République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieure et de la Recherche Scientifique

Université Ahmed Draia - Adrar

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département des Mathématiques et Informatique



Mémoire de fin d'étude, en vue de l'obtention du diplôme de Master en informatique

Option: Systèmes Intelligents

Thème

Réalisation d'un système de détection des visages en utilisant la matrice PSSM -position-specific-scoring-matrix

Préparé par Ali / SOUFI et Ismail / ADDOU

Encadré par

Mr. KOHILI Mohamed

Membres du jury :

Président : Mr.MAMOUNI

Examinateur: Mr.CHOGUEUR

Examinateur: Mr.OUAHAB

Année Universitaire 2017/2018



Dédicaces

Je dédie ce modeste travail:

À mes chers parents, pour leur soutien, leur patience et leur

amour

À mon cher frère Brahim

À tous Mes famille

À Et a tous mes amis qui me sont chères et que j'aime

beaucoup et avec qui nous avons passé les plus belles

années d'études qui resteront graver à jamais,

À tous mes enseignants





Dédicaces

Je dédie ce modeste travail:

À mes chers parents, pour leur soutien, leur patience et leur

amour

À tous Mes famille

À Et a tous mes amis qui me sont chères et que j'aime

beaucoup et avec qui nous avons passé les plus belles

années d'études qui resteront graver à jamais.

À tous mes enseignants







Résumé

Bien que la reconnaissance des visages humains soit un domaine difficile à cause de la multitude des paramètres qu'il faut prendre en compte (variation de posture, éclairage, style de coiffure, port de lunettes, de barbes, de moustaches, vieillesse...), il est très important de s'en intéresser vu les nombreux champs d'applications (vérification de personnes, télésurveillance, interfaces homme-machine ...). Alors on a la contribution de ce mémoire a consisté à développer une technique de reconnaissance du visage basée sur la matrice PSSM (position specific scoring matrice), qui prend en entrée, non pas l'image entière du visage, mais les séquences des code correspondant des zones caractéristiques du visage, et à démontrer que cette méthode donne des bonne taux de reconnaissance.

Abstract

Although the recognition of human faces is a difficult field because of the multitude of parameters that must be taken into account (variation in posture, lighting, hair style, wearing glasses, beards, moustaches, old age...), it is very important to be interested given the many fields of applications (verification of people, remote surveillance, man-machine interfaces...). So we have the contribution of this thesis consisted in developing a facial recognition technique based on the PSSM matrix (position specific scoring matrix), which takes as an input, not the entire facial image, but the corresponding code sequences of the characteristic areas of the face, and to demonstrate that this method gives good recognition rates.

Sommaire

Dedicace1	
Dedicace2	
Remerciement	
Résumé	
Sommaire	I
Liste des figures	V
Liste des tableaux	VII
Introduction générale	01
I. Généralité sur la détection de visage	
I.1. Introduction I.2. Historique I.3. Pourquoi la détection de visages I.4. Système de détection de visages I.5. Intérêt I.6. Difficultés de la détection de visages I.6.1. L'échelle I.6.2. Pose I.6.3. Occlusion I.6.4. Expression faciale I.6.5. Illumination I.7. Domaine d'application I.8. Conclusion	04 05 07 07 08 08 09
II. Méthodes de détection de visage	
II.1. Introduction II.2. Les méthodes de détection de visage II.2.1. Méthode basée sur la connaissance II.2.2. Méthode basée sur les caractéristiques invariables II.2.3. Template matching (Appariement de gabarits) II.2.3.1. Predefined face Template (des faces de visage prédéfinies). II.2.3.2. Deformable Template (des Templates déformables)	14 15 16 19

II.2.4. Appearance-based method	20
II.2.4.1. Eigen faces	20
II.2.4.2. Distribution based	21
II.2.4.3. Neuronal network (réseaux de neurones)	22
II.2.4.4. Naïve Bayes classifier	
II.2.4.5. Support vector machine (SVM)	24
II.2.4.6. Hidden Markov Model (HMM)	
II.2.4.7. Information-technical approach	
II.3. Comparaison des méthodes	
II.4. Conclusion	27
III. La matrice PSSM	
III.1. Introduction	29
III.2. La matrice PSSM	29
III.3. Principe de la matrice PSSM	
III.3.1 Création de motif	
III.3.2.Construction d'un alignement de séquences	30
III.3.3. De l'alignement à la PSSM	
III.4. Propriétés des matrices poids-position	
III.5. Type des Matrices poids position, PSSM	33
III.5.1. La matrice de comptage	33
III.5.2.Matrices de fréquence	
III.5.3. Matrices de fréquence corrigée	36
III.5.4. Matrices de fréquence relative corrigée	38
III.5.5. Matrices d'entropies	40
III.5.6. Matrice score-position	
III.6. Conclusion	
IV. Implémentation et résultat	
IV.1. Introduction	45
IV.2. Ressources matérielles et logicielles	
IV.2.1. Ressources matérielles	
IV.2.2. Ressources logicielles	
IV.3. Description de notre système	
IV.3.1. Base de donnée utilisée	
IV.3.2. Extraction des caractéristiques	
IV.3.3. Codage	
IV.3.4.Création de PSSM	
IV.3.5. Prétraitement	49
IV.3.6. Segmentation	
IV.3.7. Classification et identification	
IV 4 Résultats obtenu	54

IV.5. Comparaison avec autre méthodes	57
IV.5.1. Comparaison avec la méthode viola et Jones	57
IV.5.2. Comparaison avec la méthode basée sur l'extraction des	
caractéristiques de Gabor et du réseau de neurones	58
IV.6. Conclusion	59
Conclusion générale	60
Bibliographie	

Liste des figures

Figure I.1 : Principales étapes d'analyse de visages	06
Figure I.2 : Visages à différentes échelles	08
Figure I.3 : Visages à différentes poses	08
Figure I.4: Visages occlus	09
Figure I.5 : Visages à différentes expressions faciales	10
Figure I.6 : Visages sous différentes conditions d'illumination	10
Figure II.1 : Un visage typique de la méthode basée sur la connaissance	15
Figure II.2 : (a) filtres de Gabor en domaine spatial, (b) domaine fréquentiel .	18
Figure II.3: Les groupes de visage et non visage utilisés par sung poggio	21
Figure II.4: Les mesures de distance utilisées par sung poggio	22
Figure II.5 : Diagramme de la méthode de Rowley	23
Figure II.6 : La chaine de Markov pour la localisation du visage	25
Figure III.1 : exemple de création des motifs.	30
Figure III.2: Matrice poids position	32
Figure III.3 : Calcul d'une matrice de comptage	34
Figure III.4 : Calcul d'une matrice de fréquence	35
Figure III.5 : Calcul d'une matrice de fréquence corrigée	37
Figure III.6 : Calcul d'une matrice de fréquence corrigée	38
Figure III.7 : Calcul d'une matrice de fréquence relative corrigée	39
Figure III.8 : Calcul d'une matrice score-position à partir d'une matrice de fre relative corrigée	-
Figure IV.1 : Organigramme de notre système	47
Figure IV.2 : exemple d'extraction des caractéristiques d'une image	48
Figure IV.3 : exemple de codage	49
Figure IV.4 : exemple de PSSM	49
Figure IV.5 : exemple de filtrage de sobel	50

Figure IV.6 : création des cercles avec rayon ϵ [10 100]	51
Figure IV.7 : le premier cas de fusionnement	51
Figure IV.8 : le deuxième cas de fusionnement	52
Figure IV.9 : résultat obtenu après de fusionnée des cercles	52
Figure IV.10: exemple d'extraction des objets	53
Figure IV.11 : exemple 1 de résultat obtenu	54
Figure IV.12 : exemple2 de résultat obtenu.	54
Figure IV.13 : exemple3 de résultat obtenu.	55
Figure IV.14 : résultat obtenu avec Rayon min =15 et Rayon max = 25	56
Figure IV.15: résultat obtenu avec Rayon min =15 et Rayon max = 20	56

Liste des tableaux

Tableaux II.1 : Comparaison des méthodes	24
Tableau III.1 : Matrice de l'alignement.	31
Tableaux IV.1 : Ressources matérielles	44
Tableau IV.2 : Comparaison matrice PSSM avec la méthode viola et John	56
Tableau IV.3 : Comparaison matrice PSSM avec la méthode qui basé sur l'extracti	ion
des caractéristiques de Gabor et du réseau de neurone	57

Introduction générale

La définition de ce qu'est un visage est un problème qui se pose depuis longtemps et qui n'a toujours pas été résolu. Il n'existe pas de critère qui permette de certifier que quelque chose est un visage ou ne l'est pas. Le choix a toujours été subjectif.

Les chercheurs ont montré que l'humain utilise pour reconnaître un visage ces différentes caractéristiques qui varient entre la géométrie, la texture et les couleurs des différentes régions du visage: les yeux, la bouche, le nez, le franc, les joues et le montant. Grâce à cette remarque, plusieurs études ont été développées afin de savoir s'il était possible de modéliser d'une manière informatique ce comportement.

Les premiers systèmes de détection de visages ont été développés dans les années 70, ils sont efficaces dans peu d'applications, par exemple l'identification de photographie de passeport. Au début des années 90, plusieurs techniques ont été établies avec le progrès dans le codage de vidéo et la nécessité de l'identification de visage. Ces dernières années, différentes approches ont été développées pour résoudre le problème de détection de visages dans différents environnements et conditions.

La détection de visage a beaucoup évolué. Plusieurs méthodes de détection de visage ont été proposé basées sur divers aspects mais aucune de ces méthodes ne s'avère être sans erreurs, cela pour plusieurs raisons, parmi elle la difficulté d'obtenir toute les données pour réaliser un détecteur fiable à 100%.

L'extraction de la région du visage à partir de l'image est une étape primordiale dans le processus de reconnaissance faciale. L'algorithme d'extraction doit être efficace et doit fournir, sans aucune ambiguïté, la région du visage dans l'image. Nous avons proposé une méthode originale basée sur le filtre de sobel, pour extraire la région du visage à partir de l'image contour. Pour cela, nous avons établi deux phases _ la première est basée sur une détection de contour d'image gradient.

_ La deuxième démarche définie les cercles des régions considérées.

Par ailleurs, nous avons défini un modèle basé sur la création des blocs pour extraire les régions caractéristiques du visage.

Une autre contribution de ce mémoire a consisté à développer une technique de reconnaissance du visage basée sur la matrice PSSM (position specific scoring matrice), qui prend en entrée, non pas l'image entière du visage, mais les séquences des code correspondant des zones caractéristiques du visage, Et à démontrer que cette méthode donne des bonne taux de reconnaissance.

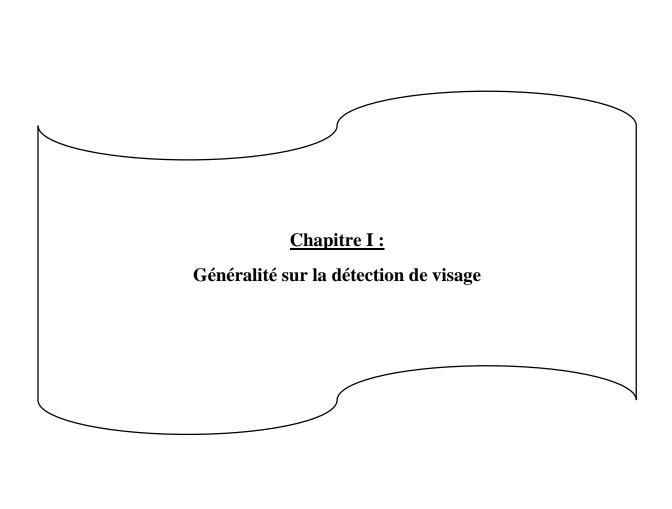
Pour réaliser ce travail on a 4 chapitre a présenté.

Dans le 1er chapitre nous avons abordé une généralisation sur la détection de visage, on définit la détection de visage ainsi que leur difficulté, et on situé quelque domaine d'application.

Dans le deuxième chapitre nous aborderons les déférentes méthodes de la détection de visage existantes dans l'état de l'art.

Dans le troisième chapitre on a abordé la méthode utilisé dans notre projet qui est la matrice PSSM.

Dans le quatrième chapitre nous présenterons l'implémentation de la méthode, ainsi que les résultats obtenus, enfin ont fait une comparaison des résultats avec autre méthodes.



I.1. Introduction

Pour construire un système automatisé qui analyse l'information contenue dans les images de visage, des algorithmes efficaces et robustes de détection de visages sont exigés. En effet, vue l'importance de la détection de visage pour n'importe qu'elle système d'analyse de visage et dans le but d'identifier toutes les régions d'image qui contiennent un visage indépendamment de la position, de l'orientation ou de l'éclairage, plusieurs recherches ont été faites. En particulier, de nombreuses techniques ont été développées pour détecter des visages dans des images fixes, les plus importantes feront l'objet d'une illustration détaillée par catégorie.

I.2. Historique

Les premiers essais datent du début des années 1970, et sont basés sur des méthodes à bases d'heuristiques. Ces méthodes sont très peu robustes, car elles font de nombreuses suppositions en se plaçant dans des cas très simples (visage de face, bonnes conditions d'illuminations, etc.). La recherche et les premières méthodes significatives se développent surtout à partir des années 1990. L'augmentation de la puissance de calcul des ordinateurs permet notamment l'utilisation de méthodes statistiques et d'apprentissage plus complexes et sur de plus gros volumes de données, ce qui permet un net gain de performance. Elle est particulièrement importante car elle se distingue des précédentes méthodes de détection d'objet, auparavant limitées aux objets rigides, et donc avec moins de variabilité.

Un pas important est franchi en 2001 avec la publication de la méthode de Viola et Jones, la première méthode capable de détecter des visages en temps-réel. La méthode devient standard et est reprise et améliorée par de nombreux chercheurs. C'est également à partir des années 2000 que les méthodes basées apparence, qui apprennent des modèles de visage à partir d'un ensemble d'images d'apprentissage, se révèlent généralement supérieures aux autres types d'approche [1].

I.3. Pourquoi la détection de visages

La détection de visages est le fait de trouver les coordonnées spatiales délimitant un visage dans une image ou une vidéo. En termes simples, cela revient à trouver les carrés qui délimitent le mieux les visages visibles dans une image. Pour ce faire, les algorithmes doivent utiliser une définition du visage explicite ou implicite. Celle-ci est le plus souvent construite par apprentissage. Dans le cas explicite, la définition du visage est accessible une fois l'apprentissage terminé. C'est le cas par exemple des cascades de classifieurs: on peut retrouver les caractéristiques qui ont permis de classifier correctement le jeu d'entraînement. Dans le cas d'un apprentissage implicite, par exemple pour un réseau de neurones, les caractéristiques sélectionnées au terme de l'entraînement' sont inconnues [2].

I.4. Système de détection de visages

L'analyse de visage devenue un enjeu important de la vision. Modéliser la vision a toujours été un défi en informatique et en intelligence artificielle. Il apparaît qu'étudier le cerveau et la vision humaine peut faire progresser en vision par ordinateur. N'importe qu'elle étape dans le processus de l'analyse de visages doit être précéder par l'étape de détection de visages.

Tout processus automatique de détection de visages doit prendre en compte plusieurs facteurs qui contribuent à la complexité de sa tâche, car le visage est une entité dynamique qui change constamment sous l'influence de plusieurs facteurs, et par la suit la démarche générale adoptée pour réaliser un tel système [3] :

- ➤ Monde physique : Visages Humains.
- ➤ Codage : Acquisition d'images (Caméra,...etc), il consiste aussi à la digitalisation de l'image, et il comporte un risque de bruit.
- ➤ Prétraitement: Les étapes de prétraitement consistent à sélectionner l'information nécessaire à l'application. Cette sélection passe souvent par l'élimination du bruit dû aux conditions d'acquisition, par la normalisation des données, aussi bien que par la suppression de la redondance.
- ➤ Analyse : (appelée aussi indexation, représentation, modélisation ou extraction de caractéristiques), il faut extraire de l'image les informations qui seront sauvegardées

en mémoire pour être utilisées plus tard dans la phase Décision.

Le choix de ces informations utiles revient à établir un modèle pour le visage, elles doivent être discriminantes et non redondantes.

- ➤ Apprentissage (si le système est basé sur l'apprentissage): consiste à mémoriser les représentations calculées dans la phase Analyse.
- **Décision :** Mesure de similarité

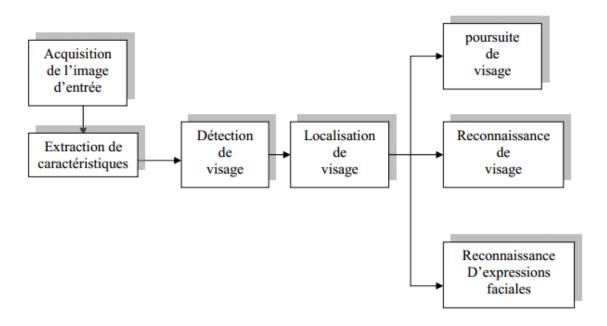


Figure I.1 : Principales étapes d'analyse de visages

- ❖ La détection du visage : Le plus souvent la détection de visage inclut sa localisation ; elle vérifie la présence d'un ou de plusieurs visages dans une image et retourne leurs positions.
- ❖ La reconnaissance et/ou vérification du visage : Elle retourne l'identité de la personne dans le cas de la reconnaissance et le droit d'accès dans le cas de la vérification.
- **La poursuite du visage :** Elle essaye de suivre un visage dans une séquence d'images

(vidéo) et elle retourne périodiquement sa position dans une image qui appartient à la séquence.

❖ La reconnaissance d'expressions faciales : Cherche à connaître l'état émotionnel de la personne (triste, heureuse ...etc.).

I.5. Intérêts

On remarque que dans un système biométrique basé sur le visage, la détection est la première phase d'où son plus grand intérêt. Quand on veut réaliser un système biométrique de reconnaissance de visage, d'identification ou de vérification; les performances de ce système dépendent fondamentalement de la détection du visage sur une image voir sur une vidéo. Même si les étapes ultérieures du traitement sont aussi importantes et efficaces. En effet la détection du visage doit être d'une grande précision par l'utilisation d'algorithmes et de méthodes ayant fait leurs preuves; de manière à éviter toutes répercutions négatives sur le système biométrique [4].

I.6. Difficultés de la détection de visages

La détection automatique de visage fait face à beaucoup de difficultés en raison de la très grande variabilité de la forme à détecter (image d'un visage quelconque, d'orientation et de taille quelconque avec un éclairement quelconque), les états d'expression faciales, d'occlusion et d'éclairage changent également l'aspect global des visages. En fait, il y a pas mal de défis en détection de visage dus aux conditions rigoureuses pour la classification des formes et les techniques d'apprentissage.

Les facteurs qui affectent la performance d'un système dans la détection de visage sont : l'échelle, la pose, l'illumination, l'expression faciale, l'occlusion [3].

I.6.1. L'échelle

Dans une image donnée, un groupe de visages peut apparaître dans différentes échelles (figure I.2).

L'échelle (ou la taille) d'un visage peut être traitée par un processus simple de remise à l'échelle [3].



Figure I.2 : visage a différent échelle

I.6.2. Pose

Les performances d'un système de détection de visages chutent d'une manière significative quand les variations de pose sont présentes. Les poses variables se produisent d'un changement de point de vue ou quand la tête est tournée dans les trois-dimensions. Donc certaines caractéristiques faciales telles que l'œil ou le nez peuvent devenir partiellement ou complètement occlus [3].



Figure I.3 : visage a différent poses

I.6.3. Occlusion

Le visage peut être partiellement masqué par des objets dans la scène, ou par le port d'accessoire tels que lunettes, écharpe. ..etc.

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. Gross et al ont étudié l'impact du port de lunettes de soleil, et du cache-nez occultant la partie inférieure du visage sur la reconnaissance faciale. Ils ont utilisé la base de données AR. Leurs résultats expérimentaux semblent indiquer que, dans ces conditions, les performances des algorithmes de reconnaissance restent faibles [5].



Figure I.4: visage occlus

I.6.4. Expression faciale

Un autre facteur qui affecte l'apparence du visage est l'expression faciale (voir figure I.5). 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. Toutefois, étant donné que l'expression faciale modifie l'aspect du visage, elle entraîne forcément une diminution du taux de reconnaissance. 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 [5].



Figure I.5 : Visage a différent expression facial

I.6.5. 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 (voir figure I.6). Les variations d'éclairage rendent la tâche de reconnaissance de visage très difficile. En effet, le changement d'apparence d'un visage du 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. Ceci a été expérimentalement observé dans Adini et al où les auteurs ont utilisé une base de données de 25 individus. 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 [5].



Figure I.6 : Visage sous différentes conditions d'illumination

I.7. Domaine d'application

La détection de visage a de très nombreuses applications directes en vidéosurveillance, biométrie, robotique, commande d' interface homme-machine, photographie, indexation d'images et de vidéos, recherche d'images par le contenu, etc... Elle permet également de faciliter l'automatisation complète d'autres processus comme la reconnaissance de visage ou la reconnaissance d'expressions faciales. Parmi les applications directes, la plus connue est sa présence dans de nombreux appareils photo numérique, où elle sert à effectuer la mise au point automatique sur les visages. C'est également une technique importante pour les interfaces homme-machine évoluées, afin de permettre une interaction plus naturelle entre un humain et un ordinateur.

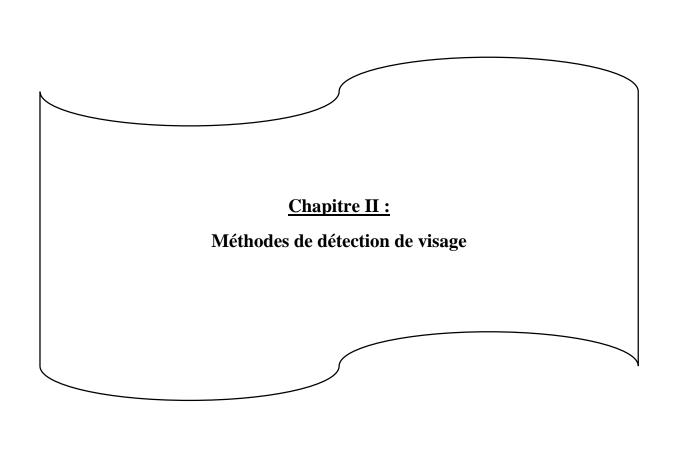
La détection de visage est aussi utilisée en indexation d'images et recherche d'information, où elle peut être utilisée pour rechercher des images contenant des personnes, associer automatiquement un visage à un nom dans une page web, identifier les principales personnes dans une vidéo par clustering.

La détection de visage peut aussi servir à déterminer l'attention d'un utilisateur, par exemple face à un écran dans l'espace public, qui peut également, une fois le visage détecté, déterminer le sexe et l'âge de la personne afin de proposer des publicités ciblées. Cela peut également servir à savoir si une personne est bien présente devant une télévision allumée, et dans le cas contraire mettre l'appareil en veille ou réduire la luminosité afin d'économiser de l'énergie.

De façon plus indirecte, la détection de visage est la première étape vers des applications plus évoluées, qui nécessitent la localisation du visage, comme la reconnaissance de visage, la reconnaissance d'expression faciales, l'évaluation de l'âge ou du sexe d'une personne, le suivi de visage ou l'estimation de la direction du regard et de l'attention visuelle [1].

1.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons vu le principe de la détection de visages humains dans une image, ensuite nous avons présenté les difficultés de détection de visage et enfin domine d'application.



II.1. Introduction

L'image du visage est un avantage externe incontestable pour l'identification des individus autour de nous. L'être humain a des capacités naturelles pour reconnaitre et différencier les visages, car notre cerveau très évolué peut mémoriser un nombre important d'individus avec les différentes caractéristiques. Aujourd'hui la capacité du système de reconnaissance de l'homme est considéré comme la plus efficiente puisque l'identification est efficace sous différente circonstances: changements lumineux, angles de prise de vues différents, port de lunettes ou pas, avec ou sans barbe, le style des cheveux, expression émotionnelle etc.

Nous vivons actuellement dans l'ère de la technologie et nous essayons d'attribuer les facultés et les capacités humaines aux machines. L'avance scientifique est telle que l'intelligence artificielle est utilisée pour gérer d'une manière optimale des systèmes et équipements complexes afin de les aider à prendre des décisions pertinentes. Pour parvenir à un tel résultat on doit passer par la détection des objets et des visages humains dans leur milieu naturel et réel.

Dans ce chapitre nous présenterons les différentes méthodes de détection de visage,

II.2. Les méthodes de détection de visage

La détection de visage, quelle que soit la technique utilisée, se base toujours sur une capture d'image (vidéo par exemple) ou sur une photo. Les caractéristiques du visage sont ensuite extraites selon la méthode choisie, puis enregistrées dans une base de données. Les travaux effectués sur la détection de visages se sont répartis en quatre méthodes théoriques.

- ❖ Méthode basées sur les connaissances acquises
- ❖ Méthode basées sur les caractéristiques invariables
- ❖ Méthode basées sur la mise en correspondance « template matching »
- ❖ Méthode basées sur l'apprentissage (ou l'aspect)

II.2.1. Méthode basée sur la connaissance (Knowledge based method)

C'est une méthode basée sur des règles qui représentent les composants principaux et représentatifs des visages humains. Les règles sont généralement constituées à partir de la relation entre les caractéristiques du visage. Cette méthode est principalement utilisée pour la détection des visages. Par exemple, les visages sur les images ont souvent deux yeux qui sont symétriques, un nez et une bouche. La relation entre ces membres peut être représentée par la distance entre ces derniers et leur position.

Un problème se pose avec cette approche en l'occurrence la difficulté de translater les connaissances du visage d'humain en règles bien définies, ce qui peut provoquer des erreurs de détection et rendre le système fiable[6].

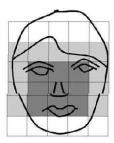


Figure II.1: un visage typique de la méthode basée sur la connaissance.

L'algorithme de détection est le suivant :

- Si le premier rapport est égal à un seuil prés au premier rapport du visage type, cela nous amène à comparer le rapport suivant sinon l'image analysée n'est pas une image de visage.
- Si à la fin tous les rapports sont égaux, l'image analysée est une image de visage. La difficulté dans cette approche est l'obtention de règles bien définies :
- Si les règles sont détaillées, elles peuvent ne pas détecter quelques visages qui ne vérifient pas toutes les règles imposées.
- Si les règles sont très générales, on peut détecter des images qui ne sont pas des images représentant des visages. Le fait d'avoir à choisir les caractéristiques à imposer fait qu'on peut avoir plusieurs méthodes dans cette approche. La plus efficace d'entre elles reste celle de Yang et Huang [7]

II.2.2. Méthode basée sur les caractéristiques invariables

D'autres ont utilisés des techniques basées sur les caractéristiques invariables même lorsque la pose, le point de vue, ou les conditions d'éclairage changent:

Parmi ces techniques, celle qui détectent les caractéristiques faciales tels que les yeux, les narines, les sourcils, les lèvres, les oreilles, le nez, la bouche, etc..., et elles impliquent alors la présence d'un visage.

Graf et autres [8] ont développé en 1995 une méthode pour localiser les caractéristiques faciales et les visages dans des images en niveau de gris. Après le filtrage à bande passante, des opérations morphologiques sont appliqués pour augmenter les régions avec l'intensité élevée qui ont une certaine forme (par exemple, les yeux).

L'histogramme de l'image traitée montre typiquement une crête proéminente. Basé sur la valeur de la crête et sa largeur, les valeurs des seuils adaptatives sont choisies afin de produire deux images binaires. Des composants connexes sont identifiés dans les deux images binaires pour identifier les régions des caractéristiques faciales candidates. Des combinaisons de chaque régions sont alors évaluées avec des classificateurs pour déterminer si et où un visage est présent. Leur méthode a été testée avec des images tête-épaule de 40 individus et avec cinq séquences vidéo où chaque séquence se compose de 100 à 200 armatures.

Leung et autres [9] ont développé une méthode probabiliste pour localiser un visage dans une scène encombrée qui se base sur la détection des caractéristiques locales et la comparaison de graphique aléatoire. Ils ont formulé le problème de localisation de visage comme problème de recherche de certaines caractéristiques faciales qui sont plus susceptibles d'êtres un modèle de visage. Cinq caractéristiques (deux yeux, deux narines, et une jonction de nez/lèvre) sont utilisés pour décrire un visage typique. Pour n'importe quelle paire de caractéristiques faciales du même type (par exemple, paire de l'oeil gauche et l'oeil droit), leur distance relative est calculée.

Pour un ensemble d'images, les distances sont modelées par une distribution gaussienne. Une autre caractéristique efficace utilise la couleur de peau humaine pour la détection de visage lorsque l'image initiale est en couleur. Bien que la couleur de peau diffère parmi les individus, des études ont montré que la variabilité de la couleur de la peau tenait plus de la différence d'intensité plutôt que de la chromaticité. On peut utiliser plusieurs types d'espaces de couleurs (RGB, RGB normalisé, HSV, YcrCb, YIQ, YES, CIE XYZ, CIE LUV,...etc):

D.Chai et K. N. Ngan [10], ont proposé une méthode pour la segmentation automatique du visage d'une personne à partir d'une image donnée qui se compose d'une vue de tête et épaules de la personne et d'une scène de fond complexe. La méthode implique un algorithme rapide, fiable, et efficace qui exploit les caractéristiques spatiales de la distribution de la couleur de peau humaine. Une carte universelle de couleur de peau est dérivée et utilisée sur le composant de chrominance de l'image d'entrée pour détecter les Pixels avec l'aspect de couleur de peau. Puis, basé sur la distribution spatiale des Pixels détectés de couleur de peau et de leurs valeurs correspondantes de luminance, l'algorithme utilise un ensemble de procédés de régularisation récente pour renforcer les régions des Pixels de couleur de peau qui sont plus susceptibles d'appartenir aux régions faciales et pour éliminer ceux qui ne le sont pas.

McKenna et autres [11],ont présenté un modèle adaptatif de mélange de couleur pour suivi des visages dans des conditions d'illumination variables. Au lieu de compter sur un modèle de couleur de peau basé sur la constance de couleur, ils ont utilisé un modèle stochastique pour estimer la distribution de la couleur d'un objet en temps réel et s'adapter aux changements des conditions d'éclairage et de visionnement. Les résultats préliminaires prouvent que leur système peut suivre des visages dans une marge des conditions d'illumination. Cependant, cette méthode ne peut pas être appliquée pour détecter des visages dans une image simple.

Le visage peut être aussi identifié à partir de sa texture en se basant sur des vecteurs qui décrivent au mieux les caractéristiques de la texture. Les approches les plus utilisées dans l'analyse de la texture sont les matrices de co-occurrences, les filtres de Gabor et les ondelettes.

Lin-Lin Huang, Shimizu et Kobatake [12], proposent une méthode de détection de visage en utilisant les caractéristiques de filtre de Gabor. En considérant les caractéristiques désirables du filtre de Gabor telle que les sélectivités de localité spatial et l'orientation, ils conçoivent quatre filtres pour extraire les caractéristiques faciales à partir de l'image locale. Le vecteur de caractéristiques basé sur des filtres de Gabor est utilisé comme entrée du classificateur, qui est un réseau de neurone polynomial (PNN) sur un sous-espace réduit de caractéristiques appris par l'analyse de composant principal (PCA). L'efficacité de la méthode proposée est démontrée par les résultats expérimentaux obtenus sur un grand nombre d'images et la comparaison avec les méthodes actuelles.

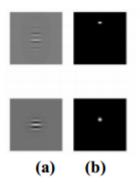


Figure II.2: (a) filtres de Gabor en domaine spatial, (b) domaine fréquentiel Jie Chen, Shiguang Shan et autres [13],Ont proposés une méthode de détection de visage basée sur les caractéristiques de Gabor, et propose un détecteur de visages hiérarchique combinant le rendement élevé des caractéristiques de Harr et l'excellente puissance distinctive des caractéristiques de Gabor.

D'autres chercheurs ont proposé de nombreuses techniques qui combinent plusieurs caractéristiques globales et locales pour localiser ou détecter des visages :

Yachida et autres [14] ont présenté en 1995 une méthode pour détecter des visages dans des images de couleur en utilisant la théorie floue. Ils avaient utilisé deux modèles flous pour décrire la distribution de couleur de peau et de cheveux dans l'espace de couleur de CIE XYZ. Cinq modèles de forme principaux (un frontale et quatre vues de côté) sont utilisés pour extraire l'aspect des visages dans les images.

Chaque modèle de forme est un modèle 2D qui se compose de m * n cellules carrées où chaque cellule peut contenir plusieurs Pixel. Deux propriétés sont assignées à

chaque cellule, la proportion de peau et la proportion de cheveux, qui indique les taux de la région de peau (ou de la région de cheveux). Dans une image de test, chaque Pixel est classifié comme cheveux, visage, cheveux-visage, et cheveux-fond basé sur les modèles de distribution. Les modèles principaux de forme sont alors comparés aux régions de peau et de cheveux extraits dans une image de test.

S'ils sont semblables, la région détectée va bien à un visage candidat. Pour la vérification, les caractéristiques d'œil-sourcil et de nez-bouche sont extraites à partir d'un visage candidat en utilisant les contours horizontaux.

Sobottka et Pitas [15], ont proposés une méthode de la localisation de visages et l'extraction des caractéristiques faciales en utilisant la forme et la couleur. D'abord, la segmentation de couleur dans l'espace HSV est effectuée pour localiser des régions de couleur de peau humaine. Dans cette étape, des composants connectés sont déterminés en appliquant l'algorithme de région croissant à une haute résolution de l'image segmentée. La recherche des visages dans une image peut être effectuée en détectant des objets avec la forme elliptique. L'avantage ici est que l'information de région est plus robuste contre le bruit et le changement de l'illumination. Les composants connectés qui sont bien rapprochés par une ellipse sont choisis comme des visages candidats. Enfin, ces candidats sont vérifiés en recherchant les caractéristiques faciales à l'intérieur des composants connectés.

II.2.3. Template matching (Appariement de gabarits)

La détection des visages entiers ou des parties de visage se fait à travers un apprentissage d'exemples standards de visages. La corrélation entre les images d'entrées et les exemples enregistrés est calculée pour la décision [16].

II.2.3.1. Predefined face Template (des faces de visage prédéfinies)

La détection frontale des visages la plus récente a été rapportée par Sakai et al. Les sous-gabarits souvent utilisés sont les yeux, le nez, la bouche et les contours du visage.

Chaque sous-gabarit est défini par une segmentation des lignes. Tout d'abord une comparaison est effectuée entre les sous-images et les contours de gabarit pour détecter les visages candidats. Puis on translate les sous-gabarits comme les yeux, le nez ... sur les positions candidats. En résumant la détection s'effectue en deux étapes : la première

est la détection des régions candidates, la deuxième est l'examen des détails pour déterminer les caractéristiques du visage [16].

II.2.3.2. Deformable Template (des Templates déformables)

Cette méthode a été utilisée par Yuille et al. Pour modéliser les caractéristiques faciales qui s'adaptent élastiquement par rapport au modèle du visage. Dans cette approche, les caractéristiques faciales sont décrites par des gabarits paramétrés. Une fonction est définie pour relier les contours, les sommets et les angles dans l'image d'entrée, pour faire correspondre les paramètres sur les gabarits. La meilleure adaptation du modèle élastique est de trouver la fonction énergétique en minimisant les paramètres [17].

II.2.4. Appearance-based method

Dans cette méthode, et contrairement aux méthodes d'appariement de modèles où ceux-ci sont prédéfinis par des experts, les modèles exploités ici sont appris à partir d'exemples d'images. En général, les méthodes basées sur l'apparence se basent sur des techniques d'analyse statistique et d'apprentissage pour trouver les caractéristiques appropriées des images de visage et de « non-visage ». Les caractéristiques apprises sont exprimées sous forme de modèles de distribution ou de fonctions discriminantes qui sont employés ensuite pour la détection. Les méthodes de cette catégorie obtiennent généralement les meilleures performances (taux de détection) mais ont l'inconvénient d'être coûteuses en calcul et assez laborieuses à mettre en œuvre [18].

II.2.4.1. Eigen faces

L'analyse en composantes principales(PCA) a été présenté par MP .Pentland et MA. La PCA n'a besoin d'aucune connaissance de l'image, son principe de fonctionnement est la construction d'un sous espace vectoriel retenant que les meilleurs vecteur propres, tout en gardant beaucoup d'information utile non redondante (très efficace pour réduire la dimension des données).

L'exemple Le plus récent de l'utilisation d'Eigen vectors est dans la reconnaissance des visages de Kohonen dans laquelle un simple réseau de neurone a démontré sa performance dans la détection des visages passant par la normalisation des images de visage. Le réseau de neurones estime la description des visages par l'approximation des vecteurs propres et l'auto corrélation matriciel de l'image.

Kirby and sirovich ont démontrés que les images de visage peuvent être codé linéairement en nombre modeste d'image d'apprentissage. La démonstration est basée sur la transformée de Karhumen-loeve, appelée aussi « analyse des composants principales »ou « la

transformée de Hottlling ». La première idée proposée par Pearson en 1901 et par Hotteling en 1933 est d'avoir une collection d'image d'apprentissage de n×m pixels représentés comme des vecteurs de taille m×n, le principe des vecteurs est de trouver le sous-espace optimal pour ajustement de l'erreur entre la projection des images d'apprentissage dans ces sous-espaces et les images originales miniaturisées[19].

II.2.4.2. Distribution based

Sung et Poggio ont développé la méthode basée sur la distribution pour la détection du visage, elle démontre comment la distribution de l'image appartenant à une seule classe d'objet peut être classifiée comme exemple de classe positive ou négative. Ce système est constitué de deux composants, le premier est constitué de modèle d'exemple basé sur la distribution de visage et de non visage, le deuxième est un classifieur à perceptron multicouche. Chaque exemple de visage et de non visage est tout d'abord normalisé, puis redimensionné l'image (19×19 pixels) pour la traiter comme 361 vecteurs dimensionnels, ces structures sont regroupés en six bouquets de visages et de non visages en utilisant l'algorithme modifié K-means [20].

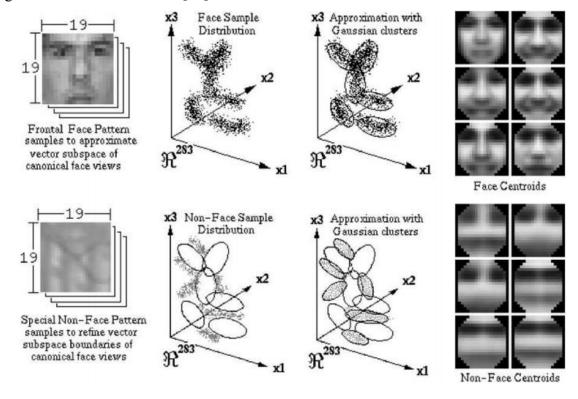


Figure II.3: les groupes de visage et non visage utilisés par sung poggio.

Chaque classe est représentée comme une fonction gaussienne multidimensionnelle avec la moyenne de l'image et la covariance matricielle.

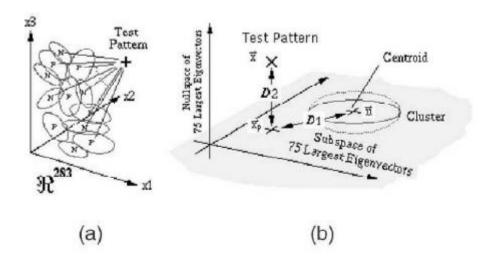


Figure II.4 : les mesures de distance utilisées par sung poggio .

Deux distances métriques sont calculées entre le modèle de l'image d'entrée et les prototypes des classes, la première distance est la normalisation de Mahalanobis entre les modèles de tests et les bouquets, .la deuxième est la distance euclidienne entre les modèles de tests et leurs projections dans un sous-espace à 75 dimensions. La dernière étape consiste à utiliser un réseau perceptron multicouche (MLP) pour classifier les fenêtres des visages et des non visages[20].

II.2.4.3. Neuronal network (réseaux de neurones)

Nous utilisons le réseau de neurones pour classifier les pixels de l'image, en tant que visage ou non-visage. Dans toute utilisation de réseaux de neurones, il faut définir une topologie du réseau. Il n'y a aucune règle pour définir cette topologie et c'est souvent par tests successifs qu'une bonne topologie est définie.

Un visage se distingue en effet surtout par des yeux, un nez et une bouche. La topologie de base sera donc d'une unité finale fournissant une réponse binaire ou probabiliste. On mettra derrière cette unité les couches cachées du réseau, on appelle notamment cela une topologie de base car le nombre d'unités, leur taille et leur position restent non empiriques et ne peuvent en conséquence pas être fermement fixés. Le nombre de couches de chaque unité peut être augmenté utilisant des doubles et triples couches.

Les réseaux de neurones les plus répandus et les plus simples à la fois restent les perceptrons multicouches (PMC) qui consistent en une succession de 9 couches, interconnectées totalement ou partiellement.

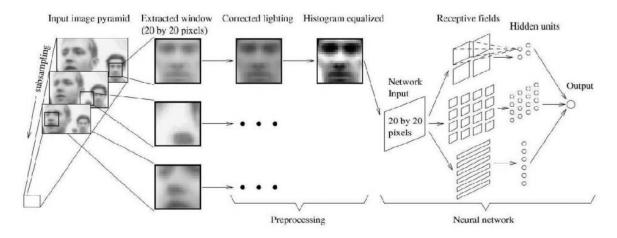


Figure II.5 : diagramme de la méthode de Rowley

L'algorithme d'apprentissage total reviendra à transmettre à tous les PMC, traitant chacun une unité, le résultat attendu. Si l'exemple à apprendre est un visage, la première étape est de transmettre aux PMC les yeux, la bouche et le nez. De là, chaque PMC applique son algorithme d'apprentissage.

L'inconvénient de cette approche réside dans le temps de calcul qui ne permet pas souvent de faire des traitements en temps réel [21].

II.2.4.4. Naïve Bayes classifier

A la différence des méthodes basées sur l'apparence globale des visages, shneiderman et kanade ont décrit à naïve Bayes classifier pour estimer la probabilité de l'apparence locale et la position des composants du visage en multiple résolution. Il y a deux raisons pour l'utilisation de la méthode naïve bayes classifier :

Premièrement une meilleure estimation de la fonction conditionnelle de densité des sous-images, la deuxième raison est que naïve bayes classifier fournie une fonctionnalité supplémentaire après la probabilité, ça consiste à capturer la jointure statistique de l'apparence locale et la position des objets.

A chaque échelle, l'image est décomposée en quatre sous-régions rectangulaires, chaque sous-région est projetés dans un espace dimensionnel inférieur utilisant la PCA en la quantifiant dans une infinité d'arrêtes, puis on aura l'estimation statistique des sous-régions à

partir des projections simples jusqu'à encoder l'apparence locale. Sous cette formulation, la méthode décide de la présence d'un visage quand le coefficient de ressemblance est supérieur au coefficient de probabilités antérieures [6].

II.2.4.5. Support vector machine (SVM)

La méthode SVM fait partie de la gamme des méthodes à apprentissage statistique, proposé par V .Vapnik en 1995. Le système de détection est conçu avec des images de formation et aucune connaissance préalable n'est requise sur l'image.

Le principe est de définir le vecteur caractéristique d'un visage comme un ensemble des valeurs de luminance choisies sur une fenêtre de taille prédéfinie, puis apprendre les classes de visage et de non visage. Le choix de la séparation se caractérise par une hyper-surface qui classifie correctement les données et qui se trouve le plus éloigné possible de tous les exemples. Support vector machine est une des premières méthodes appliquée a la détection de visage par Osuna et al. SVM peut être considéré comme un nouveau modèle de classifieur d'apprentissage de fonction polynomial, réseau de neurone ou radial basis function (RBF) .la plupart des classifieur d'apprentissage (bayesian, réseau de neurone, RBF) sont basé sur la minimisation de l'erreur d'apprentissage « l'erreur empirique » ,SVM opère avec un autre principe appelé « structural risk minimisation » qui a pour but de minimiser les saut supérieurs sur les erreurs généralisées probables [22].

II.2.4.6. Hidden Markov Model (HMM)

L'hypothèse sous-jacentes de Hidden Markov Model (HMM) est que les structures peuvent être caractérisées par des processus à paramètres aléatoires qui peuvent être estimés avec précision, d'une manière bien définie. Lors du développement de la méthode HMM pour la reconnaissance des formes, de nombreuses conditions cachées doivent être clarifiées pour former le modèle. Puis on pourra instruire HMM à apprendre la transitionnelle probabilité entre les états à partir des exemples qui seront représentés comme une séquence d'observation.

Le but derrière l'apprentissage du HMM est de maximiser la probabilité de l'observation en ajustant les paramètres HMM avec les méthodes de segmentation standard Viterbi et l'algorithme de Baum-welch. Après l'apprentissage du HMM, la probabilité de sortie détermine à quelle classe l'entrée observée appartient.

Intuitivement, les parties du visage sont divisées en plusieurs régions comme le front, les yeux, le nez, la bouche et le menton .alors un processus peut reconnaître chaque partie du visage qui sont observé dans un ordre approprié (du haut vers le bas et de la droite vers la gauche).

Au lieu de s'appuyer sur l'alignement exact comme dans le Template matching ou les méthodes basées sur l'apparence (les caractéristiques du visage comme les yeux le nez ont besoin d'être bien aligné avec les points de référence), cette approche a pour objectif d'associer les régions du visage avec les états de la densité continue Hidden Markov Model.

La méthode HMM est généralement utilisée pour traiter les parties du visage comme une séquence d'observation de vecteur et chaque vecteur est un groupe de pixels. Durant l'apprentissage et les tests, l'image est scannée dans un certain ordre (généralement du haut vers le bat) et l'observation se fait sur des blocs de pixels. La frontière entre les bocs de pixels est représentée par les transitions probabilistes entre les états. Les données de la région de l'image sont modelées selon la distribution Gaussien multi variable [23].

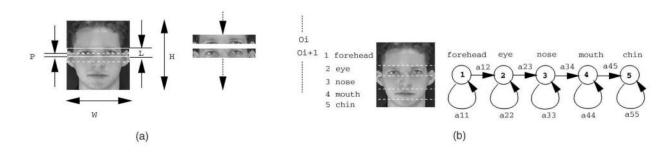


Figure II.6: la chaine de Markov pour la localisation du visage.

II.2.4.7. Information-technical approach

Les propriétés spatiales des caractéristiques du visage peuvent être modélisées à travers plusieurs aspects. Un des moyens puissants est les contraintes contextuelles qui sont souvent appliquées à la segmentation de texture.

Les contraintes contextuelles pour les caractéristiques du visage sont habituellement spécifiées par un petit voisinage de pixels. La théorie Markov Random feild(MRF) fournie une voie commode et consistante pour le modèle contexte-dépendance des entêtes, par exemple les pixels d'une image et les caractéristiques corrélées. Cette dernière s'obtient par la caractéristique de l'influence mutuelle entre les différentes entités utilisant la distribution conditionnelle MRF [6].

II.3. Comparaison des méthodes

Méthode	Avantages	Inconvénients
Couleurs	-Rapidité	-Détection des yeux peu
	-Détection de la peau	robuste
	efficace	-Conflits avec l'arrière-plan
Template matching	-Conceptuellement simple	-Recherche multi-échelle
	-Mesure de similarité	-Filtrage des multiples
		détections
		-Faible précision
		-Modèle présentatif
Eign faces	-Gabarit moins crucial	-Idem au template matching
	-Moins sensible à l'éclairage	
	-Mesure de similarité	
A A (TT 1 00)	-Estimation de la rotation	M 181 / / / C
Arrête (Hausdorff)		-Modèle représentatif
	-Implicitement multi-échelle	
Arrête (Transformer	-Estimation de la rotation	-Faible précision (détection
de Hough)	(ellipse)	des yeux)
	-Implicitement multi-échelle	-Arrête bien visible
	-Invariance aux rotations	-Estimation de la rotation
		(cercle)
Réseaux de neurones	-Apprentissage automatique	-Faible précision
	-Capacité de généralisation	-Recherche multi-échelle
Support vector	-Simple à mettre en œuvre	-Faible performance
machine		-gourmande en temps et en
		précision

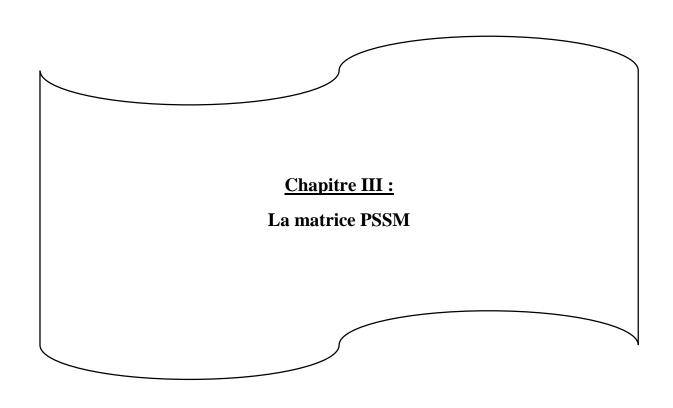
Tableaux II.1 : Comparaison des méthodes

II.4. Conclusion

Nous avons présenté les différentes méthodes de détection de visage, en expliquant leurs principes de fonctionnement. Nous avons remarqué que ce n'est pas évident de regrouper les méthodes en catégories car ces dernières se chevauchent et chaque individu peut voir les choses différemment. Alors en se basant sur quelques recherches, Nous avons divisé les méthodes en quatre catégories : méthode basée sur la connaissance, les caractéristiques invariables, template matching, méthode basée sur l'apparence.

La recherche dans ce domaine ne cesse d'évoluer et les résultats obtenus sont de plus en plus performant. Les scientifiques ont commencé par développer les méthodes de détection puis les tester seules afin de mesurer leur performance. Ensuite ils se sont intéressés à l'hybridation des méthodes dans le but de réaliser un système efficace qui améliore le taux de détection et qui minimise le temps d'exécution.

Il existe deux pôles d'exploration dans ce domaine, premièrement le type d'image traité, c'est-à-dire un seul visage par image ou plusieurs visages, avec un arrière-plan uni ou complexe. Nous nous intéresserons spécialement aux multiples visages avec des arrière-plans complexes. Le deuxième pôle est le secteur d'amélioration voulu par les chercheurs, c'est-a-dire : soit l'augmentation du taux de détection soit la minimisation du temps d'exécution.



III.1. Introduction

Dans ce chapitre, ont présenté la méthode qui on utilise dans notre travail qui est la matrice PSSM, on définit la matrice et leur principe, puis ont expliqué comment construire un matrice poids position, Enfin on fait un aperçu sur les types de matrice PSSM.

III.2. La matrice PSSM : historique

Une première méthode [Trifonov, 1985] consiste à définir, à partir d'un lot de séquences alignées, une matrice de poids décrivant, en chaque position, la fréquence d'apparition de chaque type de résidus. On cherche ensuite des signaux potentiels sur une nouvelle séquence en appliquant la matrice considérée sur une fenêtre glissant le long de la séquence. A chaque pas, on calcule un score égal à la somme des poids associés aux résidus délimités par la fenêtre, en fonction de leur nature et de la position consensus que l'on considère. Pour ce qui est de la détection de signaux sur des séquences protéiques cette méthode souffre du fait qu'elle ne permet pas de considérer les relations de proximité entre acides aminés. Gribskov et collaborateurs proposent une méthode également fondée sur la définition d'une matrice de poids, mais permettant en plus la prise en compte d'une matrice de distance entre acides aminés [Gribskov et coll., 1987]. Cette matrice de poids est appelée "profile" ou "position-specific scoring matrix" (PSSM), un terme équivalent étant le terme "position-dependent weight matrix". Une PSSM consiste en plusieurs colonnes de scores pour chaque aminoacide, dérivées des positions correspondantes d'un alignement multiple. Un "profile" est une PSSM construite en utilisant la moyenne des scores [24]

III.3. Principe de la matrice PSSM

III.3.1 Création d'élément du séquence

Le modèle PSSM sera construit par un ensemble de N séquences identifiées comme représentatives d'un motif donné figure III.1.

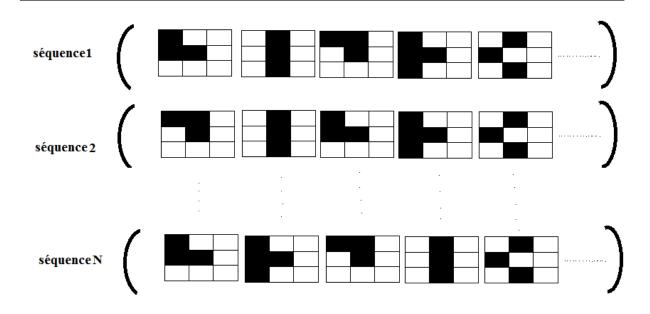


Figure III.1 : exemple de création des motifs

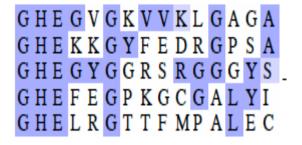
III.3.2.Construction d'un alignement de séquences

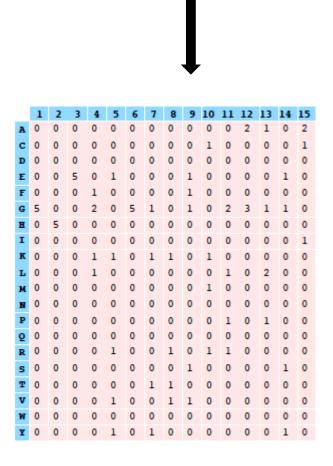
Pour constituer une matrice poids-position, il faut disposer d'un ensemble de N séquences identifiées comme représentatives d'un motif donné, sur lesquelles se basera le modèle. L'idée sous-jacente au modèle est que les déférentes séquences de l'alignement partagent des caractéristiques communes, que l'on cherche à représenter de manière numérique. Cette sélection peut se faire par exemple en récupérant les séquences en amont de gènes connus pour être co-régulés (van Helden et al., 2002), ou bien à l'aide d'une approche non supervisée pour sélectionner un ensemble de mots surreprésentés.

Déférentes techniques s'appliquent ensuite pour aligner les déférents éléments utilisation de matrices d'alignement [26].

> Exemple

Sa construction est basée sur la fréquence de chaque résidu d'acide aminé à une position spécifique dans un alignement multiple.





Matrice de l'alignement

III.3.3. De l'alignement à la PSSM

Détaillons maintenant comment une PSSM est constituée à partir d'un alignement de longueur L. Cette matrice possède L colonnes et V lignes, où V est la cardinalité de l'alphabet. Pour chaque position i, on note n le nombre d'occurrences du caractère a. Une hypothèse forte du modèle est l'indépendance des résidus : chaque colonne de la matrice se comporte indépendamment des autres. Notons p la fréquence observée de la lettre a [26] :

$$Pai = \frac{nai}{N}$$

_	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
A	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.4	0.2	0	0.4
C	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0	0	0	0	0.2
D	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
E	0	0	1	0	0.2	0	0	0	0.2	0	0	0	0	0.2	0
F	0	0	0	0.2	0	0	0	0	0.2	0	0	0	0	0	0
G	1	0	0	0.4	0	1	0.2	0	0.2	0	0.4	0.6	0.2	0.2	0
H	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
I	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.2
K	0	0	0	0.2	0.2	0	0.2	0.2	0	0.2	0	0	0	0	0
L	0	0	0	0.2	0	0	0	0	0	0	0.2	0	0.4	0	0
M	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0	0	0	0	0
N	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0	0.2	0	0
Q	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
R	0	0	0	0	0.2	0	0	0.2	0	0.2	0.2	0	0	0	0
S	0	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0	0	0	0	0.2	0
T	0	0	0	0	0	0.2	0.2	0	0	0	0	0	0	0	0
V	0	0	0	0	0.2	0	0	0.2	0.2	0	0	0	0	0	0
W	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Y	0	0	0	0	0.2	0	0.2	0	0	0	0	0	0	0.2	0

FigureIII.2: Matrice poids position

III.4. Propriétés des matrices poids-position

Très peu de résultats sont disponibles sur le modèle matriciel, bien qu'il soit le plus couramment utilisés par les biologistes. Parmi les problèmes ouverts, pouvant permettre la définition rigoureuse d'un seuil de pertinence des données, on peut citer :

- 1. une évaluation fiable du taux de faux positifs ou de faux négatifs,
- 2. le lien entre le nombre de données expérimentales disponibles et la précision de la matrice, notamment le nombre de chiffres significatifs dans un score [26],

III.5. Type des Matrices poids position, PSSM

Dans cette section nous détaillons les modèles matriciels jusqu'au modèle des matrices score-position. La modélisation de motifs approchés à l'aide de matrices est une caractérisation précise des alignements multiples, les matrices permettent de restituer l'ensemble des informations contenues dans un alignement si l'on considère les positions indépendantes les unes des autres. Cependant il est possible d'étendre ce modèle aux dépendances entre les positions, par exemple aux dépendances d'une position [25].

Nous allons présenter les six types matriciels suivants.

- ❖ La matrice de comptage
- La matrice de fréquence
- La matrice de fréquence corrigée
- La matrice de fréquence relative corrigée
- ❖ La matrice d'entropie
- **❖** La matrice score position

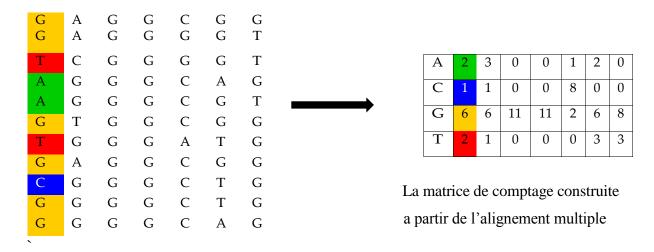
III.5.1. La matrice de comptage

La méthode la plus triviale, pour retranscrire la composition en lettres des positions d'un alignement multiple, est le calcul d'une matrice de comptage. Ce motif associe à chaque lettre de l'alphabet un compte selon sa position dans le motif [27].

Définition(La matrice de comptage) Soit A un alignement multiple de longueur L et Σ un alphabet fini. Une matrice de comptage notée C représentative de l'alignement A est une matrice L x $|\Sigma|$ telle que pour toute lettre $1 \in \Sigma$ et toute position p = 0... L — 1 l'élément d'indices 1 et p de C noté C(p, 1) est défini par le nombre d'occurrences de la lettre 1 à la position p de l'alignement multiple A [25].

Exemple,

la construction d'une matrice de comptage à partir de l'alignement multiple est illustrée par la figure suivant .



Alignement multiple de 11 séquences

Figure.III.3:Calculd'unematricedecomptage

La matrice de comptage décrit quantitativement l'alignement multiple. Elle caractérise la composition en lettre des positions mais sans la ramener au total.

III.5.2.Matrices de fréquence

La matrice de fréquence normalise la composition en lettres des positions de la matrice de comptage.

La matrice de fréquence associe à chaque lettre de l'alphabet une fréquence selon sa position dans le motif[25].

Définition

(La matrice de fréquence) Soit A un alignement multiple de longueur L et Σ un alphabet fini. Une matrice de fréquence notée F représentative de l'alignement A est une matrice L \times $|\Sigma|$ telle que pour toute lettre $1 \in \Sigma$ et toute position p=0 . . . L -1 l'élément d'indices 1 et p de F notée F (p, 1) est défini par la fréquence de la lettre 1 a` la position p de l'alignement multiple A[25].

$$F(p, l) = \frac{C(p, l)}{\sum_{i \in \Sigma} C(p, i)}$$

Exemple

La construction d'une matrice de fréquence à partir de la matrice de comptage de la figure III.3 est illustrée par la figure III.4.

Ainsi la probabilité de génération d'un mot $u = u0 \dots u_{L-1}$, selon la matrice de fréquence F, se calcule par la suite de multiplications suivantes

$$P(u|F) = \prod_{p=1}^{L} F(p, u_p)$$

Un tel calcul fait par un ordinateur donnera un résultat très approché voir erroné. La précision des calculs par ordinateur ne permet pas une bonne approximation des suites de multiplications de nombres inférieurs à un.

Une autre lacune du modèle est sa sur-adaptation (overfitting en anglais), lorsqu'on apprend par cœur on ne se trompe jamais. Les fréquences de la matrice collent parfaitement à

A	2	3	0	0	1	2	0
С	1	1	0	0	8	0	0
G	6	6	11	11	2	6	8
Т	2	1	0	0	0	3	3

La matrice de comptage de figureIII.3

A	0,18	0,27	0	0	0,09	0,18	0
С	0,09	0,09	0	0	0,73	0	0
G	0,55	0,55	1	1	0,18	0,55	0,73
Т	0,18	0,09	0	0	0	0,27	0,27

La matrice de fréquence construite à partir de la matrice de comptage

Figure.III.4: Calcul d'une matrice de fréquence

L'ensemble de mots de départ alors qu'il ne s'agit que du sous-ensemble connus des données a représenté. Le modèle est donc trop proche des données de départ.

III.5.3. Matrices de fréquence corrigée

La correction du modèle des matrices de fréquence se fait par l'ajout d'un pseudo compte et présente un double intérêt. Classiquement, afin de pallier aux problèmes d'approximation que posent les suites de multiplications, on convertit les modèles multiplicatifs en modèle additif en passant à l'échelle logarithmique. Cette conversion n'nécessite d'éliminer les éléments nuls pour le passage au logarithme. De plus un moyen de remédier à la sur- adaptation d'un modèle est de lui apporter de la souplesse par l'ajout d'un pseudo-compte. Ce qui revient très précisément à ajouter aux données de départ des données représentatives du contexte. Dans notre cas, le contexte est le texte et la donnée à ajouter est un mot suivant le modèle de texte.

Il existe deux méthodes selon que la donnée de départ soit la matrice de comptage ou la matrice de fréquence.

Partir de la matrice de comptage c'est connaître le nombre d'observations de départ. On possède plus ou moins d'observations sur les objets que l'on souhaite modéliser. Il paraît naturel d'accorder plus de crédit `a un modèles basé sur un jeux de données important qu'a` un modèle base extrait de nombreuses observations qu'a un modèle extrait de peu. Dans ce cas le pseudo-compte représente un nombre de mots du contexte `a ajouter aux données, ce qui donne plus de souplesse aux modèles calcules sur peu de données[25].

Définition

(La matrice de fréquence corrigée) Soit Σ un alphabet fini, L un entier naturel, C une matrice de comptage, l une lettre $\in \Sigma$, p une position = $0 \dots L-1$, c un pseudo-compte et f_l la fréquence attendue de la lettre l. La matrice de fréquence corrigée est notée F' et définie par la formule suivante[25].

$$F'(p,l) = \frac{C(p,l) + c * f_l}{\sum_{l \in \Sigma} C(p,l) + c}$$

Exemple

Le calcul d'une matrice de fréquence corrigée à partir de la matrice de comptage de la figure III.2 avec des fréquences en lettre du contexte égales à 0,25 et un pseudo-compte éal à 1 est illustré par la figure III.4.

A	2	3	0	0	1	2	0
C	1	1	0	0	8	0	0
G	6	6	11	11	2	6	8
Т	2	1	0	0	0	3	3

La matrice de comptage de figure III.3

A	2,25/12	3,25/12	0,25/12	0,25/12	1,25/12	2,25/12	0,25/12
C	1,25/12	1,25/12	0,25/12	0,25/12	8,25/12	0,25/12	0,25/12
G	6,25/12	6,25/12	11,25/12	11,25/12	2,25/12	6,25/12	8,25/12
Т	2,25/12	1,25/12	0,25/12	0,25/12	0,25/12	3,25/12	3,25/12

La matrice de fréquence corrigée calculé à partir de la matrice de comptage

Figure.III.5: Calculd'une matrice de fréquence corrigée

Partir de la matrice de fréquence c'est donner un poids, compris entre 0 et 1, au pseudocompte en ignorant le nombre de mots sur lesquels le modèle se base.

Définition

(La matrice de fréquence corrigée) Soit Σ un alphabet fini, L un entier naturel, F une matrice de fréquence, l une lettre $\in \Sigma$, p une position = $0 \dots L-1$, c un pseudo-compte et f_l la fréquence attendue de la lettre l avec $\sum_{l \in \sigma} f_l = 1$. La matrice de fréquence corrigée est notée F' et définie par la formule suivante [25]:

$$F'(p,l) = \frac{F(p,l) + c * f_l}{1 + c}$$

Exemple

Le calcul d'une matrice fréquence corrigée score-position à partir de la matrice de fréquence de la figure III.3 avec des fréquences en lettre du contexte égales a0, 25 et un pseudo-compte égale à 1/10est illustre par la figure III.5.

A	0,18	0,27	0	0	0,09	0,18	0
С	0,09	0,09	0	0	0,73	0	0
G	0,56	0,56	1	1	0,18	0,56	0,73
T	0,18	0,09	0	0	0	0,27	0,27

La matrice de fréquence de figure III.4

A	0,19	0,27	0,02	0,02	0,10	0,19	0,02
С	0,10	0,10	0,02	0,02	0,67	0,02	0,02
G	0,53	0,53	0,93	0,93	0,19	0,53	0,67
T	0,19	0,10	0,02	0,02	0,02	0,27	0,27

La matrice de fréquence corrigée calculée à partir de la matrice de fréquence

Figure. III.6: Calcul d'une matrice de fréquence corrigée

III.5.4. Matrices de fréquence relative corrigée

La matrice de fréquence relative corrigée permet de remettre le motif dans son contexte. C'est à dire de rapporter le motif au modèle de texte, de mesurer l'indépendance entre le motif et le modèle de texte [25].

Définition

(La matrice de fréquence relative corrigée) Soit Σ un alphabet fini, L un entier naturel, F' une matrice de fréquence corrigée, l une lettre $\in \Sigma$, p une position= $0 \dots L-1$ et f_l la fréquence attendue de la lettre l avec $\sum_{l \in \sigma} f_l = 1$. La matrice de fréquence corrigée relative est notée F'' et définiepar la formule suivante [25]:

$$F''(p,l) = \frac{F'(p,l)}{f_l}$$

Exemple

Le calcul d'une matrice de fréquence relative corrigée à partir de la matrice de fréquence de la figure III.5 avec des fréquences en lettre du contexte égales à 0, 25 est illustrée par la figure III.6.

La matrice de fréquence relative corrigée représente les observations de d'épart en fonction de leur contexte mais ne permettent pas de mesurer le degré d'adéquation entre le mot et le motif.

A	0,19	0,27	0,02	0,02	0,10	0,19	0,02
С	0,10	0,10	0,02	0,02	0,67	0,02	0,02
G	0,53	0,53	0,93	0,93	0,19	0,53	0,67
T	0,19	0,10	0,02	0,02	0,02	0,27	0,27

La matrice de fréquence corrigée de figure III.6

A	0,76	1,08	0,08	0,08	0,4	0,76	0,08
С	0,4	0,4	0,08	0,08	2,68	0,08	0,08
G	2,12	2,12	3,72	3,72	0,76	2,12	2,68
T	0,76	0,4	0,08	0,08	0,08	1,08	1,08

La matrice de fréquence relative corrigée calculée à partir de la matrice de fréquence corrigée

Figure.III.7: Calcul d'une matrice de fréquence relative corrigée

III.5.5. Matrices d'entropies

Le contenu informationnel d'une matrice peut être mesure par son entropie. L'entropie est une fonction mathématique qui correspond à la quantité d'information contenue ou délivrée par une source d'information, ici la matrice.

Une matrice construite à partir d'un ensemble de mots homogènes, voir identique, apporte beaucoup d'informations sur le motif. Inversement, lorsque les mots sont hétérogènes, spécialement lorsque les lettres des positions sont équi-reparties, l'information portée par le modèle est faible. Statistiquement la matrice d'entropie est définie comme suit [25].

Définition

(La matrice d'entropie) Soit Σ un alphabet fini, L un entier naturel, F' une matrice de fréquence corrigée, l une lettre $\in \Sigma$ et p une position $= 0 \dots L-1$. La matrice d'entropie est notée E et définie par la formule suivante[25].

$$E(p, l) = F'(p, l) \ln F'(p, l)$$

Cette formule d'entropie est indépendante du modèle de texte, elle donne une bonne estimation de l'adéquation du motif au texte lorsque les lettres sont équi-reparties. Dans le cas contraire il vaut mieux prendre en compte le contexte, le modèle de texte. Une matrice calculée

à partir d'un ensemble de mots différents du modèle de texte apporte plus d'information sur le motif qu'une matrice calculée à partir d'un ensemble de mots suivant le modèle. La formule de l'entropie relative prend en compte le modèle de texte et est d'définie comme suit.

Définition

(La matrice d'entropie relative) Soit Σ un alphabet fini, L un entier naturel, F' une matrice de fréquence corrigée, F'' la matrice de fréquence relative corrigée de F', l une lettre Σ , p une position = 0 . . . L - 1 et f_l la fréquence attendue de la lettre l. La matrice d'entropie est notée E et définie par la formule suivante [25].

$$E(p, l) = F'(p, l) \ln F''(p, l) = F'(p, l) \ln \frac{F'(p, l)}{f_l}$$

Chaque lettre contribue selon sa fréquence à l'entropie d'une position. L'entropie d'une position p d'une matrice de fréquence F, notée Ep, est définie comme suit.

$$E_p(F) = \sum_{l \in \Sigma} F(p, l)$$

Chaque position contribue indépendamment à l'entropie totale. L'entropie d'une matrice, notée Ep, est définie comme suit.

$$E(F) = \sum_{p=0}^{L-1} \sum_{l \in \Sigma} E(p, l)$$

La matrice d'entropie donne une bonne mesure de l'adéquation entre un mot et le motif.

III.5.6. Matrice score-position

La matrice score-position est un modèle très proche de la matrice d'entropie. Elle est obtenue par la méthode du log-ratio qui consiste à faire, pour chaque élément de la matrice, le logarithme du ratio entre la fréquence du motif et la fréquence attendue. Elle est un modèle de score additif. Elle augmente la fiabilité du calcul des probabilités des mots du motif en transformant le modèle multiplicatif de la matrice de fréquence en un modèle additif. Elle permet la comparaison du motif à son contexte par la création d'un système de score, les éléments positifs de la matrice correspondent aux éléments de fréquence du motif supérieur à la fréquence du contexte, inversement pour les éléments négatifs [25].

Définition

(La matrice score-position) Soit F" une matrice de fréquence relative corrigée, Σ un alphabet fini et L un entier naturel. Une matrice score-position notée M est une matrice $L \times |\Sigma|$ telle que pour toute lettre $1 \in \Sigma$ et toute position $p \in \{0 \dots L-1\}$ l'élément d'indices l et t de M noté M (p,l) est défini par la formule suivante [25].

$$M(p,l) = \ln F''(p,l)$$

Exemple

Le calcul d'une matrice score-position a` partir de la matrice de fréquence relative corrigée de la figure 1.21 est illustrée par figure 1.22

Les motifs modélisés par des matrices score-position expriment toute l'ambigüité et la complexité d'un ensemble de mots. Ils mesurent l'adéquation entre un mot et le motif.

A	0,76	1,08	0,08	0,08	0,4	0,76	0,08
С	0,4	0,4	0,08	0,08	2,68	0,08	0,08
G	2,12	2,12	3,72	3,72	0,76	2,12	2,68
Т	0,76	0,4	0,08	0,08	0,08	1,08	1,08

La matrice de fréquence relative corrigée de la figure III.7

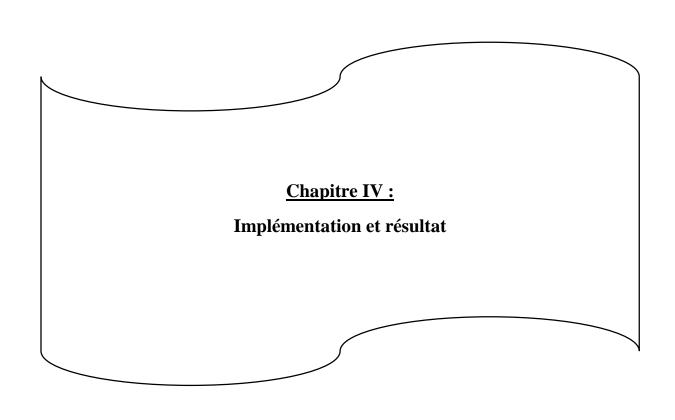
A	-0,29	0,08	-2,49	-2,49	-0,88	-0,29	-2,49
С	-0,88	-0,88	-2,49	-2,49	8	-2,49	-2,49
G	0,73	0,73	1,32	1,32	-0,29	0,73	1,01
T	-0,29	-0,88	-2,49	-2,49	-2,49	0,08	0,08

La matrice score-position calculée à partir de la matrice de fréquence relative corrigée

Figure. III.8: Calcul d'une matrice score-position à partir d'une matrice de fréquence relative corrigée

III.6. Conclusion

Malgré Les calculs effectués sur les matrices poids-position PSSM sont complexes, elle se voit que s'utilisation comme modèle pour détecter des visages humains à partir d'images en couleur ou niveau de gris revient à établir un modèle pour le visage soit discriminante et non redondante.



IV.1. Introduction

Pour notre système, la description du visage est faite par un modèle statistique basé sur un ensemble de motif caractéristiques extraits à partir de l'image de l'individu, ce modèle permet de représenter le visage et non visage par un vecteur caractéristique (séquence), et ces vecteurs seront utilisé pour la création d'une matrice PSSM pour être utilisées plus tard dans la phase Décision. Le choix de ces informations utiles revient à établir un modèle pour le visage et un modèle pour le non visage, elles doivent être discriminantes.

IV.2. Ressources matérielles et logicielles

IV.2.1. Ressources matérielles

Notre système est développé dans un ordinateur dont les caractéristiques techniques, sont les suivantes :

Composant	description
Processeur	Intel « I5 »
RAM	4Go

TableauxIV.1: Ressources matérielles

IV.2.2. Ressources logicielles

- > Système d'exploitation : Windows 7 titan 64bit
- Langage de programmation : **Matlab** car :

Le logiciel Matlab constitue un système interactif et convivial de calcul numérique et de visualisation graphique, destiné aux ingénieurs, aux techniciens, c'est un outil très utilisé dans l'universitaire comme dans le monde industriel, qui intègre des centaines de fonctions mathématique et d'analyse numérique (calcul matriciel, traitement de signal, traitement d'image, etc).

IV.3. Description de notre système

Tout processus automatique de reconnaissance des visages doit prendre en compte plusieurs facteurs qui contribuent à la complexité de sa tâche, car le visage est une entité dynamique qui change constamment sous l'influence de plusieurs facteurs. La Figure IV.1. illustre la démarche générale adoptée pour réaliser notre systèmes.

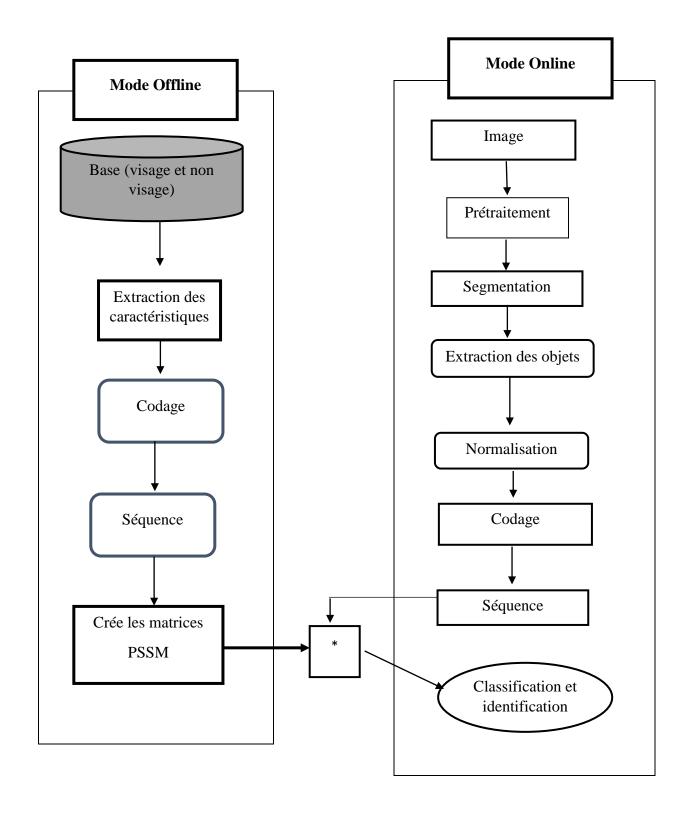


Figure IV.1 : Organigramme de notre système

IV.3.1. Base de données

Pour la création de deux modèles du matrice PSSM, l'une modélise les visages et l'autre pour les non visage, on a utilisé une base de donnée contient 4916 image de visage et 7872 image non visage de dimension 24*24.

IV.3.2. Extraction des caractéristiques

Pour le but d'obtention d'un meilleur taux de reconnaissance pour l'identification d'un visage parmi un ensemble des formes plus important et avec un coût de calculs minimal, ceci dépend du choix des vecteurs caractéristiques nécessaires et par conséquent dépend des informations utiles dérivées de ces caractéristiques et qui vont représenter un visage ou non visage. Et pour ce là, on divise chaque image en L*L blocs de dimension n*p codé, puis on représente l'image entier par un vecteur contient une séquence de tout les code de ces blocs (voir figure IV.2).

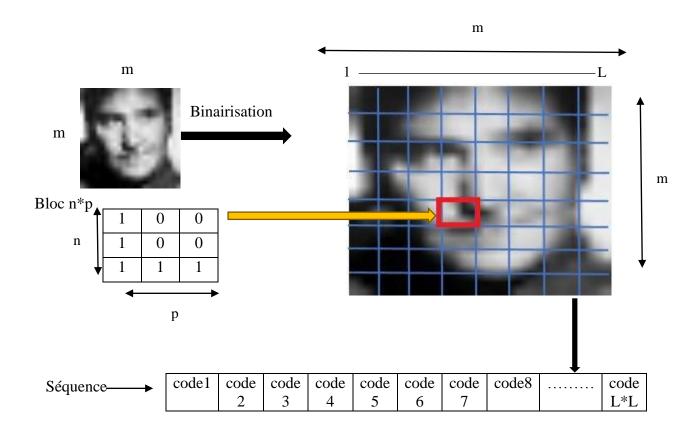


Figure IV.2 : exemple d'extraction des caractéristiques d'une image

IV.3.3. Codage

On considère chaque bloc comme une imagette binaire qu'on se représenté par un nombre entier (voir figure IV.3), le code sera varié entre 0 jusqu'à 2^{n*p} avec (n,p) c'est la dimension du chaque bloc.

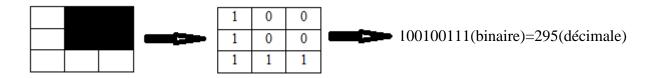


Figure IV.3 : exemple de codage

IV.3.4.Création de PSSM

Après le codage des images du chaque classe, on passe à phase de modélisation de ces classes, c'est la création des matrices PSSM, chaqu'une des ces matrice modélise une seule classe (voir Figure IV.4).

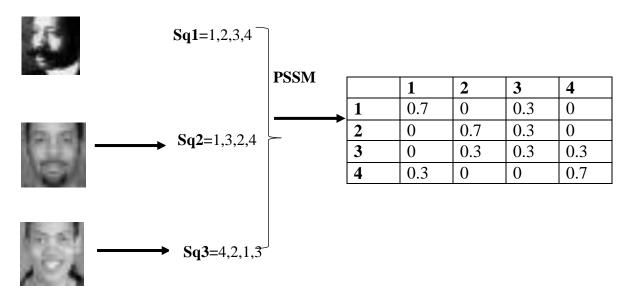


Figure IV.4: exemple de PSSM

IV.3.5. Prétraitement

On utilise un algorithme de détection des zones visages basé sur la localisation des cercles dans l'image convolé par un filtre de Sobel. Le principe de ce filtre est que l'opérateur calcule le gradient de l'intensité de chaque pixel. Ceci indique la direction de la plus forte variation du clair au sombre, ainsi que le taux de changement dans cette direction.

On connaît alors les points de changement soudain de luminosité, correspondant probablement à des bords, ainsi que l'orientation de ces bords.

Propriétés:

- Détection de renforcement des contours.
- Détection des régions uniforme ou homogène.

L'opérateur utilise des matrices de convolution. La matrice subit une convolution avec l'image pour calculer des approximations des dérivées horizontale et verticale. Soit l'image A source, G_x et G_y deux images qui en chaque point contiennent des approximations respectivement de la dérivée horizontale et verticale de chaque point.

En chaque point, les approximations des gradients horizontaux et verticaux peuvent être combinées comme suit pour obtenir une approximation de la norme du gradient:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$
, La figure IV.5

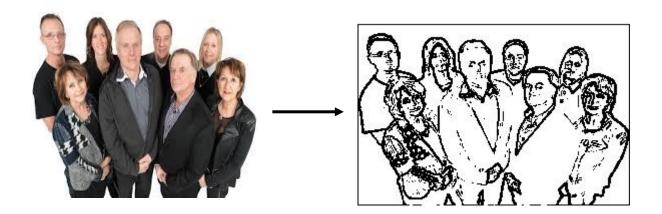


Figure IV.5 : exemple de filtrage de sobel

IV.3.6. Segmentation

Notre algorithme de détection des cercles basé sur une transformation circulaire de Hough exercé sur l'image filtrée par sobel, et dépends le chois d'une plage de rayon [min max] des cercles.

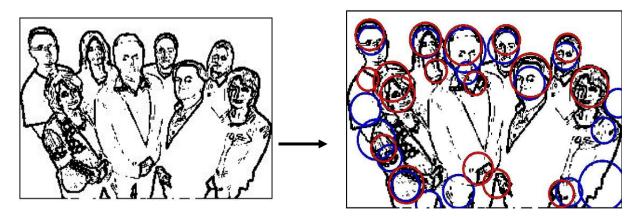


Figure IV.6 : création des cercles avec rayon ϵ [10 100]

Après la localisation des cercles, on fusionne les cercles qui sont en deus situations suivantes:

❖ 1er Cas: l'intersection de deux cercles est plus grande qu'un seuil donné

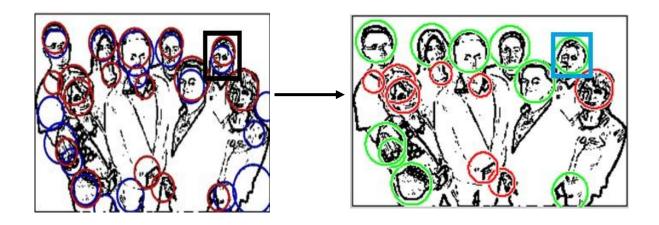


Figure IV.7 : le premier cas de fusionnement

❖ 2éme Cas: l'une des cercles est incluse dans l'autre

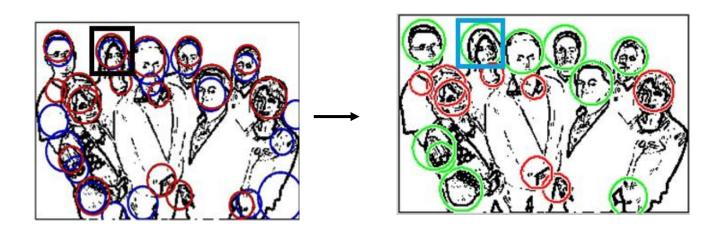


Figure IV.8 : le deuxième cas de fusionnement

Et enfin on obtient le résultat suivant :

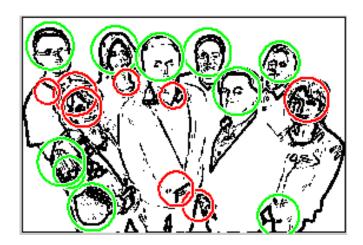


Figure IV.9 : résultat obtenu après de fusionnée des cercles

Extraction des objets

Après l'opération du fusionnement des cercles on extraire tous les cercles trouvées et sauvegardées comme des images pour classées et identifiées **Figure IV.10**.

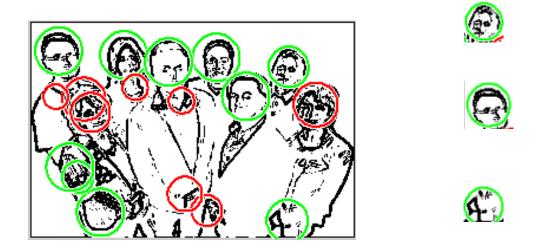


Figure IV.10: exemple d'extraction des objets

❖ Normalisation

Pour avoir le même code (séquence) sauvé dans le modèle PSSM il faut normaliser les images des objets construit Afin de classifier ces images visage ou non visage.

IV.3.7. Classification et identification

Dépends le choix de type de matrice PSSM sera le critère d'appartenance de chaque image (cercle) au modèle PSSM construit dans la phase offline.

On a utilisé la matrice de fréquence pour classifié et identifier chaque image (cercle), alors on utilise le critère d'appartenance suivant :

$$F(p, l) = \frac{C(p, l)}{\sum_{i \in \Sigma} C(p, i)}$$

On calculé la fréquence de chaque séquence d'image (cercle) par rapport chaque modèle PSSM (tous les classe existe), le choix de la classe sera accordé pour la plus grande fréquence.

IV.4. Résultats obtenu :

On a testé quelques images . On fixé la taille de chaque imagette a 24*24 pixel avec des blocs de taille 3*3.

Le temps écoulé pour chaque image est le même et il presque négligé. Les résultats est illustré dans les figures suivantes :



Figure IV.11 : exemple 1 de résultat obtenu



Figure IV.12 : exemple2 de résultat obtenu

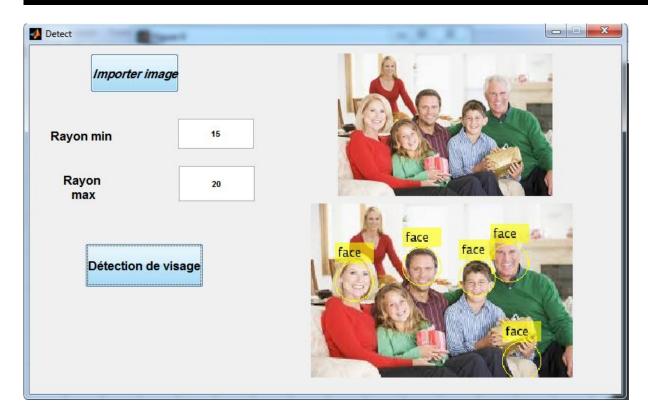


Figure IV.13 : exemple3 de résultat obtenu

On remarque que notre aproche basé sur la matrice PSSM donne des bons résultats, en plus et l'un des avantages de notre système est que le temp d'exicution est presque négligent (la vitesse de détection est très rapide).

Le probléme majour pour notre système c'est le choix d'une intervalle de rayon (min et max) des cercles qui rest très variable et selon l'image traité (voir les figures IV.14 et IV.15).

❖ Rayon min =15 et Rayon max = 25

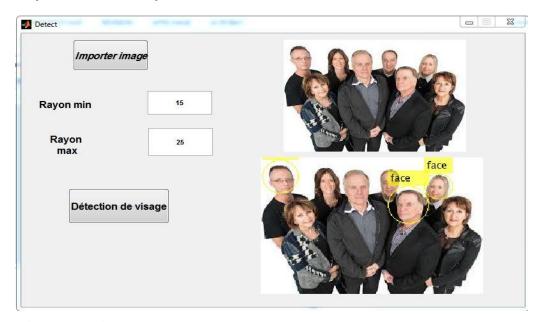


Figure IV.14: résultat obtenu avec Rayon min =15 et Rayon max = 25

Même image avec :

Rayon min =15 et Rayon max = 20

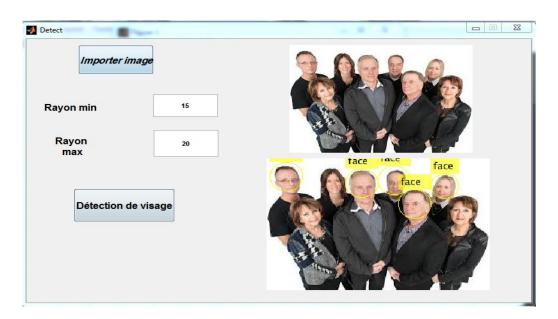


Figure IV.15: résultat obtenu avec Rayon min =15 et Rayon max = 20

IV.5. Comparaison avec autre méthodes

IV.5.1. Comparaison avec la méthode viola et Jones

La matrice PSSM

Viola et Jones



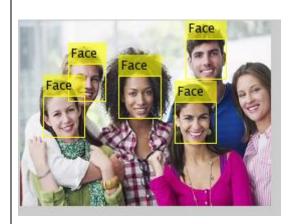










Tableau IV.2: Comparaison avec la méthode viola et Jones

! Interprétation :

PSSM

Dans cette comparaison on remarque que les résultats sont proches pour notre méthode et celle de viola et Jones, avec un peu des fausses détections dans la notre méthode. Et même pour le temps de réponse on n'a aucune différence.

IV.5.2. Comparaison avec la méthode basée sur l'extraction des caractéristiques de Gabor et du réseau de neurones [27]

méthode basée sur l'extraction des caractéristiques de Gabor et du réseau de neurones





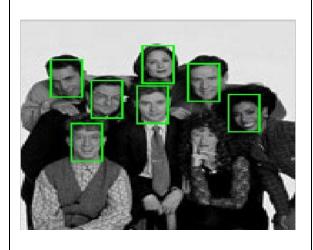


Tableau IV.3 : Comparaison avec la méthode qui basé sur l'extraction des caractéristiques de Gabor et du réseau de neurone

* Interprétation

Les résultats sont presque les même. Mais coté temps de réponse notre méthode été plus rapide par rapport la méthode qui basé sur l'extraction des caractéristiques de Gabor et réseau de neurone.

IV.6. Conclusion

La méthode utilisée dans ce travail basé sur la matrice PSSM a l'intérêt d'être robuste, et les résultats obtenus fournissement globalement une solution de qualité. Comparé à d'autres systèmes, notre méthode est caractérisé par certains avantages Il n'y a pas de contraintes sur l'environnement et a un temps de réponse négligeable.

Conclusion générale et perspective

Le travail présenté dans ce mémoire de Master s'est porte sur le problème de la reconnaissance de visages. C'est une technique importante et très difficile à la reconnaissance des gens automatique.

L'extraction de la région du visage à partir de l'image filtrée est une étape fondamentale dans le processus de reconnaissance faciale. L'algorithme d'extraction doit être efficace et doit fournir, sans aucune ambiguïté, la région du visage dans l'image.

Dans un premier temps, un algorithme efficace de segmentation de visage est appliqué sur l'image afin de déterminer les régions d'intérêt du visage. Pour cela, La méthode proposée pour l'extraction des zones du visage combine un filtrage d'image par un filtre de sobel avec une approche géométrique déterminera des cercles afin d'identifier les régions caractéristiques du visage.

Dans un deuxième temps une classification basée sur la matrice PSSM (position specific scoring matrice), l'intérêt des ces matrices c'est la conservation de l'information avec un minimum de paramètres caractéristiques et la garantit d'une bonne discrimination.

Nous avons ainsi évalué l'influence de la détection de régions sur la reconnaissance de visage. Pour cela, nous avons fut quelques expériences et comparaison avec résultats obtenus par le travail original de Viola et Jones et d'autre basé sur les réseaux de neurone.

Les perspectives de ce travail sont nombreuses : nous souhaitons améliorer le module d'extraction automatique de visage et de ses caractéristiques.

Nous allons travailler sur l'automatisation des approches de reconnaissance élaborées. Pour cela nous proposons de développer des techniques automatiques de détection du visage d'un individu quels que soient son point de vue, ses dimensions, et son expression faciale ou encore l'angle sous lequel il est éclairé.

Bibliographie

Bibliographie

- [1] https://fr.wikipedia.org/wiki/D%C3%A9tection_de_visage.
- [2] détection de visages en domaines compressés : Mémoire présenté au Département d'informatique en vue de l'obtention du grade de maître ès sciences juin 2011.
- [3] Détection de Visages par Méthode Hybride AdaBoost et Couleur de Peau :Mémoire de Magister Présenté à l'Université de Guelma Faculté des Sciences et de l'Ingénierie
- [4]Système de détection du visage humain basé sur la méthode SVM : Mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en informatique. institut national de formation en informatique (I.N.I) Oued-Smar Alger (2006/2007).
- [5] « Détection et identification de personne par méthode biométrique » :Mémoire de Magister en Electronique, Université Mouloud MAMMERI de TIZI-OUZOU (UMMTO)
- [6] La détection des visages dans une image Mémoire de fin d'études Pour l'obtention du diplôme d'ingénieur D'état en informatique, Ecole nationale Supérieure en Informatique (E.S.I) Oued-Semar, Alger 2008/2009
- [7] G.Yang et T.S.Huang, "Human Face Detection In Complex Background", Pattern Recognition, vol 27, no 1, pp 53, 1994.
- [8] H.P. Graf, T. Chen, E. Petajan, et E. Cosatto, "Locating Faces and Facial Parts," Proc. First Int'l Workshop Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 41, 1995.
- [9] T. K. Leung, M.C Burl, et P. Perona, "Finding Faces in Cluttered Scenes Using Random Labeled Graph Matching", Proc. Fifth IEEE Int'l Conf. Computer Vision, pp 637, 1995.
- [10] D.Chai et K. N. Ngan « Face segmentation using skin-color map in videophone applications» ;Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on, Volume 9, Issue 4, Jun 1999 Page(s):551.
- [11] S. McKenna, Y. Raja, et S. Gong, "Tracking Colour Objects Using Adaptive Mixture Models," Image and Vision Computing, vol. 17, nos. 3/4, pp. 223, 1998.

Bibliographie

- [12] Shimizu, Kobatake, H."Classification-based Lin-Lin Huang et A. face detection using Gabor filter features". Graduate Sch. of Bio-Applications & Syst. Eng., Tokyo Univ. of Agric. & Technol., Japan. This paper appears in: Automatic Recognition, Proceedings. Face and Gesture 2004. Sixth IEEE International Conference.
- [13] Jie Chen, et Shiguang Shan, "Novel Face Detection Method Based on Gabor Features", SINOBIOMETRICS 2004, 90.
- [14] Q. Chen, H. Wu, et M. Yachida, "Face Detection by Fuzzy Matching," Proc. Fifth IEEE Int'l Conf. Computer Vision, pp. 591,1995.
- [15] K. Sobottka, et I. Pitas, "Face Localization and Feature Extraction Based on Shape and Color Information", Proc. IEEE Int'l Conf. Image Processing, pp 483, 1996.
- [16] Implémentation d'une méthode de détection et suivi de visage en temps réel, Travail de fin d'études .école royale militaire académie militaire Bruxelles juin2011.
- [17] A. Yuille, P. Hallinan, and D. Cohen, "Feature Extraction from Faces Using Deformable Templates," Int'l J. Computer Vision, vol. 8, no. 2, pp. 99, 1992
- [18] Application de techniques d'apprentissage pour la détection et la reconnaissance d'individus : THESE Présentée en vue de l'obtention du grade de DOCTEUR, l'Ecole des Mines de Douai et l'Université Lille 1 Sciences et Technologies 2011.
- [19] Turk, M.A., Pentland, A.P.,1991."Eigenfaces for recognition". J. Cognit. Neurosci. Vol. 3, p.71.
- [20] H.Y. MING, D. KREIGMAN et N. AHUJA. Detecting faces in image: survey. IEEE transitions on pattern analysis and machine intelligence Vol 24, N o 1, pp 33, January 2002.
- [21] S. Lin, S. Kung and L. Lin, "Face recognition/detection by a Probabilistic decision-based Neural Network", IEEE Transactions on Neural Networks, Vol.8, No.1:p.144,1997.
- [22] E. Osuna, R. Freund, et F. Girosi, « Training Support Vector Machine : An application to Face Detection », IEEE Proc, Int. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, 6, 1997.

Bibliographie

- [23] F. Samaria: "Face segmentation for identification using Hidden Markov Models", in british machine vision conference, 1993.
- [24] http://Caractérisation%20d'un%20ensemble%20de%20séquences%20pré-alignées.html
- [25] Matrices score-position, algorithmes et propriétés :THESE présentée et soutenue publiquement le 4 juillet 2008 pour l'obtention du Doctorat de l'Université des Sciences et Technologies de Lille
- [26] http://thisisnotablog.xbrrr.org/docs/rapport-inria.pdf
- [27] https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/50077-face-detection-using-viola-jones-algorithm
- [28] https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/11073-face-detection-system.