à laquelle le système d'une personne apprend d'une ou de plusieurs images, et cela se fait à l'aide de plusieurs algorithmes utilisés. A la fin de cette phase, nous aurons pour chacun un modèle unique marqué par préservé.
- 2) **Phase de test** : Identifier une personne à partir de la base de test à partir de ceux de la base d'apprentissage et identifier à travers elle.

III.3 Présentation du logiciel MATLAB

MATLAB (abréviation de **MA**Trix **LAB**oratory) est un langage de programmation de haut niveau pour le calcul numérique. Il est particulièrement performant pour le calcul matriciel, car sa structure de données est basée sur des matrices. Il dispose de possibilité d'affichage très riches et d'une syntaxe spécifique, simple et intuitive. Il s'agit d'un langage à interpréter, ce qui permet un développement très rapide mais qui a l'inconvénient de ne pas avoir un temps d'exécution aussi rapide qu'un langage comme C développé par Math Works. MATLAB permet dès le traçage de fonctions et de données, l'implémentation d'algorithmes, la création d'interfaces utilisateur et l'interfaçage avec des programmes écrits dans d'autres langues.

MATLAB propose deux types de fonctionnement :

- Un fonctionnement en ligne de commande où MATLAB exécute les instructions au fur et à mesure qu'elles sont données par l'utilisateur.
- Un fonctionnement via des scripts, dans ce cas MATLAB exécute ligne par ligne un fichier que l'on désigne par programme. Une image MATLAB est une matrice bidimensionnelle de valeurs entières ou réelles [8].

Les principales fonctions de traitement d'image sous MATLAB se trouvent dans la boîte à outils (toolbox) image processing (traitement d'images) ou on peut trouver les fonctions suivantes :

- Lecture, écriture et affichage d'une couleur au niveau de gris ;
- Transformations spatiales et transformations fréquentielles ;
- Filtrage linéaire et non linéaire ;
- Binarisation et morphologie mathématique ;
- Analyse et restauration d'image ;
- Changement d'espace couleur.

III.4 Base des données

On a utilisé deux bases de données [20, 21] :

1) Facial Images : Faces94 :

Il contient 153 personnes (20 femmes, 113 hommes, 20 malestaff), chaque personne a pris 20 images avec des expressions et un éclairage différent, les mêmes dimensions par image (180x200).



Figure III.1 Base des données FACES94

2) 14 Célébrité Faces Data base :

Où il contient 14 personnes célèbres, chaque personne prend plusieurs photos sous différents angles, dimensions et arrière-plans dans chacun des portraits de l'homme d'une femme.



Figure III.2 Base des données 14 célébrité

III.5 Analyse en composantes principales (ACP)

III.5.1 Définition

L'analyse en composantes principales (ACP) est une méthode de réduction de la dimensionnalité et d'apprentissage automatique utilisée pour simplifier un ensemble de données volumineux en un ensemble plus petit tout en maintenant des tendances et des modèles significatifs.

L'analyse en composantes principales (ACP) est également connue sous le nom de transformation hôtelière (HT) ou transformation karhunen-Loève (KLT). Il se trouve très efficace dans les ares d'images et de traitement de signal.

Dans la zone de traitement d'image et de signal. Le ACP est principalement utilisé pour réduire la taille des vecteurs d'entités utilisés pour les problèmes de reconnaissance et de classification d'objets. L'ACP peut être mise en œuvre en utilisant :

- **EVD** (Décomposition des valeurs propres) ;
- **SVD** (décomposition des valeurs singulières).

Signifie que c'est une méthode de réduction de dimensionnalité qui est souvent utilisée pour réduire la dimensionnalité de grands ensembles de données, en transformant un grand ensemble de variables en un plus petit qui contient toujours la plupart des informations dans le grand ensemble.

La réduction du nombre de variables d'un ensemble de données se fait naturellement au détriment de la précision, mais l'astuce en matière de réduction de la dimensionnalité est de troquer un peu de précision pour la simplicité. Parce que les ensembles de données plus petits sont plus faciles à explorer et à visualiser, et rendent ainsi l'analyse des points de données beaucoup plus facile et plus rapide pour les algorithmes d'apprentissage automatique sans variables étrangères à traiter.

Donc, pour résumer, l'idée de ACP est simple : **Réduire le nombre de variables d'un ensemble de données, tout en préservant autant d'informations que possible.**

C'est une façon d'identifier les tendances dans les données et d'exprimer les données de manière à mettre en évidence leurs similitudes et leurs différences. Étant donné que les modèles de données peuvent être difficiles à trouver dans les données de grande dimension, où le luxe de la représentation graphique n'est pas disponible, ACP est un outil puissant pour analyser les données [23].

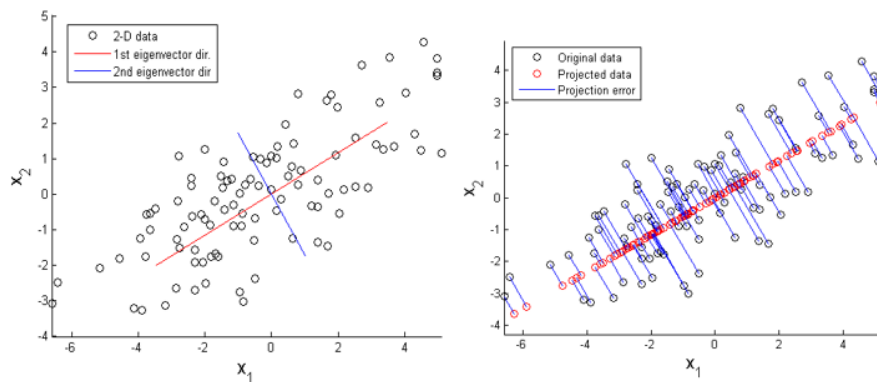


Figure III.3 ACP construit les composants principaux

Dans le domaine du traitement d'images et des signaux, la forme devient ainsi :

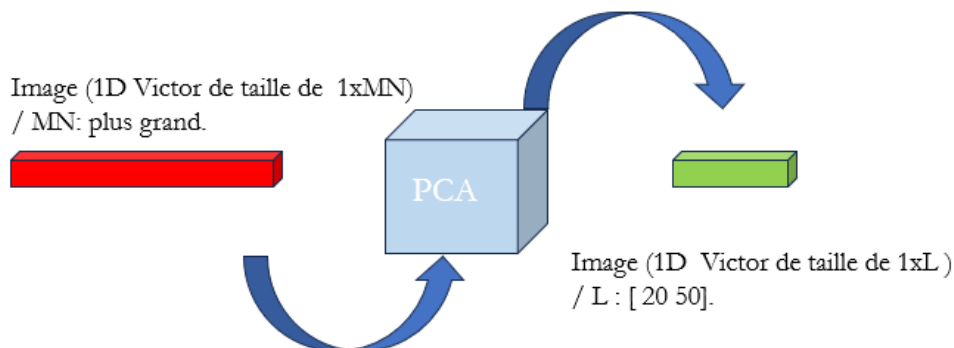


Figure III.4 Schéma ACP dans domaine du traitement d'image

III.5.2 Algorithme

- **Etape 1 : Normalisation**

L'objectif de cette étape est de normaliser l'étendue des variables initiales continues afin que chacune d'elles contribue également à l'analyse.

Plus précisément, la raison pour laquelle il est essentiel d'effectuer la normalisation avant ACP, est que ce dernier est assez sensible en ce qui concerne les variances des variables initiales. Autrement dit, s'il y a de grandes différences entre les fourchettes de variables initiales, les variables ayant des fourchettes plus grandes domineront celles ayant de petites fourchettes, ce qui entraînera des résultats biaisés. Ainsi, la transformation des données à des échelles comparables peut prévenir ce problème.

Mathématiquement, cela peut être fait en soustrayant la moyenne et en divisant par l'écart-type pour chaque valeur de chaque variable.

$$z = \frac{\text{Valeur} - \text{Moyenne}}{\text{Déviation standard}} \quad (\text{III.1})$$

Une fois la standardisation effectuée, toutes les variables seront transformées à la même échelle [23].

- **Etape 2 : Calcul de la matrice de covariance**

Le but de cette étape est de comprendre comment les variables de l'ensemble de données d'entrée varient de la moyenne par rapport à l'autre, ou en d'autres termes, de voir s'il y a une relation entre eux. Parce que parfois, les variables sont fortement corrélées de telle sorte qu'elles contiennent des informations redondantes. Ainsi, afin d'identifier ces corrélations, nous calculons la matrice de covariance.

La matrice de covariance est une matrice symétrique $p \times p$ (où p est le nombre de dimensions) qui a comme entrées les covariances associées à toutes les paires possibles des variables initiales. Par exemple, pour un ensemble de données tridimensionnelles comportant 3 variables x , y et z , la matrice de covariance est une matrice de données 3×3 de :

$$\begin{bmatrix} \text{cov}(x, x) & \text{cov}(x, y) & \text{cov}(x, z) \\ \text{cov}(y, x) & \text{cov}(y, y) & \text{cov}(y, z) \\ \text{cov}(z, x) & \text{cov}(z, y) & \text{cov}(z, z) \end{bmatrix} \quad (\text{III.2})$$

Puisque la covariance d'une variable avec elle-même est sa variance ($\text{Cov}(a, a) = \text{Var}(a)$), dans la diagonale principale (en haut à gauche en bas à droite), nous avons en fait les variances de chaque variable initiale. Et puisque la covariance est commutative ($\text{Cov}(a, b) = \text{Cov}(b, a)$), les

entrées de la matrice de covariance sont symétriques par rapport à la diagonale principale, ce qui signifie que les parties triangulaires supérieure et inférieure sont égales.

Les covariances que nous avons comme entrées de la matrice nous renseignent sur les corrélations entre les variables c'est en fait le signe de la covariance qui est important ici :

- Si positif alors : les deux variables augmentent ou diminuent ensemble (corrélé)
- Si négatif alors : l'un augmente lorsque l'autre diminue (inversement corrélé)
- Maintenant que nous savons que la matrice de covariance n'est pas plus qu'un tableau qui résume les corrélations entre toutes les paires possibles de variables [23].
- **Étape 3 : Calculer les vecteurs propres et les valeurs propres de la matrice de covariance pour identifier les principales composantes**

Les vecteurs propres et les valeurs propres sont les concepts d'algèbre linéaire que nous devons calculer à partir de la matrice de covariance afin de déterminer les principales composantes des données.

Ce que vous devez d'abord savoir sur les vecteurs propres et les valeurs propres est qu'ils viennent toujours par paires, de sorte que chaque vecteur propre a une valeur propre. En outre, leur nombre est égal au nombre de dimensions des données.

Par exemple, pour un ensemble de données en 3 dimensions, il y a 3 variables, donc il y a 3 vecteurs propres avec 3 valeurs propres correspondantes.

Ce sont les vecteurs propres et les valeurs propres qui sont en fait les directions des axes où il y a le plus de variance (la plupart des informations) et que nous appelons les composants principaux. Et les valeurs propres sont simplement les coefficients attachés aux vecteurs propres, qui donnent la quantité de variance portée dans chaque composante principale.

En classant vos vecteurs propres par ordre de leurs valeurs propres, du plus élevé au plus bas, vous obtenez les composants principaux par ordre de signification [23].

- **Étape 4 : Créer un vecteur de fonctionnalité**

Comme nous l'avons vu dans l'étape précédente, le calcul des vecteurs propres et leur ordre par leurs valeurs propres dans l'ordre décroissant, nous permettent de trouver les composants principaux par ordre de signification. Dans cette étape, ce que nous faisons est de choisir de garder tous ces composants ou de rejeter ceux de moindre importance (de faibles valeurs propres), et de former avec les autres une matrice de vecteurs que nous appelons vecteur Feature.

Ainsi, le vecteur de caractéristique est simplement une matrice qui a comme colonnes les vecteurs propres des composants que nous décidons de conserver. Cela en fait la première étape vers la réduction de la dimensionnalité, car si nous choisissons de ne garder que p vecteurs propres (composants) hors de n , l'ensemble de données final n'aura que p dimensions [23].

- **Etape 5 : Recast les données le long des principaux axes de composants**

Dans les étapes précédentes, en dehors de la normalisation, vous n'apportez aucune modification aux données, vous sélectionnez simplement les composants principaux et formez le vecteur d'entités, mais l'ensemble de données d'entrée reste toujours en termes d'axes d'origine (c'est-à-dire en termes de variables initiales).

Dans cette étape, qui est la dernière, l'objectif est d'utiliser le vecteur caractéristique formé à l'aide des vecteurs propres de la matrice de covariance, pour réorienter les données des axes originaux vers ceux représentés par les composantes principales (d'où le nom Analyse des composantes principales). Cela peut être fait en multipliant la transposition de l'ensemble de données d'origine par la transposition du vecteur caractéristique [23].

III.5.3 Reconnaissance faciale par le ACP

➤ Comme dans notre travail, nous avons utilisé ACP dans le traitement d'image et la propriété de reconnaissance faciale. Nous l'avons donc employé pour les individus (image du visage) afin de les reconnaître et de les comparer pour identifier la personne requise.

Tout d'abord, nous passons à la base de données dans laquelle nous divisons les images en deux parties pour la formation relative au programme et l'autre pour tester le programme par (70%, 30%).

Dans la partie formation (70%), avant d'insérer des images ACP, nous les transformons en rayons de dimension 1D, de sorte que le faisceau devient avec la caractéristique suivante : $1 \times MN$. D'une grande taille comme indiqué dans le schéma. Et après avoir utilisé ACP, il rétrécit en taille à : $1 \times L$. Il devient facile, flexible à utiliser et à manipuler ($L \ll MN$) [24, 25].

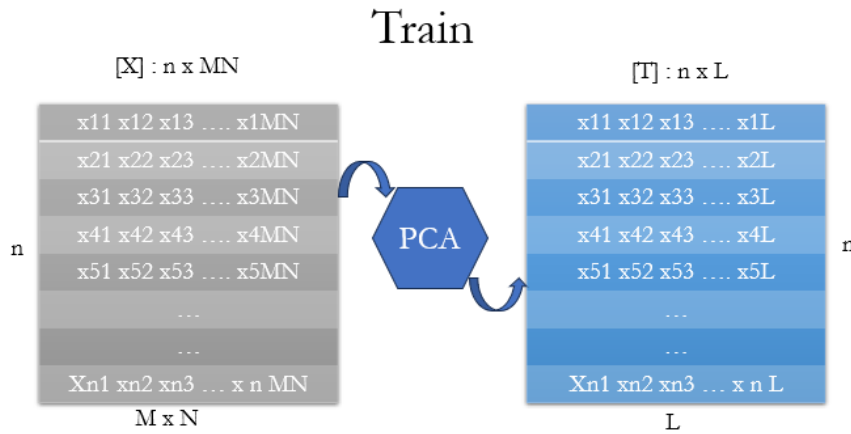


Figure III.5 Partie d'entrainement

Dans la partie test du programme (30%), nous sélectionnons quelqu'un dans la liste dédiée au test. Après quoi, nous le téléchargeons et le convertissons en faisceau avec une dimension (1D), puis l'enregistrons dans le ACP pour réduire la taille du faisceau.

Ensuite, le code sur MATLAB compare et mesure la différence de distance et choisit la convergence la plus proche.

$$L_1 Distance = \sum_{i=1}^L |I_{q_i} - I_{pca_i}| \tag{III.3}$$

Du ratio pour le retirer sur la base de la correspondance requise avec l'image de la personne saisie [24, 25].

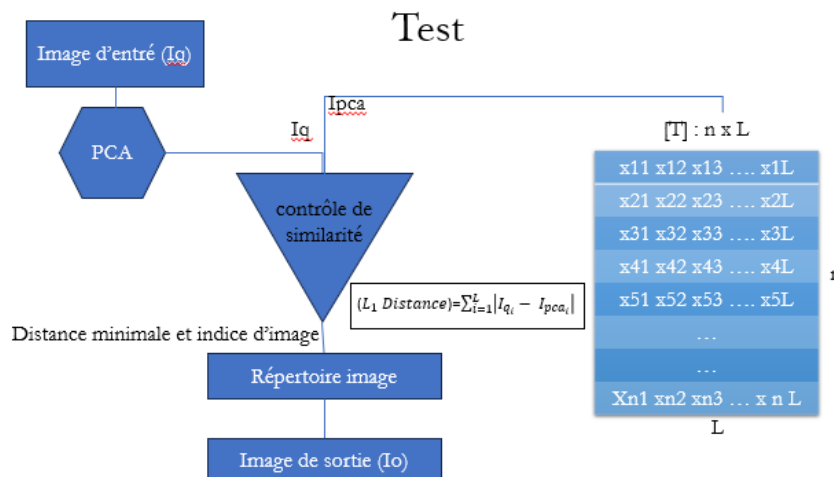


Figure III.6 Partie Vérification

Comme nous l'avons noté dans les opérations précédentes, avant de saisir des images dans ACP, nous les convertissons en un faisceau unidimensionnel 1D de la forme (1xMN). Il en résulte un faisceau de grande taille si les images capturées sont de grandes dimensions, et

pour éviter ce type de gonflement en taille, nous agirons de la manière suivante (ACP + ondelettes) [24, 25].

III.5.4 Reconnaissance faciale par le ACP et les Ondelettes

À cette étape, avant de saisir des images dans le ACP, nous appliquons la fonction d'onde définie comme suit [24, 25] :

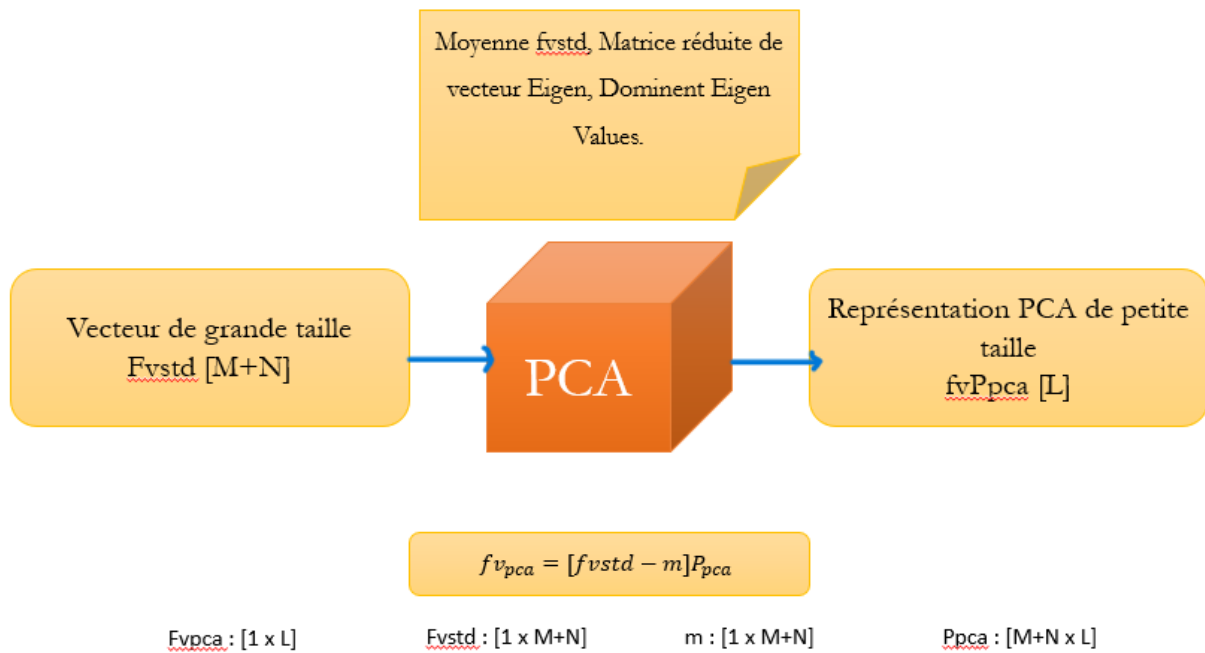


Figure III.7 Ondelette principale

Et pour obtenir le vecteur ($Fv_{std} [M+N]$), nous devons passer par les étapes suivantes :

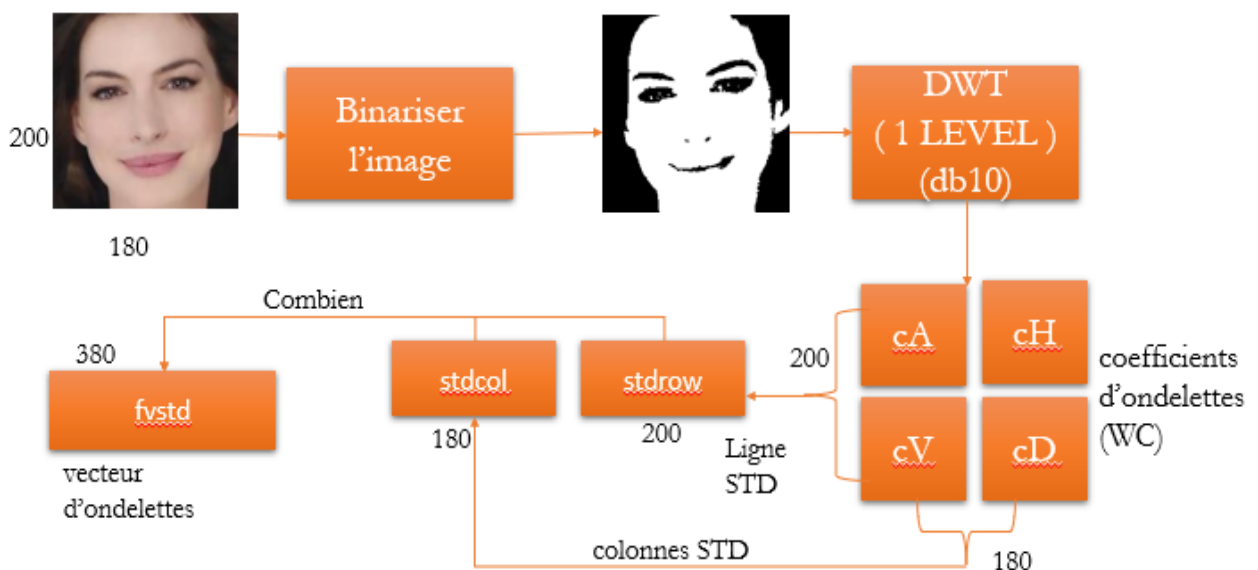


Figure III.8 Vecteur d'ondelette

Comme nous le notons dans le schéma, nous prenons l'image d'entrée avec des dimensions (M+N) puis la transformons en (gris).

Comme processus suivant, nous introduisons l'image grise dans le convertisseur de guide d'ondes à un niveau séparé en utilisant (ondelettes de Daubechies db10), ce qui donne quatre matrices (**cA**, **cH**, **cV**, **cD**) avec les caractéristiques suivantes :

- **cA** : Coefficient d'arrondissement de la matrice ;
- **cH** : transactions horizontales ;
- **cV** : Matrice de transaction verticale et CD ;
- **cD** : Transactions par pays.

Pour extraire les caractéristiques, nous prenons l'écart-type des coefficients (cA, cV) et cV, cD) comme indiqué dans le graphique et nous les stockons dans (**stdrow**, **stdcol**).

Nous allons obtenir une matrice ou (un faisceau : **fvstd**) convoyeur standard caractéristiques des déviations de taille (1xM+N) [24, 25].

Chaque schéma (Train, Test) devient comme suit avec les mêmes étapes avant que le changement ne soit au niveau d'entrée uniquement :

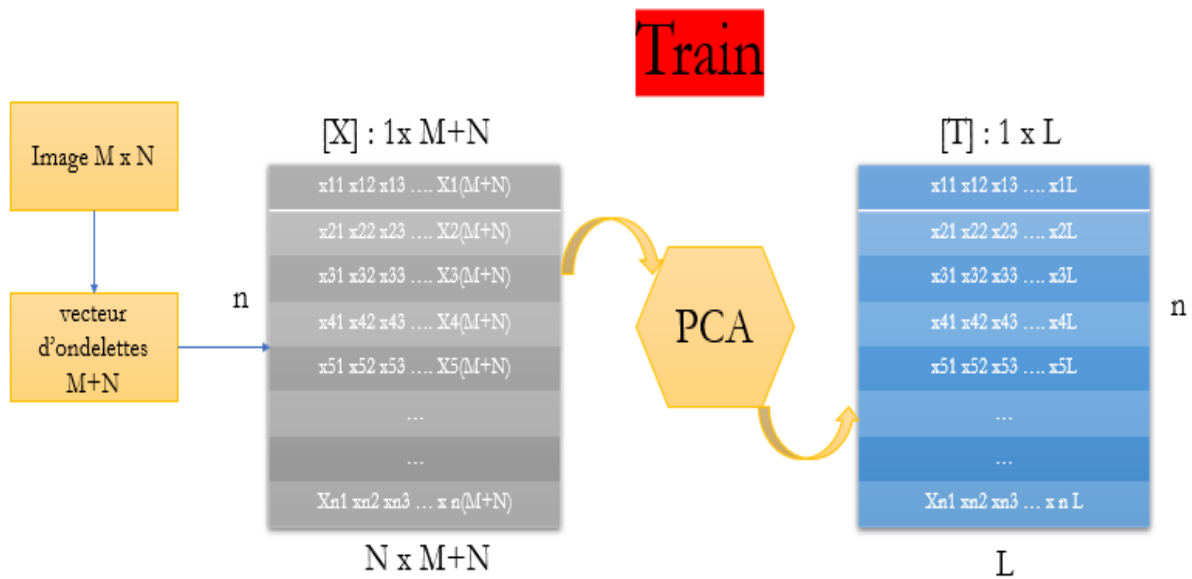


Figure III. 9 Partie d'entraînement ACP + Ondelette

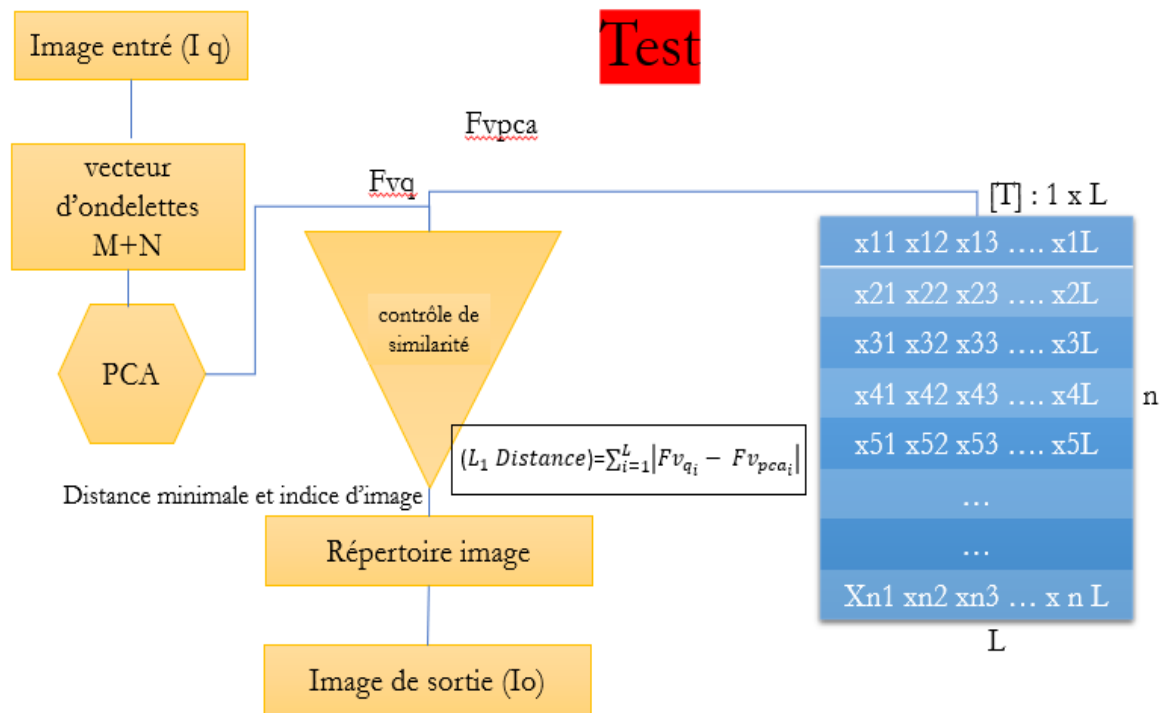


Figure III.10 Partie Test ACP + Ondelette

III.6 Détection faciale

La détection faciale est une technologie informatique basée généralement sur l'intelligence artificielle (IA) utilisée pour trouver et identifier les visages humains dans les images numériques et les vidéos. La technologie de détection des visages est souvent utilisée pour la surveillance et le suivi des personnes en temps réel. Il est utilisé dans divers domaines, notamment la sécurité, la biométrie, l'application de la loi, le divertissement et les médias sociaux.

Dans l'analyse du visage, la détection du visage utilise des expressions faciales pour identifier les parties d'une image ou d'une vidéo sur lesquelles il faut se concentrer pour déterminer l'âge, le sexe et les émotions. Dans un système de reconnaissance faciale, les données de détection faciale sont nécessaires pour générer une empreinte faciale et la faire correspondre avec d'autres empreintes faciales stockées [26].

III.6.1 Fonctionnement de la détection des visages

Les applications de détection de visages utilisent des algorithmes d'IA, de ML, d'analyse statistique et de traitement d'image pour trouver des visages humains dans des images plus grandes et les distinguer des objets non visages tels que des paysages, des bâtiments et d'autres parties du corps humain. Avant le début de la détection des visages, le support analysé

est prétraité pour améliorer sa qualité et supprimer les images susceptibles d'interférer avec la détection.

Les algorithmes de détection des visages commencent généralement par la recherche d'yeux humains, l'une des fonctionnalités les plus faciles à détecter. Ils essaient ensuite de détecter les repères faciaux, tels que les sourcils, la bouche, le nez, les narines et les iris. Une fois que l'algorithme conclut qu'il a trouvé une région faciale, il fait des tests supplémentaires pour confirmer qu'il a détecté un visage [26].

III.6.2 Méthodes de détection des visages

La détection des visages utilise plusieurs méthodes différentes, chacune avec ses avantages et ses inconvénients [27].

III.6.2.1 Algorithme Viola-Jones

La Méthode de Viola et Jones est une méthode de détection d'objet (en) dans une image numérique, proposée par Paul Viola and Michael Jones en 2001. C'est l'une des premières méthodes qui permet de détecter efficacement des objets dans une image en temps réel.

C'est une méthode d'apprentissage supervisé qui nécessite en général un grand nombre d'exemples (de quelques centaines à plusieurs milliers) pour réaliser l'apprentissage d'un classifieur.

Ainsi qu'est une méthode pour classification construite comme une cascade de classifieurs boostés [27].

Définition : Viola et Jones proposent d'utiliser un certain nombre de caractéristiques, plutôt que de travailler directement sur les valeurs de pixels, ce qui est à la fois plus efficace et plus rapide. Ce sont des caractéristiques quasi-Haar, qui sont des différences de sommes de pixels calculées dans des zones rectangulaires. La figure montre les quatre types caractéristiques proposées par Viola et Jones, dans lesquelles la somme de pixels en gris est soustraite de la somme des pixels blancs. Leur nom vient de la similarité avec les ondelettes de Haar proposées comme caractéristiques par Papageorgiou et al, et dont s'inspirent Viola et Jones.

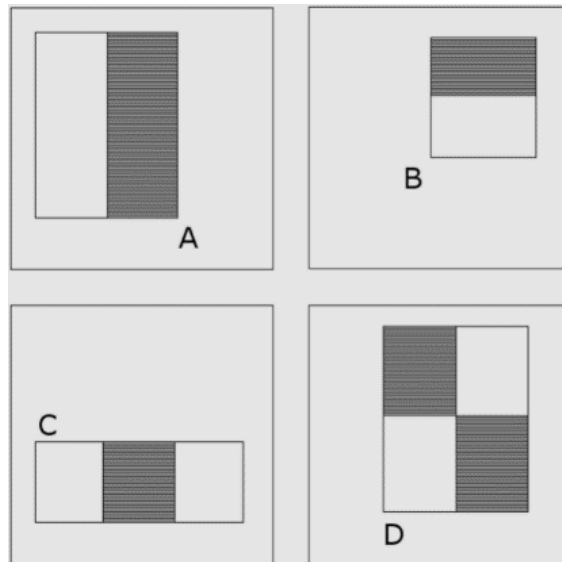


Figure III.11 Les 4 types de caractéristiques utilisées par Viola et Jones

Pour calculer efficacement ces caractéristiques sur une image, les auteurs proposent également une méthode rapide, qu'ils appellent « **image intégrale** ». C'est une représentation sous la forme d'une image, de même taille que l'image d'origine, qui en chacun de ses points contient la somme des pixels situés en dessus et à gauche de ce point. Plus formellement, l'image intégrale **ii** est définie à partir de l'image **i** par :

$$ii(x, y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x', y') \quad (\text{III.4})$$

Grâce à cette représentation, une caractéristique formée de deux zones rectangulaires peut être calculée en seulement 6 accès à l'image intégrale, et donc en temps constant quelle que soit la taille de la caractéristique [27].

III.7 Résultats

❖ Pour la base des données (**Faces 94**) :

Les résultats obtenus à partir de l'identification faciale de l'utilisation de **APC** et **APC + Odelette**, en gardant à l'esprit que les images ici sont idéales pour le programme de sorte que les résultats obtenus (90% - 100%). Sans Odelette ce qui suit :

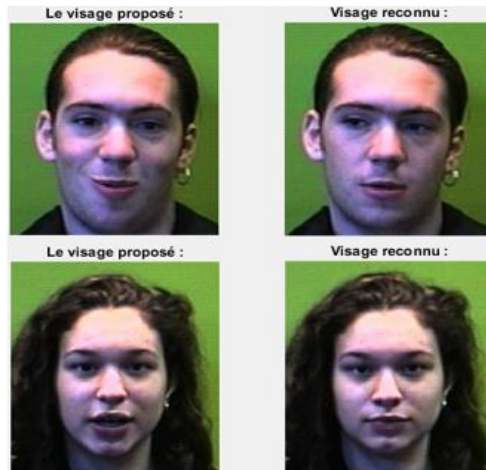


Figure III.12 Résultat sans obstacle

Remarque :

Nous notons également que, malgré les différences dans les expressions faciales, notre programme a facilement identifié la personne à identifier.



Figure III.13 Résultat avec obstacle

Remarque :

Nous notons également que bien qu'il y ait des obstacles bloquant à la fois les yeux et la partie inférieure du visage dans chaque image, notre programme reconnaît facilement les gens.

Nous expérimentons maintenant **APC + Ondelette** :

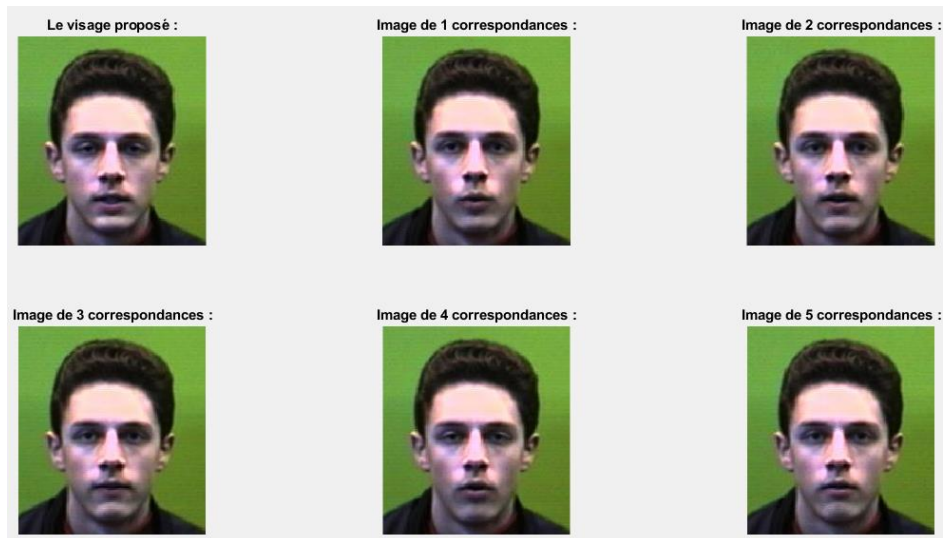


Figure III.14 Résultat de APC + Ondelette sans obstacle

Remarque :

Nous notons également que le programme nous a donné des résultats impressionnants pour identifier la personne à travers le visage, nous donnant les valeurs les plus proches en ordre en termes de taux d'erreur dans le processus de reconnaissance faciale.

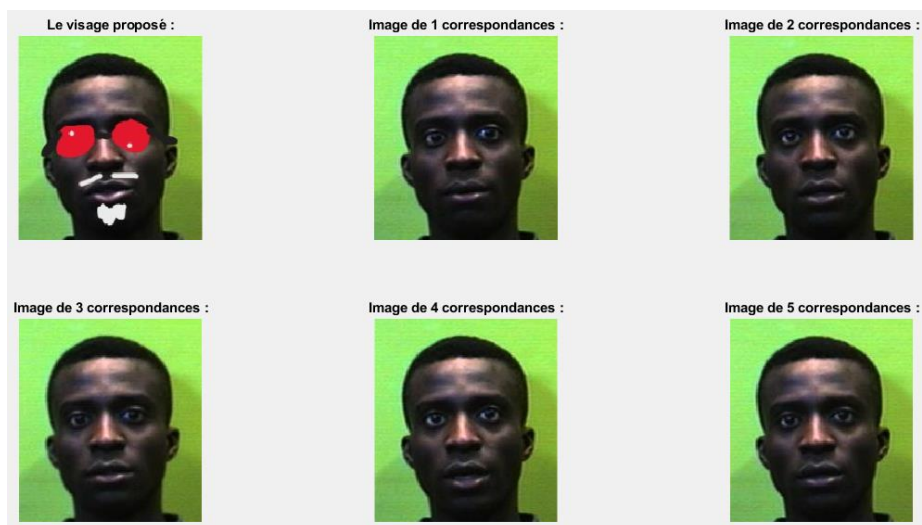


Figure III.15 Résultat de APC + Ondelette avec obstacle

Remarque :

Nous notons également que bien qu'il existe des barrières telles que des lunettes, des mentons et des fausses moustaches, notre logiciel reconnaît la personnalité et sort plusieurs copies de nous avec un pourcentage d'erreur différent.

- ❖ Pour la détection des visages :

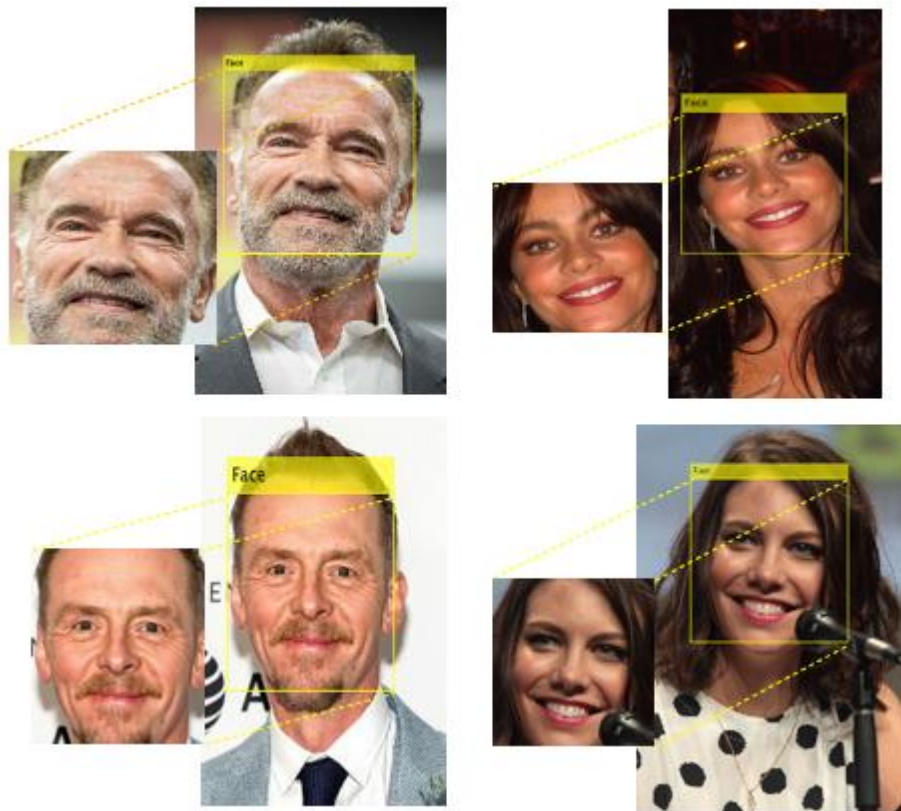


Figure III.16 Détection des visages

Dans le domaine de l'identification faciale décrit ci-dessus, nous avons utilisé **l'algorithme viola-Jones**, qui est le programme utilisé dans ce type d'opération. Où nous avons entré les images de la base de données (**14 célébrités**) (**image en temps réel**) et identifié et coupé des images du visage spécifique uniquement dans l'image.

Bien sûr, il y a quelques erreurs au cours du processus d'identification parce que les images ont été prises au centre et dans le champ de différentes lumières, dimensions et angles de photographie.

❖ Pour Base des données (**14 Célébrités**) :

Nous avons dans la base de données (14) des photos prises d'une célébrité en temps réel. Dans le sens que l'arrière-plan et l'éclairage sont différents, le milieu est mélangé avec d'autres visages en arrière-plan d'avoir des barrières qui obscurcissent relativement le visage (lunettes, foulard, menton, chapeaux, microphone, lumières...) Il nous est donc difficile d'identifier et d'extraire le visage et le processus d'identification lui-même.

Nous avons donc effectué la reconnaissance faciale des deux sections pour des images complètes et des images extraites par l'algorithme Viola-Jones (uniquement des images faciales spécifiques).

- Sans Détection des visages :



Figure III.17 Résultat sans détection des visages

Remarque :

Nous notons que notre méthode est incapable d'identifier la personne proposée, et cela est dû au fait qu'il y a une différence de taille et de dimensions des images et de leur contenu ne peut pas être correctement défini.

Pour corriger cela, nous avons extrait et attribué les visages dans les images avant qu'ils ne soient entrés dans le programme (nous avons converti et arrondi **14 célébrités** base de données à la base de données **Faces94**, en termes de dimension des images pour le visage de la personne) en raison des résultats très satisfaisants obtenus par la base de données **Faces 94**.

- Avec **Détection des visages** :

À cette étape, nous avons utilisé images de base de données **14 célébrités**, de sorte que nous avons utilisé **l'algorithme viola-Jones**, pour extraire **les visages** des images originales et les **redimensionner**.

Nous les avons ensuite entrées dans la base de données de **94 Faces** pour faciliter l'utilisation du programme et avons obtenu les résultats suivants :

- En cas **non-identification** :

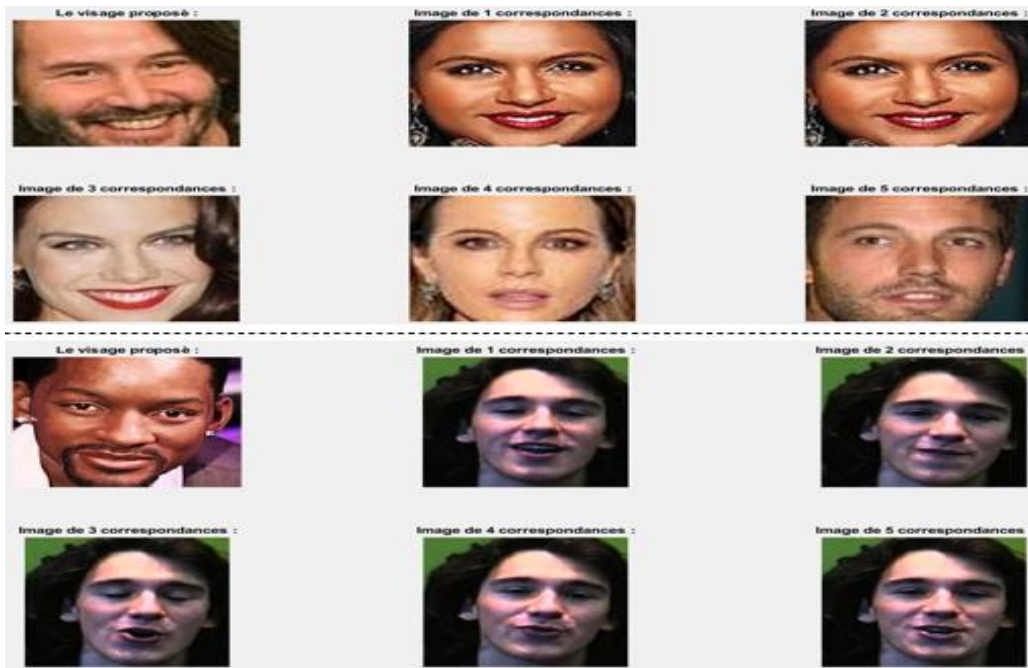


Figure III.18 Résultat en cas non-identification

- En cas de d'identification :

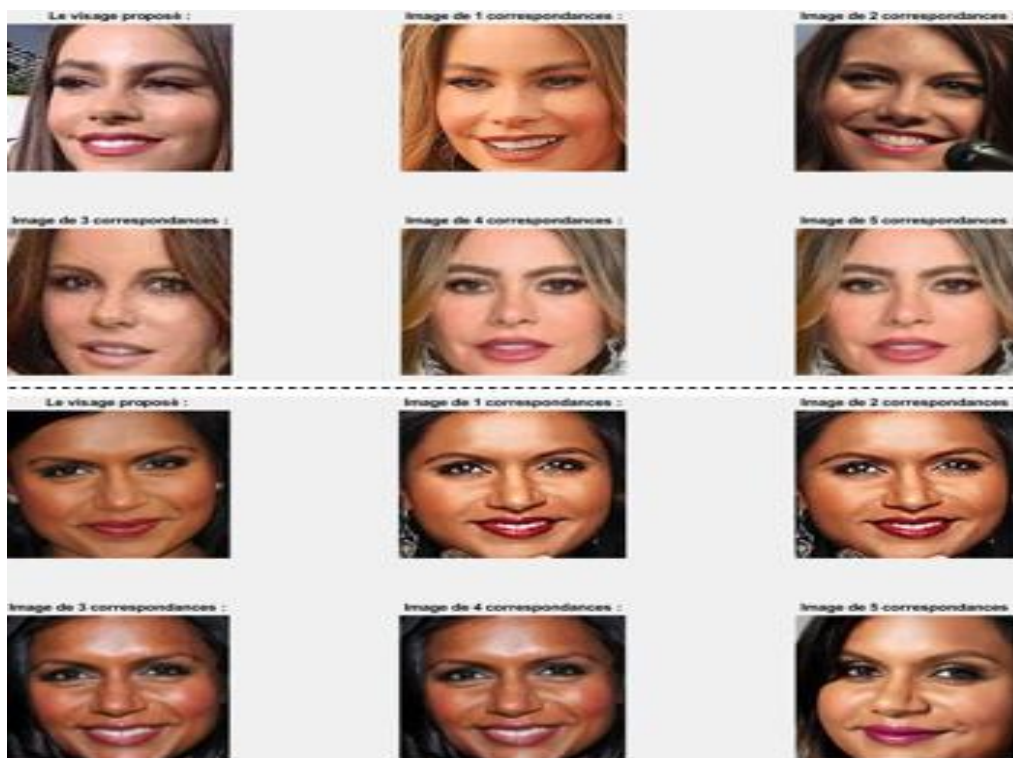


Figure III.19 Résultat en cas d'identification

Pour une comparaison plus précise qui est en termes de taux d'erreurs. On a donc calculé chacun des taux d'erreur à chaque étape (c'est-à-dire dans chaque base de données différente) et nous avons obtenus les résultats suivants :

Tableau III.1 Comparaison des résultats

	Le résultat	Remarque
94 Faces	<pre>>> Bulktestingg % accuracy = result = 97.5000 MAE_Pred = 2.5000</pre>	Nous notons un taux de reconnaissance faciale plus élevé et un taux d'erreur faible.
14 Célébrités (Sans Détection des visages)	<pre>% accuracy = result = 50 MAE_Pred = 50.8772</pre>	On note que le rapport est égal entre le résultat et le rapport d'erreur.
14 Célébrités (Avec Détection des visages)	<pre>>> Bulktesting_1280 % accuracy = result = 88.6719 MAE_Pred = 11.3281</pre>	Le résultat est bon par rapport au taux d'erreur.

Erreur absolue moyenne (MAE)

L'erreur absolue est la différence quantifiable entre une valeur mesurée et sa valeur réelle. Il est obtenu en prenant la valeur absolue entre la valeur prédite ou observée et la valeur vraie. L'erreur absolue n'est pas seulement le reflet de l'écart de la mesure par rapport à la valeur réelle, elle est un indicateur direct de la fiabilité et de la précision du processus de mesure lui-même.

$$Mae = \frac{1}{n} |Value\ observée - Value\ réelle| \tag{III.5}$$

Où

$$\Delta x = \frac{1}{n} |x_i - x| \tag{III.6}$$

Δx : Erreur absolue.

X_i : Valeur observée.

X : Valeur réelle.

N : Nombre des photos.

Nous avons également comparé les deux méthodes (ACP, ACP+Ondelettes) et obtenu les résultats suivants :

Tableau III.2 Comparaison entre les deux méthodes

Modèle	Base de données 1		Base de données 2		Temps (s)
	Précision (%)	Mae (%)	Précision (%)	Mae (%)	
ACP	100	0	93.35	6.64	162.5 - 200
ACP+Ondelettes	97.50	2.50	88.67	11.32	29.57 - 37.24

Avec :

Base de données 1 = faces94

Base de données 2 = faces94 + 14-celebrity-faces-dataset

III.8 Conclusion

Pour évaluer la fiabilité de notre système de reconnaissance faciale, nous avons effectué le test par deux méthodes, une basée sur l'APC et l'autre sur l'APC et les ondelettes, appliquées à deux bases de données. La première base de données (**94 faces**) est composée de 132 visages et l'autre (**94 faces + 14 celebrity**) de 146 personnes avec différentes difficultés de reconnaissance de visage telles que la positions, échelle, illumination, expressions faciales et variation de la pose.

Le test consiste à reconnaître les mêmes personnes pour les mêmes visages qui ont été utilisés dans l'apprentissage.

Les résultats obtenus nous permettent de conclure que les deux méthodes nous donnent de bons résultats avec une précision de 93.35% et une erreur Mae de 6.64%. Cela confirme la robustesse de notre système.

Conclusion générale

En raison de la nécessité d'utiliser des applications de contrôle d'accès, la reconnaissance faciale est devenue un domaine de recherche actif, couvrant des disciplines telles que le traitement d'images, l'identification de modèles et la vision par ordinateur.

La reconnaissance faciale restera également un outil puissant bien qu'il existe d'autres façons de reconnaître la biométrie. De nombreuses méthodes ont été proposées ces dernières années, dont beaucoup ont été appliquées avec succès. Le choix d'une méthode doit être basé sur les exigences spécifiques de chaque application. On peut choisir un système d'apprentissage non supervisé en raison de sa facilité d'entrée et en termes de diversité et de facilité de traitement en termes de mise en œuvre, ainsi la vitesse de réponse est beaucoup plus rapide que d'autres.

Dans notre sélection de bases de données, nous avons utilisé différentes bases de données (14 Célébrités, 94Faces).

Nous avons utilisé deux règles différentes et nous avons également utilisé deux méthodes différentes pour comparer et conclure les résultats, Nous nous sommes donc servis de l'algorithme Viola et Jones pour identifier les visages et redéfinir les dimensions des images.

De toutes les méthodes mentionnées, l'algorithme ACP reste l'un des plus fiables. Grâce à nos tests, nous avons obtenu des résultats satisfaisants par rapport à d'autres méthodes en termes de résultat, pour la base de données (94 faces) nous avons obtenu de bons résultats avec un taux d'erreur Mae = 0 % et une précision = 100 % pour la méthode ACP, et une Mae = 2.5 % et une précision = 97.5 % pour la deuxième méthode ACP + Ondelettes.

Pour la base de données (94 faces +14 célébrités), nous avons obtenu un taux d'erreur Mae = 6.64 % et une précision = 93.35 % pour la méthode ACP, et une Mae = 11.32 % et une précision = 88.67 % pour la deuxième méthode ACP + Ondelettes.

Chaque méthode a donné des résultats différents malgré le fait que la base de données elle-même simultanément, cela est dû au fait que la méthode ACP + Ondelette est plus rapide et plus capable que l'ACP lui-même. Parce qu'il convertit le processus de multiplication au processus de collecte dans la conversion initiale de l'oreille de sortie (vecteur) de petite taille, la capacité d'absorption est donc plus grande et une exécution plus rapide.

Actuellement, une nouvelle tendance arrive et commence à générer des efforts, c'est le multimédia, où de nombreuses technologies biométriques ou de nombreux algorithmes d'identification sont intégrés pour essayer d'améliorer les performances, et peuvent également être combinés avec d'autres méthodes (comme la vérification des signatures, du son, des empreintes digitales et des empreintes de mains) dans les systèmes de vérification et d'authentification multimédia pour l'identité. Du point de vue applicatif, les systèmes de reconnaissance faciale ont atteint leur maturité permettant leur intégration dans des applications commerciales. L'amélioration des performances permet également de déployer des applications pour réduire considérablement la fraude dans différents contextes où la sécurité est nécessaire. Cela en fait un sujet de changement et de débat futur pour la sphère scientifique.

Bibliographie

- [1] Mohamed SANDELI, Traitement d'images par des approches bio-inspirées Application à la segmentation d'images, Mémoire de master, Université Constantine 2, 2014.
- [2] Bencheriet, Boualleg et Tebbikh et Guerzize et Belguidoum, Détection de Visages par Méthode Hybride Couleur de Peau et Template Matching, Mémoire de master, Université 8 mai 45 de Guelma, 2007.
- [3] https://link.springer.com/referenceworkentry/10.1007/978-3-030-03243-2_649-1 (Consulté le 14 février 2024).
- [4] Reguiegue mourad, Cours Traitement d'images, 2024.
- [5] Reguiegue mourad, Cours Nation élémentaires an traitement d'images, 2024.
- [6] Mohammed Khamadja et Said Benierbah, Cours Types d'images, Université des frères Mentouri (Constantine 1).
- [7] Cours Représentation informatique de la couleur, IUT d'Aix-Marseille Université 2014.
- [8] Tassadit IDDOUAR et Karima MERAKEB, Segmentation morphologique par une approche hiérarchique, Mémoire de master, Université Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou, 2009.
- [9] Marie-Odile Berger et INRIA Nancy Grand Est, Cours Filtrage, 2024.
- [10] http://www.optique-ingenieur.org/fr/cours/OPI_fr_M04_C05/co/Contenu_02.html (Consulté le 25 février 2024).
- [11] GUESDON VINCENT, COMME EXIGENCE PARTIELLE DE LA MAÎTRISE EN INFORMATIQUE, Mémoire de master, UNIVERSITÉ DU QUÉBEC EN OUTAOUAIS 2004.
- [12] <https://pro.arcgis.com/fr/pro-app/latest/tool-reference/spatial-analyst/understanding-segmentation-and-classification.htm> (Consulté le 29 février 2024).
- [13] <https://www.techsmith.fr/blog/tout-savoir-sur-les-pixels/> (Consulté le 01 mars 2024).
- [14] <https://morpheo.inrialpes.fr/people/Boyer/Teaching/M2PGI/c3.pdf> (Consulté le 04 mars 2024).
- [15] <https://images.icube.unistra.fr/index.php/Fichier:3-Segmentation.pdf> (Consulté le 06 mars 2024).
- [16] https://www.wikiwand.com/fr/M%C3%A9thode_d'Otsu (Consulté le 06 mars 2024).

- [17] MERAMRIA Nabila, Reconnaissance de visages par Analyse Discriminante Linéaire (LDA), Mémoire de master, Université Badji Mokhtar Annaba 2016.
- [18] Belahcen Mébarka, Authentification et identification en Biométrie, Doctoral thésis, Université Mohamed Khider Biskra 2013.
- [19] <https://www.xlstat.com/fr/solutions/fonctionnalites/analyse-en-composantes-principales-acp> (Consulté le 13 avril 2024).
- [20] Dr Libor Spacek, Base des données Facial Images : Faces94, 13th June 2009, <https://cmp.felk.cvut.cz/~spacelib/faces/faces94.html> (Consulté le 07 mai 2024).
- [21] DANUPNELSON, Base des données 14 Celebrity Faces Dataset, 2019, <https://www.kaggle.com/datasets/danupnelson/14-celebrity-faces-dataset> (Consulté le 22 mai 2024).
- [22] Mohamed Abd Elmoumen DJABALLAH, Système de prédiction de la consommation d'énergie basé Deep Learning, Mémoire de master, Université de 8 Mai 1945 Guelma 2021.
- [23] <https://builtin.com/data-science/step-step-explanation-principal-component-analysis> (Consulté le 10 juin 2024).
- [24] https://www.youtube.com/watch?v=p3ko-H_MDKU&list=LL&index=49 (Consulté le 10 février 2024).
- [25] https://www.youtube.com/watch?v=_n0jiwrXd8g&list=LL&index=48&t=832s (Consulté le 10 février 2024).
- [26] <https://www.techtarget.com/searchenterpriseai/definition/face-detection> (Consulté le 15 juin 2024).
- [27] https://www.techno-science.net/glossaire-definition/Methode-de-Viola-et-Jones.html#ref_3 (Consulté le 16 juin 2024).