

UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA

**Faculté des Nouvelles Technologies de l'Information et de la
Communication**

Département d'électronique et télécommunication



Mémoire de master académique

Domaine: Sciences et Technologies

Filière: Télécommunication

Spécialité: Système de Télécommunication

Réalisée par : **Bendob serine** - **Hathat chaima**

Thème

Reconnaissance des expressions faciale

Soutenue publiquement le :06/06/2022

devant le jury composé de:

Dr-Kourichi maaroufe	MCB à l'Université de Ouargla	président	UKM Ouargla
Dr- Lati Abdelhai	MCB à l'Université de Ouargla	Examineur	UKM Ouargla
Dr-Khaled. BENSID	MCB à l'Université de Ouargla	Encadreur	UKM Ouargla
Dr- Azzedine Benlamoudi	MCB à l'Université de Ouargla	Co-Encadreur	UKM Ouargla

Année Universitaire :2021/2022

Dédicace

Merci beaucoup à Dieu qui nous a donné force, volonté et patience pour réaliser cet anniversaire.

Nous remercions également mon dernier professeur : le Dr- Khaledben Sid et le Dr- Benlamoudi azzedine.

Je dédie cet acte humble à ma mère et à la miséricorde de Dieu, à mes chers parents, frères et sœurs, et je les encourage tout au long de mes années scolaires, sans lesquelles je n'aurais jamais réussi.

Pour toute ma famille.

À tous mes amis et à toutes les personnes que je connais qui m'ont aidé, soutenu et encouragé.

À tous mes professeurs pendant mes années d'école avec qui j'ai tant appris.

Serine.

Dédicace

Merci beaucoup à Dieu qui nous a donné force, volonté et patience pour réaliser cet anniversaire.

Nous remercions également mon dernier professeur : le Dr- Khaled ben Sid et le Dr- Benlamoudi azzedine.

Je dédie Cet acte humble a donné à mes parents la miséricorde de Dieu, et à mes chers frères, et m'a encouragé tout au long de mes années scolaires, pour le bien de toute ma famille, sans laquelle je n'aurais jamais réussi.

À tous mes amis et à toutes les personnes que je connais qui m'ont aidé, soutenu et encouragé.

À tous mes professeurs pendant mes années d'école avec qui j'ai tant appris.

Chaima.

Remerciements

Tout d'abord, Dieu merci Donnez-moi du courage et de la patience et laissez mon collègue terminer. Nous remercions chaleureusement notre formateur Dr-BENSID KHALED, pour nous avoir suggéré ce sujet, Guider et suivre nos réalisations De ce travail. Nous tenons à remercier les membres du jury qui ont accepté Pour juger et examiner notre travail. Nous tenons à remercier tous ceux qui ont contribué. dans une large mesure pour accomplir ce travail.

Résumé :

La reconnaissance faciale est une technique universelle, largement utilisée dans de nombreuses applications et technologies modernes. Il existe de nombreux styles internationaux, la reconnaissance faciale hybride et locale au stade de l'extraction des caractéristiques. La reconnaissance et la classification des traits du visage est une technique très importante et difficile à l'œil la science a donc développé un ensemble d'algorithmes. dans ce travail, le but de cette thèse est d'établir une étude comparative entre trois algorithmes (**LBP**) et(**LPQ**) et(**BSIF**). Ces algorithmes sont ensuite présentés au groupe de couleurs **HSV** et **YCbCr** et **LAB** et **RGB** et **Grey**. L'efficacité est le support du vecteur machine (**SVM**) et sa classification. Nous avons testé ces techniques sur des images. Caractéristiques objet de base de donnée **Data base _MMI** et **Data base** pour le meilleur résultat.

Mots-clés: reconnaissance faciale, biométrie, **LBP,LPQ,BSIF** ,et **SVM**, base de Preuve **Data base _MMI** et **Data base**.

INDEX

1 Introduction.....	3
2 Définition de la Biométrie	3
2.1 Techniques biométriques	3
3- Les catégories de technologies biométriques:	4
3-1. Modalités morphologiques (physiologiques).....	5
3-2 Visage.....	5
3.2.1 Avantages :	6
3.2.2 Inconvénients :	6
3.3 -L'iris.....	7
3.3.1 Avantages :	7
3.3.2 Inconvénients :	7
3.4 Géométrie de la main.....	8
3.4.1 Avantages :	8
4 Méthodes de fonctionnement du système biométrique:.....	8
4.1 Mode d'enrôlement :	9
4.2 Mode de vérification :.....	9
4.3 Mode d'identification:	9
5. Mesure de la performance d'un système biométrique :.....	10
6. Conclusion	11
Chapitre 02	12
1.Introduction.....	13
2.Définition	13
3.Type des expressions.....	13
3.1.les expressions primaires :	13
3.2 .les expressions secondaires :	14
3.3. les expressions sociales :	14
4. Un système d'analyse des expressions faciales :	14
5. Physiologie et rôle des expressions faciales :.....	15
6. Domaines de la Reconnaissance Faciale :	16

7. Etapes de la reconnaissance de visage :	17
7.1. Le monde physique	18
7.2 Acquisition	18
7.3. La détection de visage.....	19
7.4. le prétraitement.....	19
7.5. Extraction des paramètres	19
1.6. Classification	20
7.7. l'Apprentissage.....	20
7.8. La base des données.....	20
7.9. Décision	21
8. La détection de visage :	21
9. Extraction des caractéristiques :	23
10. Deep learning :	25
11.1. Database (Base de données émotionnelle)	27
12. Prétraitement Matlab	28
13. Conclusion	29
Chapitre 03	31
1. Introduction.....	32
2. Prétraitement du visage.....	32
3.3. Handcraft methods	37
4.4.4. Efficacité d'apprentissage profond	42
5. Handcraft méthodes vs méthodes d'apprentissage profond	44
6. Conclusion	44
Conclusion générale.....	45

Liste de tableaux

Tableau 2.1 : Les émotions de base selon Izard, Plutchik, Kemper, Ekman	13
Tableau 3.1 : résultats de tous les paramètres de LBP	38
Tableau 3.2 : résultats de tous les paramètres de LPQ	39
Tableau 3.3 : résultats de tous les paramètres de BSIF	41
Tableau 3.4: Results Effectiveness of handcraft methods	42
Tableau 3.5 : Performances avec une précision de nombre d'époques différente	43

Liste de figures

Figure I.1 : Techniques biométriques	4
Figure I.2 : L'empreinte digitale	5
Figure I.3 : Visage.....	6
Figure1.4 : Image d'iris.....	7
figure 1-5 : Géométrie de la main.....	8
Figure1.6 : Mode d'enrôlement d'un système.....	8
Figure 1-7 : mode de vérification d'un système biométrique.....	9
Figure 1-8 : mode d'identification d'un système biométrique	10
Figure 2.3 : Diversité des expressions faciales	14
Figure 2-1 : Architecture d'un système de reconnaissance des expressions faciales	15
Figure 2.2 : Les muscles du visage	16
Figure 2.4 : la procédure de Deep Face pour la reconnaissance	17
Figure 2.4 : processus d'un système de reconnaissance de visage	18
Figure 2.5 : Exemple d'acquisition d'une image.	18
Figure 2-6 : Détection du visage	19
Figure 2-7 : Phase d'apprentissage	20
Figure 2-8 : Architecture d'un système biométrique en mode identification.....	21
Figure 2-9 : un exemple d'angles de rotation.....	22
Figure 2-10 : Exemple de quelques variation d'expressions faciales de la meme personne.....	23
Figure 2-11: exemples de l'occlusion du visage.....	23
Figure 2. 13 Exemple d'architecture CNN	26
Figure 2. 15 Exemple de principe du Pooling	27
Figure 2-18 Architecture ResNet-50	28
Figure 2-19 Architecture EfficientNet	29
Figure 3.1 :Exemple détection des visages.....	33
Figure 3.2 : Exemple détection des yeux.....	33
Figure 3.3 :Exemple rotation de visage.....	34
Figure 3-4 : Exemple Découpage.....	34

Figure 3-5 : l'espace couleur HSV.....	35
Figure 3-6 : cube de l'espace RGB.....	36
Figure 3-7 l'espace couleur CIE Lab	37
Figure 3.8 : Graphique à barres de l'ACC pour divers codes de couleur chez les opérateurs LBP	38
Figure 3-9 : Graphique à barres de l'ACC sur différents exploitants de LPQ.	40
Figure 3-10 : Graphique à barres de l'ACC sur différents opérateurs du BSIF	41
Figure 3.11: 3D courbes de precision et batch size et learn rate.....	42

Introduction générale

Notre visage est un élément unique et complexe dans notre corps. C'est un système complexe de signalisation et de communication avec de nombreux muscles anatomiquement et fonctionnellement indépendants. L'activité musculaire faciale est hautement spécialisée dans l'expression, permettant aux individus de transmettre des informations sociales et d'interagir verbalement et non verbalement. La reconnaissance faciale est importante dans une variété de domaines, y compris l'interaction homme-machine, le marketing, la médecine, la sécurité et l'éducation, l'utilisation de réseaux neuronaux CNN complexes, pour résoudre le problème de l'identification de l'expression faciale, les fonctions sont maintenant extraites directement d'une base de données, plutôt que d'utiliser des méthodes traditionnelles pour les définir. Le but de ce projet de graduation est d'utiliser l'apprentissage profond, le réseau neuronal et la réalisation de systèmes de reconnaissance faciale. Nous tenterons d'atteindre cet objectif à travers trois chapitres : pour le chapitre 1 : Dans ce chapitre, un aperçu du système biométrique, chapitre 2 : Dans ce chapitre, une explication détaillée de la CNN ainsi qu'une explication des algorithmes LBP, LPQ, BSIF, du troisième chapitre est l'explication du traitement avancé et l'analyse des résultats des algorithmes d'apprentissage profond et LBP, LPQ, BSIF algorithmes.

Chapitre 1

1 Introduction

Le nom "biométrie" est dérivé des termes grecs "bio" et "métrique", qui signifient "vie" et "mesure", respectivement. La biométrie désigne les technologies utilisées pour mesurer et analyser les caractéristiques uniques d'une personne. La biométrie est divisée en deux catégories : psychologiquement et physiquement. La plupart du temps, la biométrie comportementale est utilisée pour la biométrie physique, d'autre part, peut être utilisé à la fois pour l'identification et la vérification. [1] confirmation La biométrie est une solution de rechange viable aux deux types d'identification. Il fournit un niveau de protection plus élevé en utilisant des caractéristiques physiques, biochimiques ou comportementales individuelles. Certains systèmes biométriques utilisent simplement un trait, tandis que d'autres en utilisent plusieurs. pour limiter le nombre d'erreurs Et, de toutes les technologies biométriques disponibles, la reconnaissance faciale est l'une des technologies les plus populaires et largement utilisées disponibles adaptées.

2 Définition de la Biométrie

La biométrie est une science d'identification des personnes basée sur les mathématiques. Analyse glaciaire et caractéristiques biologiques comportementales ou morphologiques, Doit être: universalité, unicité, permanence, mesurabilité, performance, Admissibilité, le contournement ne change pas avec le temps et peut être enregistré [2]. Chaque personne a des caractéristiques physiques unique et personnalisé, qui distinguent des autres (même pour les jumeaux).

2.1 Techniques biométriques

Les différentes techniques de la biométrie : Biométrie, les techniques sont divisées en deux groupes selon la coopération de l'individu :

- Techniques intrusives : Ces techniques exigent un contact physique avec la personne .pour l'identifier, comme les empreintes digitales, la rétine, le récif ou la forme de la main. Leur utilisation est généralement mal acceptée.
- Techniques non intrusives : Ces techniques n'exigent pas la collaboration des individus en question. Ils peuvent être appliqués à distance à l'aide de capteurs qui ne nécessitent pas contact direct avec l'utilisateur (visage, démarche, etc.). La biométrie permet l'identification

l'authentification d'une personne dans ses propres bases de données identifiables et vérifiables.

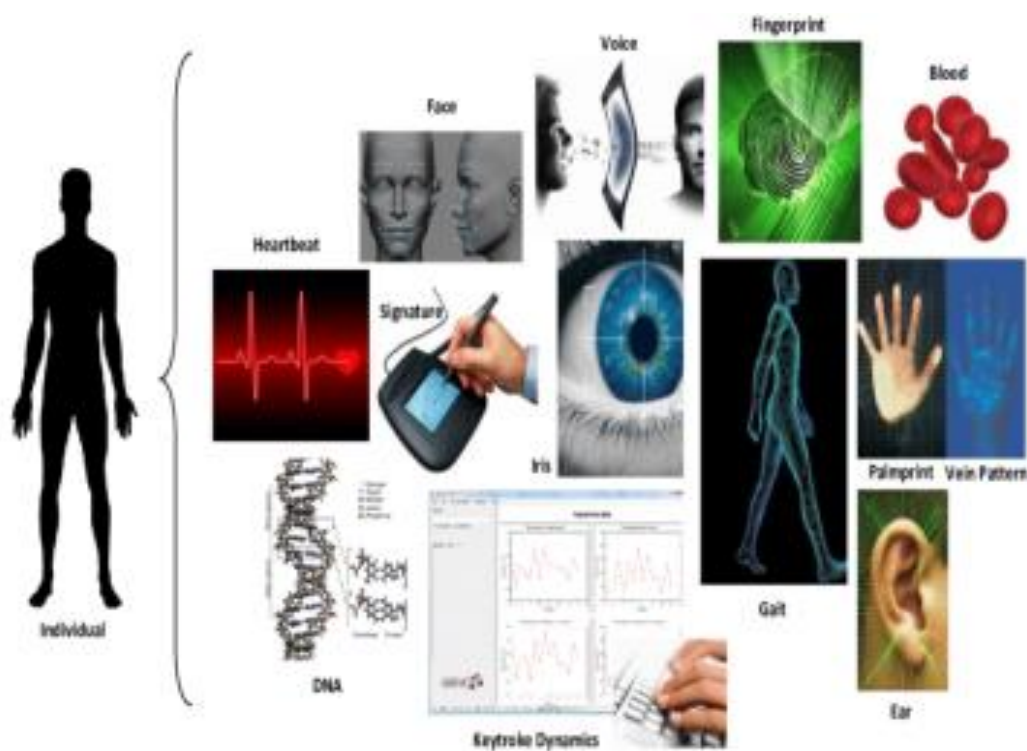


Figure I.1 : Techniques biométriques

La biométrie est une technique d'identification de l'individu au moyen de sa morphologie Caractéristiques biométriques, Biométrie ou mesures de la vie (biologique), selon l'encyclopédie8, "Étude statistique des dimensions et de la croissance des êtres vivants". L'extension de la biométrie au domaine de la reconnaissance des personnes comprend Identification de l'individu par des mesures quantitatives. Ces mesures Peut se rapporter à des propriétés morphologiques Le comportement de cette personne.

3-Les catégories de technologies biométriques:

- Biométrie : odeur, sang, salive, urine, ADN...
- Analyses morphologiques : empreintes digitales, forme de la main, traits Le visage, le dessin en maille intraveineuse, l'œil (iris ou rétine), la géométrie de l'oreille, La conception des lèvres, la forme des pores de la peau...
- Analyses comportementales : dynamique de signature (vitesse de signature) , Mouvement de la plume, accélération, pression exercée, inclinaison), route utiliser un clavier d'ordinateur (pression appliquée, vitesse d'écriture),Sound, Walking Way (Walking Way)..

3-1. Modalités morphologiques (physiologiques)

Cette catégorie est basée sur le trait physique d'un individu (unique et permanent) tels que les suivants :

a) L'empreinte digitale L'identification à l'aide des empreintes digitales, est l'une des premières techniques biométriques qui se base sur le fait que chaque personne a des empreintes uniques. Les lecteurs d'empreintes digitales scannent puis relèvent des éléments permettant de différencier les empreintes. Ces éléments sont appelés minuties (fig1.2). Les minuties sont des changements de continuité de l'empreinte digitale. Il existe plusieurs types de minuties : lac, bifurcation, delta ou impasse...etc. Généralement une quarantaine est extraite de la zone scannée, statistiquement il est impossible de trouver douze points identiques chez deux individus. [3] vents :



Figure 1.2 : L'empreinte digitale

3-2 Visage

Nos visages sont des objets complexes avec des caractéristiques qui peuvent varier dans le temps. Cependant, les humains ont une capacité naturelle de reconnaître les visages et d'identifier les gens en un coup d'œil. Bien sûr, notre capacité à la reconnaissance naturelle s'étend au-delà de la reconnaissance du visage, où nous sommes également rapidement localiser des objets, des sons ou des odeurs. Malheureusement, cette capacité naturelle n'existe pas dans les ordinateurs, donc le besoin de simuler artificiellement la reconnaissance

pour créer Les systèmes intelligents autonomes simulent notre capacité naturellement. La reconnaissance du visage dans les machines est difficile, mais pas dans la tâche impossible. Tout au long de notre vie, de nombreux visages sont vus et préservés naturellement dans nos mémoires formant une sorte de données.

ce type de procédé est utilisé comme système de surveillance ou d'identification par les autorités ou forces de police principalement sur les lieux. C'est l'une des techniques les plus acceptables, mais il faut un arrière-plan simple et fixe pour que le résultat soit précis [4].



Figure I.3 : Visage

3.2.1 Avantages :

- Technologie acceptable pour le public.
- Fonctionnement simple.
- Technologie à faible coût et peut dépendre de l'équipement d'acquisition d'électricité Photos.

3.2.2 Inconvénients :

- Les jumeaux identiques ne varient pas.

- Les changements physiques peuvent induire le système en erreur.
- La technique est très sensible pour changer l'éclairage de la caméra ou de l'angle, etc.

3.3 -L'iris

Est basé sur l'analyse du motif de l'iris sur la partie de l'œil visible. L'iris correspond à la partie colorée de l'œil (fig1.4), et ils varient d'une personne à l'autre (même entre l'œil gauche et droit), et c'est cette partie qui est utilisée en biométrie. L'acquisition biométrique de l'iris est faite à l'aide d'une caméra.

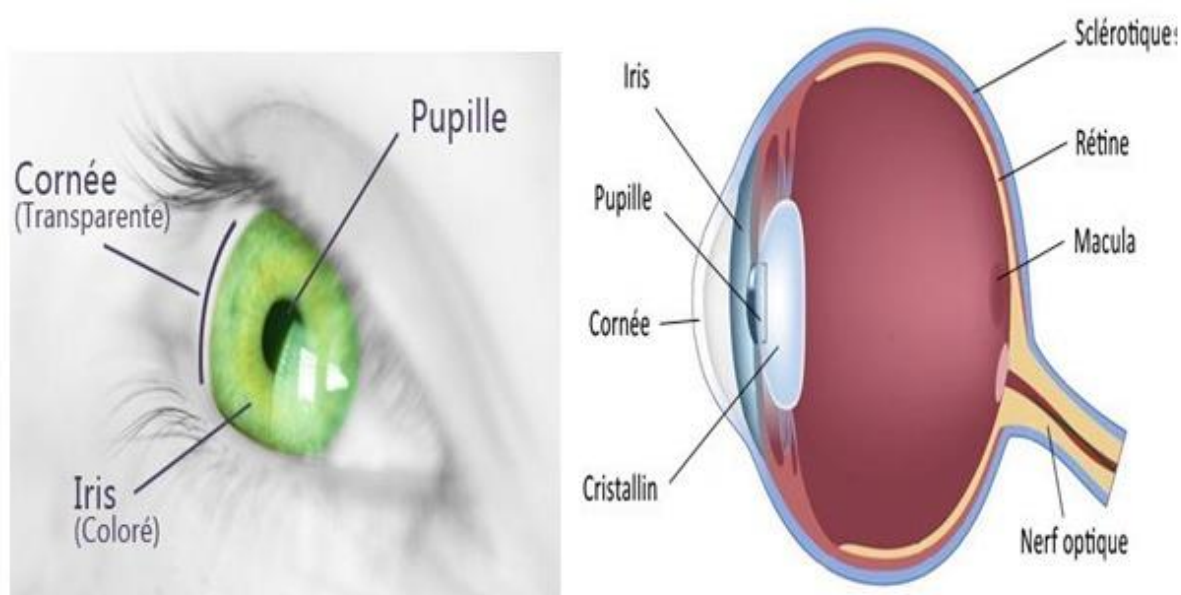


Figure1.4 : Image d'iris [5].

3.3.1 Avantages :

- Les jumeaux identiques ne sont pas confondus.
- Les structures de l'iris demeurent stables tout au long de la vie.
- Grande quantité d'information dans l'iris.

3.3.2 Inconvénients :

- L'acquisition d'images exige une certaine formation et de la pratique.
- La fiabilité diminue proportionnellement à la distance entre l'œil et la caméra.
- les gens ont de la difficulté à accepter ces données biométriques.

3.4 Géométrie de la main

Cette modalité consiste à mesurer les caractéristiques de la main (forme longueur, largeur des doigts, l'articulation...etc.), (figure 1-5)

3.4.1 Avantages :

- Facile à utiliser, il est très bien accepté.
- Après utilisation, la main reste propre et ne laisse aucune trace.
- Presque accessible à tous.

Inconvénients :

- Pourrait être semblable chez les jumeaux ou les membres de la famille.
- Elle n'est pas permanente en raison de changements comme le vieillissement.



figure 1-5 : Géométrie de la main

4 Méthodes de fonctionnement du système biométrique :

Chaque système biométrique fonctionne dans de nombreuses situations différentes (enregistrement, édition ou modèle de métadonnées) [6].



Figure1.6 : Mode d'enrôlement d'un système

4.1 Mode d'enrôlement :

La méthode d'enregistrement de l'information se fait par étapes, qui révèlent les propriétés biométriques disponibles, puis évaluent la qualité, ce qui en retour produit les caractéristiques biométriques des données dans la base de données.

4.2 Mode de vérification :

Vérifiez, cela signifie que le système est dynamique pour adresser l'identité de l'utilisateur est réellement ou non. Dans l'application de vérification, vérifiez que l'utilisateur doit avoir un mot de passe ou un nom convenu au préalable. Le système peut également demander à l'utilisateur des informations biométriques et les comparer aux informations stockées dans le système n'aura pas le même résultat que les informations requises par l'utilisateur (1: 1). L'authentification est couramment utilisée dans l'authentification.

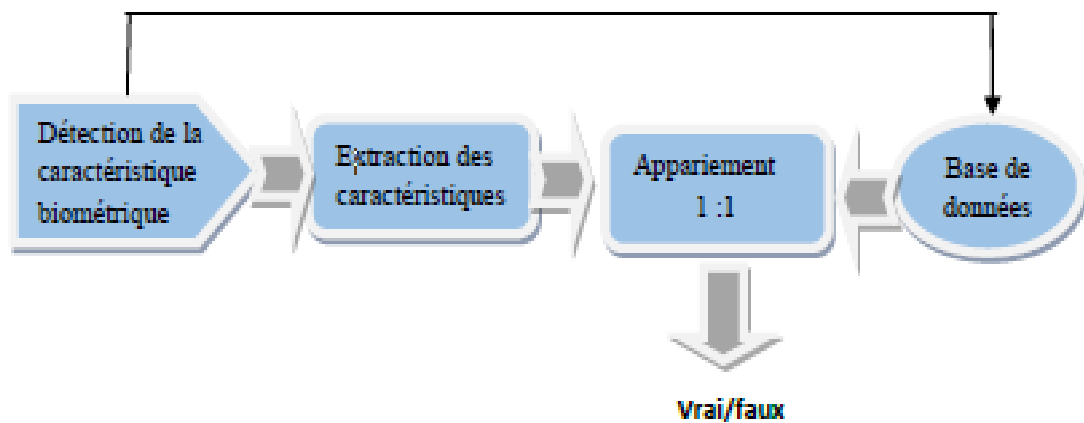


Figure 1-7 : mode de vérification d'un système biométrique.

4.3 Mode d'identification:

Cette situation nous donne autorité sur une base de données qui identifie une personne, compare de nombreuses informations et tente de répondre à la question "Qui est la sixième personne?" Cette comparaison est une personne pour plusieurs personnes (1: N).

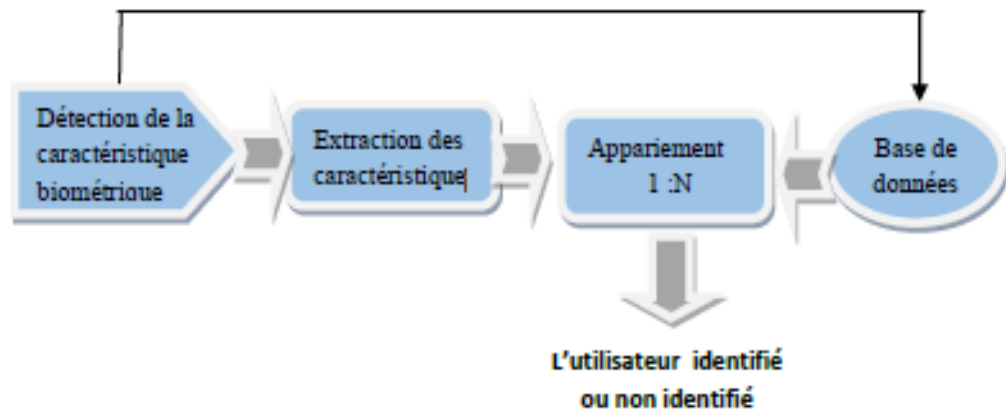


Figure 1-8 : mode d'identification d'un système biométrique

5. Mesure de la performance d'un système biométrique :

Afin de mesurer les performances du système vital, il faut utiliser des étalonnages: (Précision, efficacité et quantité de données à stocker par utilisateur), Cette performance dépend de plusieurs facteurs d'intervention à plusieurs niveaux qui peuvent limiter le degré de précision entraînant une certaine incertitude. Pour évaluer la performance du système d'identification, nous calculons le taux de reconnaissance du système: Taux de reconnaissance =Après l'évaluation du système de sélection, nous passons à l'évaluation des performances du système de vérification et calculons le taux d'erreur du système.

Dans ce cas, deux types d'erreur peuvent être commis: soit l'individu est rejeté alors que l'utilisateur est déjà enregistré. Ce faux refus est appelé "rejet d'erreur FR" ou l'individu est accepté alors que Dans un système parfait, FRR = FAR = 0, mais ceci n'est pas atteint dans la pratique car lorsque FR augmente, FA diminue, et inversement, il est nécessaire de trouver un compromis entre eux, qui est l'intersection des courbes. Tout point X où (FAR, FRR) est au minimum. La reconnaissance faciale est une technique biométrique largement utilisée dans les applications de contrôle des frontières, de sécurité institutionnelle et urbaine et d'identification du conducteur. C'est une technique simple et courante qui offre de nombreux avantages. [7].

$$\text{Taux d'erreur} = \frac{\text{Nombre de mauvaises décisions}}{\text{Nombre total de décisions}} \dots \dots (1)$$

Pour mesurer la performance du système dynamique, nous nous appuyons sur le Critère de précision.

$$Précision = \frac{\text{Nombre de décisions pertinents sélectionnés}}{\text{Nombre totale de décisions}} \dots\dots(2)$$

6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé le concept de connaissance du système biométrique et les techniques utilisées pour identifier et distinguer les personnes, leurs méthodes de travail, leurs principaux avantages et inconvénients, et leurs utilisations. Dans le chapitre 2, nous aborderons certains domaines d'utilisation du système biométrique pour identifier certaines expressions faciales.

Chapitre 02

1. Introduction

L'étude et la reconnaissance automatique des émotions du visage dans les films ou les images statiques ont suscité l'intérêt des chercheurs en vision par ordinateur au cours de la dernière décennie. La majorité des méthodes d'analyse faciale visent à catégoriser les expressions en quelques grandes catégories émotionnelles, telles que le bonheur, le chagrin, la colère, la surprise, la peur et le dégoût [8]. Ce chapitre donne un aperçu des différentes approches de la reconnaissance faciale et de leurs applications.

2. Définition

Il y a 250000 expressions faciales différentes. L'expression faciale est un ensemble d'indicateurs faciaux qui expriment un sentiment de changement dans le visage (imitation faciale chargée de sens), détectable visuellement, en raison de l'activation (volontaire ou non) d'un ou plusieurs des 44 muscles qui composent le visage. Les expressions faciales sont cruciales pour déterminer l'état d'une personne. Il est possible de faire de nombreuses déductions et de récupérer plusieurs éléments d'information en utilisant ces expressions, y compris : La peur, la colère, l'excitation, la surprise, la tristesse, le mépris) ou des humeurs spécifiques sont des exemples d'états émotionnels. La concentration, l'ennui ou la perplexité sont des exemples d'activité cognitive Personnalité et tempérament.

3. Type des expressions

Il y a trois types d'émotions qui colorent nos vies :

3.1. les expressions primaires :

Dans des conditions spécifiques Ils sont comme la fondation à partir de laquelle nous pouvons construire. Ces émotions sont déclenchées par des situations spécifiques ou semblent créer d'autres sentiments.

Auteur	Emotions
Izard(1977)	Joie, surprise, colère, peur, tristesse, mépris, détresse, intérêt, culpabilité, honte, amour,
Plutchik(1980)	Acceptation, colère, anticipation, dégoût, joie, peur, tristesse, surprise,
Kemper(1981)	Peur, colère, dépression, satisfaction,
Ekman(1992)	Colère, peur, tristesse, joie, dégoût, surprise,

Tableau 2.1 : Les émotions de base selon Izard, Plutchik, Kemper, Ekman

3.2 .les expressions secondaires :

L'apprentissage des expressions primaires aboutit à un processus cognitif.

3.3.les expressions sociales :

La culpabilité, la honte, la jalousie, la timidité, l'humiliation et d'autres émotions négatives sont courantes dans les relations interpersonnelles,[⁹].

Les expressions faciales sont causées par des mouvements musculaires du visage qui tirent la peau et changent brièvement la forme des yeux, des sourcils et des lèvres, ce qui entraîne des plis et des sillons dans diverses zones de la peau.

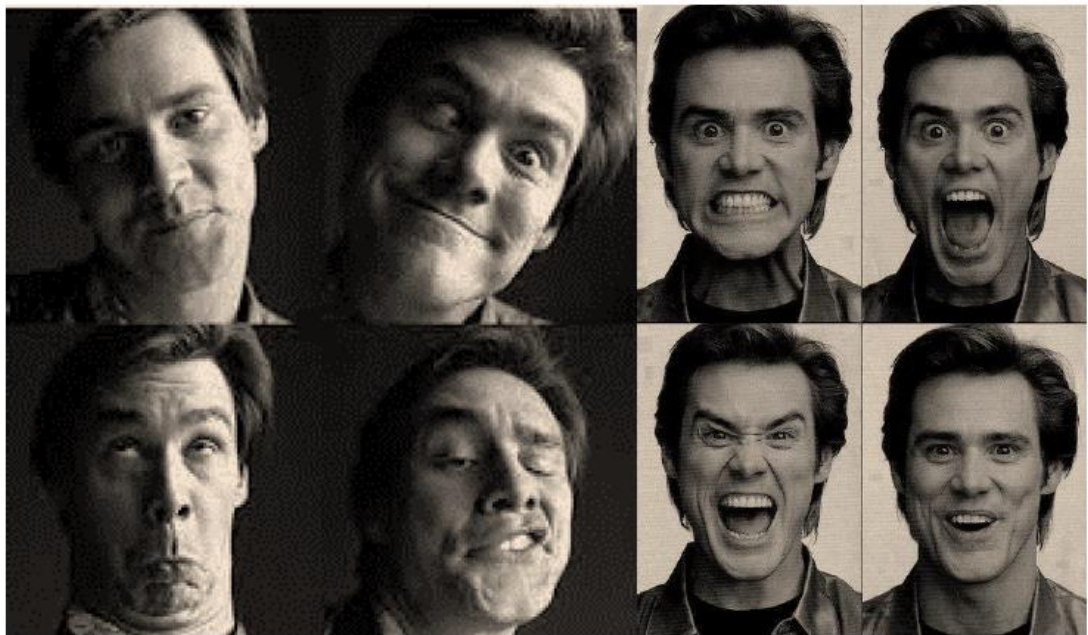


Figure 2.3 :Diversité des expressions faciales

4.Un système d'analyse des expressions faciales :

Dans un système d'analyse de l'expression faciale, trois processus primaires peuvent être différenciés. L'étape initiale consiste à reconnaître le visage, ce qui réduit le champ de recherche. L'information qui décrit le mieux l'expression est ensuite extraite. Enfin, un classificateur assignera l'image à une catégorie d'expressions basée sur cette information.

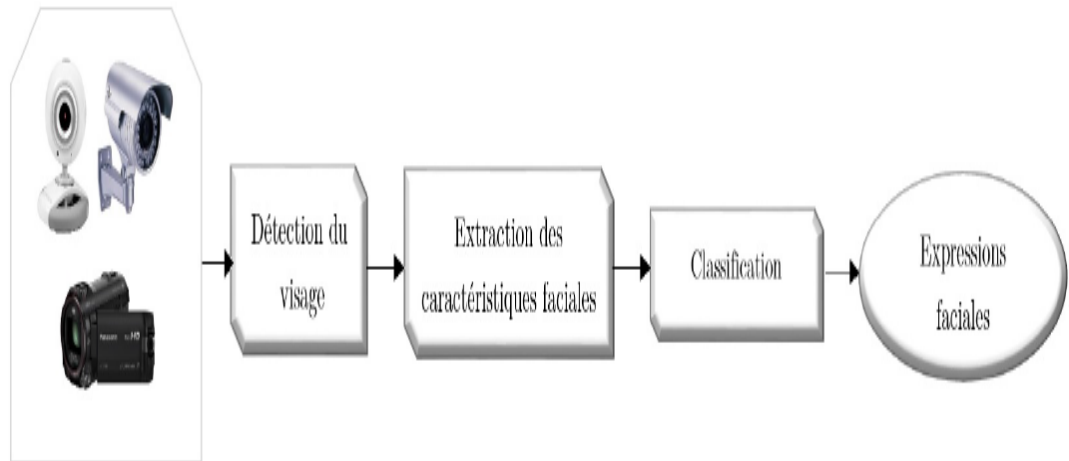


Figure 2-1 : Architecture d'un système de reconnaissance des expressions faciales

5. Physiologie et rôle des expressions faciales :

Dans les conversations en face-à-face, la façon la plus expressive pour les humains d'envoyer des signaux de communication non verbale est par l'expression faciale. Par conséquent, les expressions faciales jouent un rôle vital dans les relations humaines et contrôlent la façon dont les gens interagissent avec l'environnement et d'autres personnes [10]. Il est possible de faire diverses déductions et d'extraire plusieurs éléments d'information à l'aide de ces phrases, comme :

- État émotionnel (peur, colère, joie, surprise, tristesse, dégoût) ou humeur.
- La concentration, l'ennui ou la perplexité sont des exemples d'activité cognitive.
- Personnalité et tempérament Physiologiquement, 44 muscles de chaque côté du visage contrôlent l'expression faciale (figure I.2). Ces muscles, également connus sous le nom de muscles mimétiques, font partie du groupe musculaire de la tête, qui comprend également les muscles du cuir chevelu, les muscles masticatoires, et les muscles qui déplacent la mâchoire et la langue. Le nerf facial, qui se ramifie dans le visage, innerve les muscles du visage, et son activation induit des contractions qui entraînent de nombreux mouvements perceptibles.

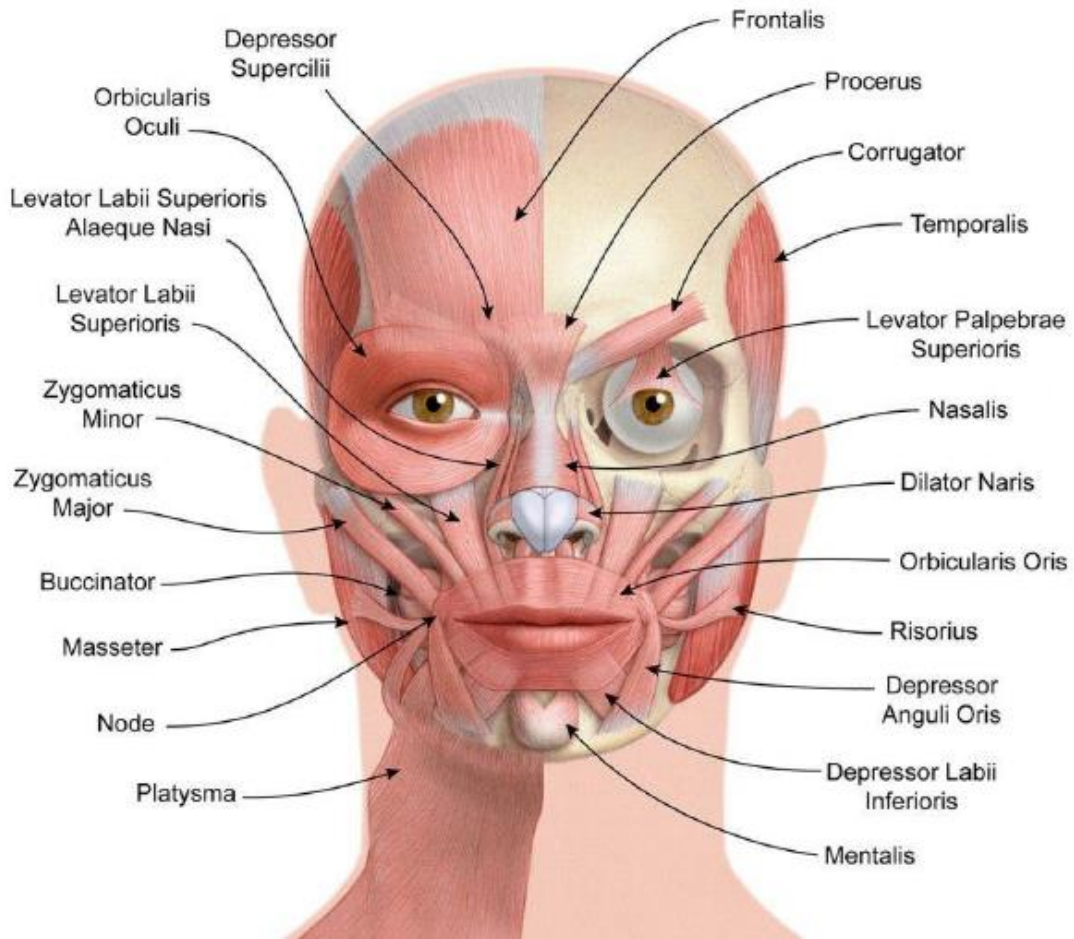


Figure 2.2 :Les muscles du visage

L'enchevêtrement des muscles du visage permet beaucoup de mouvement. Les sites d'attachement musculaire aux os du crâne sont limités, et beaucoup d'entre eux sont étroitement liés les uns aux autres. En théorie, les humains sont capables d'exprimer des centaines d'expressions faciales diverses (figure 2.3). En outre, les muscles du visage peuvent se contracter avec des intensités et des durées variables jusqu'à atteindre leur contraction maximale, augmentant ainsi le nombre de modèles de mouvement qu'un visage peut générer. [11]

6. Domaines de la Reconnaissance Faciale :

La reconnaissance faciale est maintenant principalement utilisée à des fins de sécurité. Elle a un large éventail d'applications. L'authentification, le contrôle d'accès (autorisation) et la vidéo de sécurité en sont des exemples. Le tunnel de Nouveau, qui sera installé à Dubaï à la fin de l'été et qui est le premier du genre au monde, est une bonne illustration de l'utilisation des applications d'identification. C'est une technologie biométrique qui permet d'identifier les voyageurs lorsqu'ils traversent des tunnels, ce qui rend les points de contrôle plus

efficaces. Ils ne sont même pas obligés de présenter leur passeport. Cet outil vise à identifier les l'iris en personne. Cette procédure prend environ 15 secondes.

Les applications militaires utilisent également la reconnaissance faciale. L'utilisation de lunettes (Robocop) dans la marine américaine avec une petite caméra avec une portée de kilomètres, qui peut également être un composant optique sur un soldat, est un excellent exemple dans ce domaine. Armes. Sans réseau à large bande, les soldats peuvent identifier l'adversaire en quelques secondes en utilisant cette technologie. D'autre part, il existe un autre domaine d'application pour des systèmes similaires, à savoir le support utilisateur. Les systèmes de reconnaissance faciale sont de plus en plus courants dans la vie quotidienne. Par exemple, ils peuvent être utilisés pour identifier quelqu'un dans une photo sur les sites de médias sociaux et pour déverrouiller un téléphone intelligent. L'introduction de nouvelles caméras 3D a ajouté à la nouveauté de la reconnaissance faciale. Parce qu'elles acquièrent une image tridimensionnelle de chaque visage (perspectives) pour identifier une personne en passant par le portail d'authentification, ces caméras surpassent les caméras traditionnelles. [12]

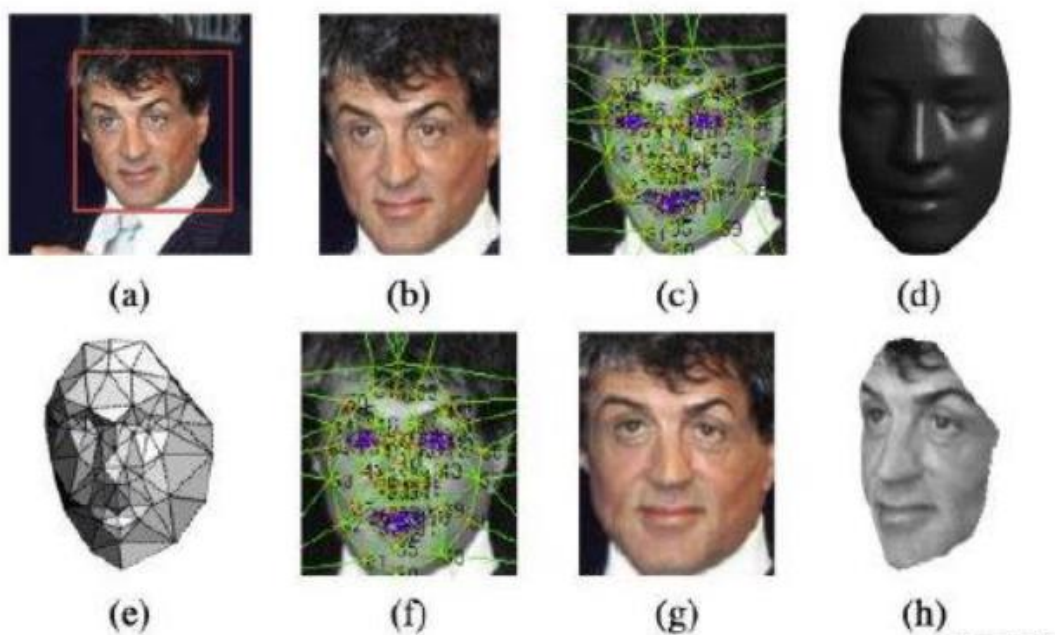


Figure 2.4 :la procédure de Deep Face pour la reconnaissance[13]

7.Étapes de la reconnaissance de visage :

La reconnaissance faciale est une méthode d'identification et de vérification des personnes en comparant leur visage à une base de données. L'image est le résultat d'une technique de reconnaissance faciale spécifique qui comprend de nombreuses étapes, comme le montre le diagramme ci-dessous : [14]

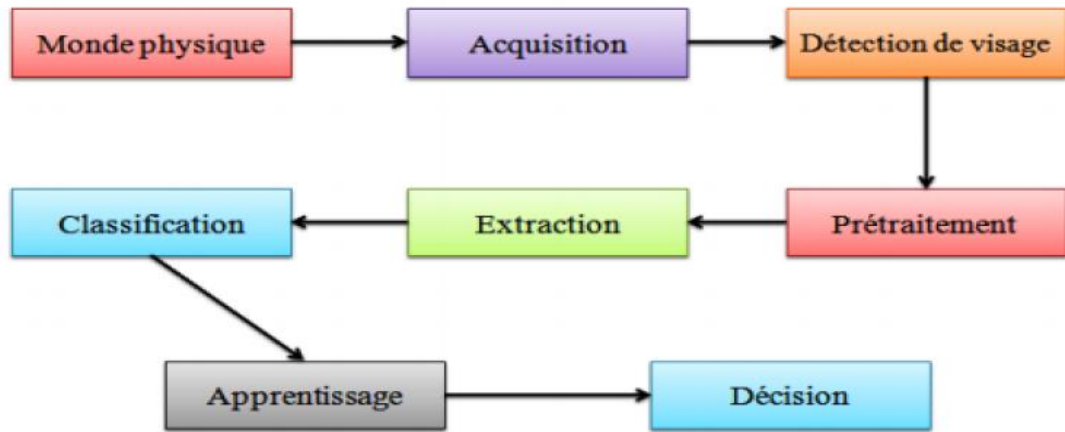


Figure 2.4 : processus d'un système de reconnaissance de visage

7.1. Le monde physique

En dehors du système pré-visuel, il y a le monde réel. Dans cette étape, nous considérons normalement trois facteurs importants : la lumière, le changement de posture et les dimensions. L'un de ces trois critères peut être modifié dans la distance entre deux photos individuelles au point de séparer deux images de deux individus distincts, ce qui entraîne une mauvaise identification

7.2 Acquisition

Cette étape produit une représentation 2D (la matrice en échelle de gris) d'un objet 3D (la face), mais l'acquisition d'image et la numérisation sont toutes deux sensibles au bruit. Cette opération peut être statique (caméra, scanner, etc.) ou dynamique (caméra, webcam, auquel cas une séquence vidéo sera créée). Nous aurons une image brute¹⁵ à ce niveau.

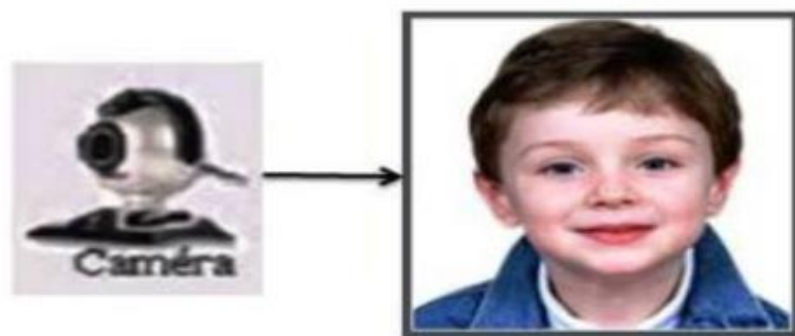


Figure 2.5 : Exemple d'acquisition d'une image.

7.3. La détection de visage

Il s'agit d'un problème de classification dans lequel l'image est classée soit comme visage, soit comme non- visage. Indépendamment de l'échelle, de la position ou de l'éclairage, nous détectons et localisons le visage dans l'image générée dans l'étape d'explosion. Son efficacité a une incidence directe sur le rendement du système de reconnaissance faciale.



Figure 2-6 : Détection du visage

7.4. le prétraitement

Étant donné que les données fournies par les capteurs principaux ne sont pas la représentation originale de ces capteurs, un traitement est nécessaire. Diverses raisons peuvent causer une diminution de la qualité des photos brutes, et ils peuvent également être bruyants, contenant des informations erronées pour les instruments optiques ou électriques. Le but de cette étape est d'éliminer le bruit de l'image causé par la qualité de l'appareil, car l'image ne peut jamais être bruyante en arrière-plan et l'éclairage est généralement bon. Il existe plusieurs types de traitement et d'optimisation de la qualité d'image, y compris la normalisation, les graphiques, la correction gamma et des méthodes plus complexes comme le lissage anisotrope.

7.5. Extraction des paramètres

Le système d'extraction de l'information d'image, qui sera conservé en mémoire pour une utilisation ultérieure dans la phase de jugement, est construit autour de l'extraction paramétrique. Le modèle de visage, qui doit être discriminatoire, est responsable du choix de cette information importante. C'est ce qu'on appelle l'analyse des propriétés d'indexation, de

représentation ou d'extraction. L'efficacité de cette étape a une incidence directe sur le rendement du système de reconnaissance faciale.

1.6. Classification

Lorsque les formulaires sont sauvegardés dans la base de données, le système tire des formulaires similaires d'autres personnes ainsi que d'un groupe de candidats sélectionnés. Cette étape consiste à modéliser les paramètres ou les visages récupérés de chaque individu en fonction de traits partagés. Un modèle est une collection de données précieuses, distinctives et récurrentes qui peuvent être utilisées pour identifier une ou plusieurs personnes.

7.7. L'Apprentissage

La on nue Le modèle est une représentation intégrée de l'image qui facilite non seulement la quantité de données enregistrées sous l'un ou l'autre, mais aussi la quantité de données stockées sous les deux. Cette étape correspond aux références interactives réelles de la base de données, comme le montrent les 4 éléments suivants : formation consiste à se souvenir des modèles générés lors de l'examen des vivaces.

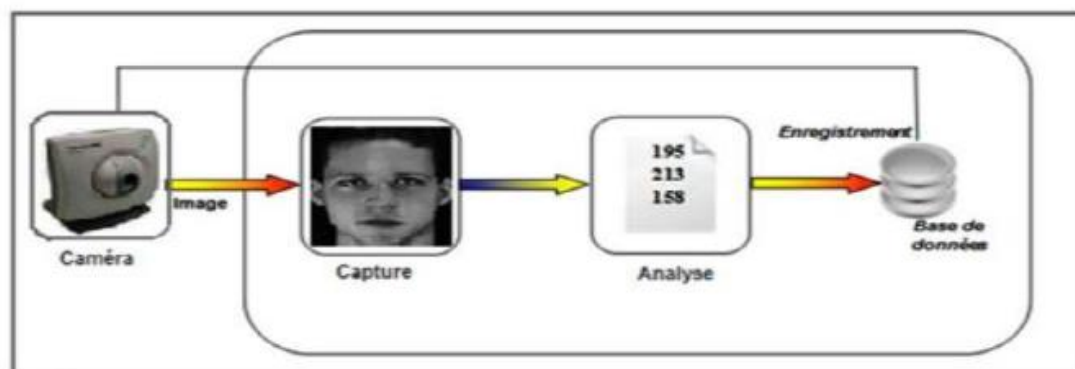


Figure 2-7 : Phase d'apprentissage.

7.8. La base des données

Une base de données est un centre de collecte, de coordination, de stockage et de recherche de données. Il a la capacité de stocker et de récupérer des données brutes ainsi que des informations sur le sujet actif. La plupart du temps, ces données sont organisées, avec toutes les données stockées au même endroit sur le même support. La création d'une base de données pour les systèmes de reconnaissance faciale est une entreprise difficile, car il y a de nombreux aspects à prendre en compte lors de la collecte de données, et il faut suivre un protocole spécifique pour obtenir les photos.

7.9. Décision

Le choix fait partie du système qui détermine si une personne appartient ou non à toutes les tailles. Dans cette phase, le système de reconnaissance cherche des modèles dans une base de données qui correspondent aux visages récupérés des morts, dans ce cas son identité. Par conséquent, la résolution est la fin du processus. Elle peut être évaluée au moyen du taux d'identification pour établir les taux de résolution des décisions.

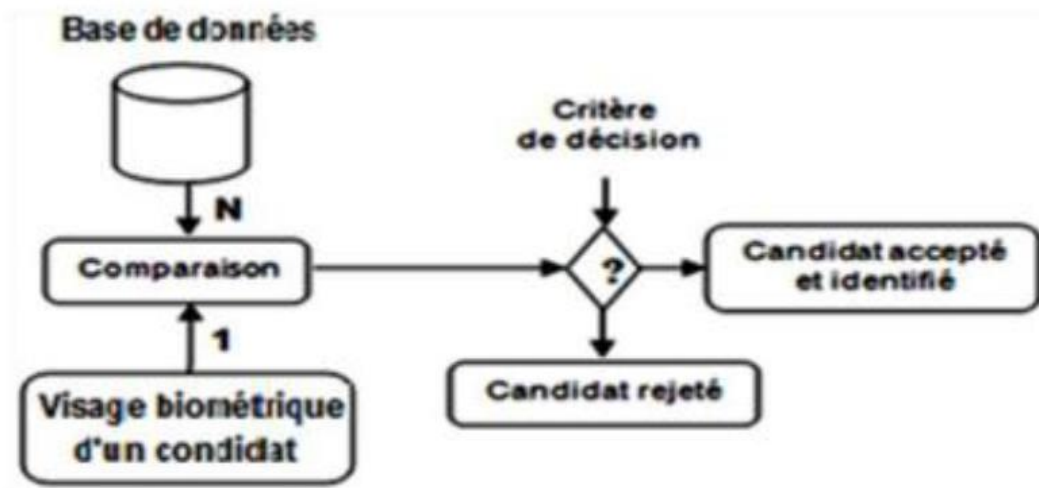


Figure 2-8 : Architecture d'un système biométrique en mode identification.

8. La détection de visage :

8.1. Les systèmes d'identification des visages :

La reconnaissance faciale a fait couler beaucoup d'encre ces dernières années en raison de la vaste gamme d'utilisations possibles. Les systèmes d'indexation visuelle aux systèmes d'accès de sécurité sont des exemples de ces applications. Par contre, les visages doivent être localisés en premier, et beaucoup de gens supposent que le visage a déjà été segmenté ou qu'ils peuvent utiliser des visages positionnés sur un fond homogène sans segmentation. Dans une application réelle, ces problèmes sont critiques, et aucune identification ne sera possible si le visage n'a pas été retiré de l'image,[¹⁶].

8.1.2. Suivi du visage (facetracking) :

La détection de visage peut être utilisée dans les systèmes qui suivent automatiquement le visage d'une personne (suivez le visage dans une séquence). Ceci est particulièrement bénéfique pour les applications de surveillance visuelle ou les systèmes visuels intelligents, car la position et le bourdonnement de la caméra peuvent être modifié automatiquement et les haut-parleurs peuvent se déplacer librement dans la pièce.

8.1.3. Perfectionnement d'image :

La détection faciale peut également être utilisée pour améliorer l'image dans les activités de post-traitement. Par exemple, connaître votre posture faciale peut vous aider à ajuster votre visage automatiquement. D'autres proposent d'utiliser un système automatique basé sur des images pour modifier automatiquement le ton et la saturation des émissions de télévision.

8.1.4. Étude des expressions faciales (Facial expression study)

Un des plus nouvelles applications qui nécessite la détection de visage est l'étude des expressions faciales. La détection de visage est utilisée dans ce type d'application pour la localisation¹⁷, et le repérage automatique d'autres composants de visage (nez, bouche, yeux...).

8.1.5. Les problèmes dans la détection de visage

Les problèmes liés à la détection de visage peuvent être attribués aux facteurs suivants :

- **Pose** : Au fur et à mesure que la position de la caméra change (bandeau, 45 degrés, profil, à l'envers), les images d'un visage se modifient et certains traits du visage, comme un œil ou un nez, deviennent partiellement ou totalement bloqués¹⁸.



Figure 2-9 : un exemple d'angles de rotation

- **Présence ou absence e des composants structuraux** : Les barbes, les moustaches et les lentilles peuvent ou non être présentes, et il y a beaucoup de variation dans la forme, la couleur et la taille de ces caractéristiques.
- **Expression faciale** : L'expression faciale d'une personne a un impact direct sur l'apparence de son visage.



Figure 2-10 : Exemple de quelques variation d'expressions faciales de la même personne

- **Occlusion :** D'autres éléments peuvent obscurcir partiellement les visages. Les visages de certaines personnes peuvent obscurcir partiellement d'autres personnes dans une photographie de groupe.



Figure 2-11: exemples de l'occlusion du visage

- **Orientation d'image :** Pour des rotations variées autour de l'axe optique de la caméra, les images de face changent directement.
- **Les conditions d'acquisition de l'image :** L'éclairage (spectres, répartition et intensité de la source de luminance) et les paramètres de la caméra (réponse, objectifs du capteur) influencent l'apparence du visage lorsque l'image est générée.

9. Extraction des caractéristiques :

9.1. Local Binary Pattern (LBP) :

Ojala et al. Présentent l'opérateur d'analyse de texture ^[19].est une mesure de texture invariante à échelle de gris générée à partir d'une définition de texture large dans un quartier local. C'est un puissant moyen de description de texture, avec une puissance discriminante, une simplicité de calcul et une tolérance pour les variations monotones d'échelle de gris parmi ses qualités dans des applications réelles. Les motifs locaux sont récupérés dans l'opérateur LBP d'origine en délimitant le voisinage de 3*3 des huit voisins de chaque pixel avec la

valeur centrale de l'image originale^[20]. Si les voisins sont supérieurs ou égaux à l'élément courant, on leur donne la valeur 1 ; sinon, on leur donne la valeur 0, qui reflète le code binaire de l'élément central. Le code LBP de la valeur centrale est obtenu en multipliant ce code binaire par les poids appropriés spécifiés et en les additionnant. Pour un examen plus approfondi, l'histogramme de ces $2^8=256$ étiquettes distinctes peut être utilisé comme description de texture. L'opérateur LBP a récemment été modifié pour utiliser des quartiers de différentes tailles afin de capturer des structures à grande échelle qui peuvent être considérées comme des motifs proéminents de l'image (pour plus de détails, voir^[21;22]).

9.2. Quantification de la phase locale(LPQ) :

En se fondant sur la quantification de la phase de transformation à quatre degrés dans les quartiers locaux, ^[23] a été proposé pour tenir compte de la sensibilité relative de la LBP au flou. Dans certaines conditions généralement remplies, la phase peut s'avérer être une caractéristique invariante floue. Semblable à la méthodologie LBP, l'analyse de texture utilise des histogrammes d'étiquettes LPQ produites à l'intérieur de petites régions comme descripteur de texture. Dans la détection de texture floue-invariante, le descripteur LPQ a récemment attiré beaucoup d'attention. LPQ n'est pas affecté par le flou de l'image et s'est avéré être un descripteur efficace pour l'identification des motifs dans les images floues et nettes.

9.3. Descripteur De caractéristiques statiques binarisées de l'image (BSIF) :

Pour la classification des textures, ^[24] a été récemment proposé. Au lieu d'utiliser des filtres fabriqués à la main comme LBP et LPQ, l'idée derrière BSIF est d'apprendre automatiquement un nombre défini de filtres à partir d'un petit ensemble de photos naturelles. Pour obtenir des représentations statistiquement significatives des images, BSIF utilise l'apprentissage plutôt que le réglage manuel, ce qui permet un encodage efficace de l'information. Utilisation de la quantification élément par élément L'apprentissage rend également l'ajustement de la longueur du descripteur et l'adaptation des applications avec des propriétés d'image inattendues simples et flexibles. Les histogrammes de valeurs de code BSIF de pixels sont ensuite utilisés pour caractériser les qualités de texture à l'intérieur de chaque sous-région d'image. Bina riser la réponse d'un filtre linéaire avec un seuil de zéro donne la valeur de chaque élément (i.e. bit) dans la chaîne de code binaire BSIF. Chaque bit est associé à un filtre séparé, et le nombre de filtres utilisés est déterminé par la longueur de la chaîne de bits. L'ensemble de filtres est appris en maximisant l'indépendance statistique des réponses de filtre d'un ensemble de formation de correctifs d'image naturels.

10. Deep learning :

Le deep learning ou apprentissage profond est un domaine du machine Learning. Le deep learning se rapprocherait du cerveau humain, il va plus loin que la connexion entre les données et les algorithmes puisqu'il permet à la machine d'apprendre et de progresser grâce à son expérience. Le DL, qui fait appel à la fois aux connaissances en neurosciences, aux mathématiques et aux progrès technologiques, est aujourd'hui plébiscité comme une véritable révolution dans le domaine de l'intelligence artificielle [25]. L'apprentissage profond est un apprentissage réalisé sur un réseau de neurones avec plusieurs couches cachées. Le principe du Deep Learning repose sur un apprentissage hiérarchique couche 26 par couche. Entre chaque couche interviennent des transformations non linéaires et chaque couche reçoit en entrée la sortie de la couche précédente. Ces réseaux sont capables de catégoriser les informations des plus simples aux plus complexes. Pour un objet par exemple, la première couche détecte des petits contours élémentaires, la seconde assemble ces contours en motifs puis les motifs en parties d'objets puis ces parties en objets [26].

10.1 Réseaux de neurones à convolution (CNN)

10.1.1. Définition

Les réseaux de neurones convolutionnels (ou CNN pour « Convolutional Neural Network ») sont une extension des MLP permettant de répondre efficacement aux principaux défauts des MLP. [27] Ils sont conçus pour extraire automatiquement les caractéristiques des images d'entrée, sont invariants à de légères distorsions de l'image, et implémentent la notion de partage des poids permettant de réduire considérablement le nombre de paramètres du réseau. Ce partage des poids permet en outre de prendre en compte de manière forte les corrélations locales contenues dans une image. [28] Les poids sont forcés à être égaux pour détecter des lignes, des points ou des coins à tous les endroits possibles de l'image, implémentant de fait l'idée du partage des poids. [29]

10.1.2. Paramètres des CNN

Nous devons choisir le nombre de couches convolutionnelles, de couches de correction ReLu, de couches de regroupement et de couches entièrement connectées dans les NC. Les paramètres de chaque couche de convolution et de regroupement doivent également être définis. [30] Trois paramètres sont disponibles. Taille d'une couche de convolution comme suit : le nombre total de noyaux de convolution chevauchement, ainsi que la marge zéro (remplissage zéro), qui spécifie le nombre de zéros sur la page. Limite de la carte, même s'il

n'est pas toujours préférable de conserver la même surface. La couche de mise en commun est déterminée par la taille de la piscine. Pas de chevauchement dans le délai de traitement. En pratique, une fenêtre (2*2) avec pas un de un est souvent choisi.[³¹]

10.1.3. Les couches de réseaux de neurones convolutionnels

10.1.3.1. Couche de convolution

Les caractéristiques de l'image sont extraites à la couche de convolution, qui est également connue comme la couche d'extraction des caractéristiques.

Comme l'illustre la figure 2.5, une partie de l'image est connectée à la couche Convolution afin d'effectuer une opération de convolution et de calculer le produit scalaire entre le champ de réception (un secteur local de l'image d'entrée de la même taille que le filtre) et le filtre. L'opération donne un nombre entier unique représentant le volume produit. Le filtre est ensuite déplacé vers le champ de réception suivant de la même image saisie par une foulée, et le processus est répété. La même procédure est utilisée pour répéter cette étape jusqu'à ce que l'image entière ait été parcourue.

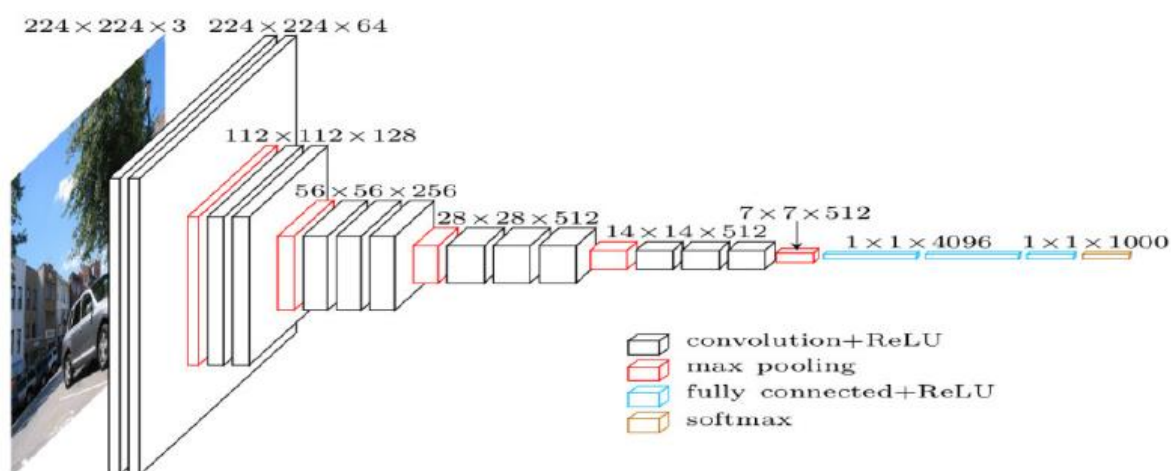


Figure 2. 13 Exemple d'architecture CNN [³²]

10.1.3.2. Couche de mise en commun (Pooling)

Après la convolution, une couche de regroupement est employée pour minimiser le volume spatial de l'entrée d'image. Elle est employée entre deux couches de convolution. Le calcul sera coûteux si nous appliquons fc (Fully Connected) après la couche Convolution sans utiliser de pooling ou de pooling maximum. En codant l'information, la mise en commun maximale est la seule option pour réduire le volume spatial de l'image d'entrée.

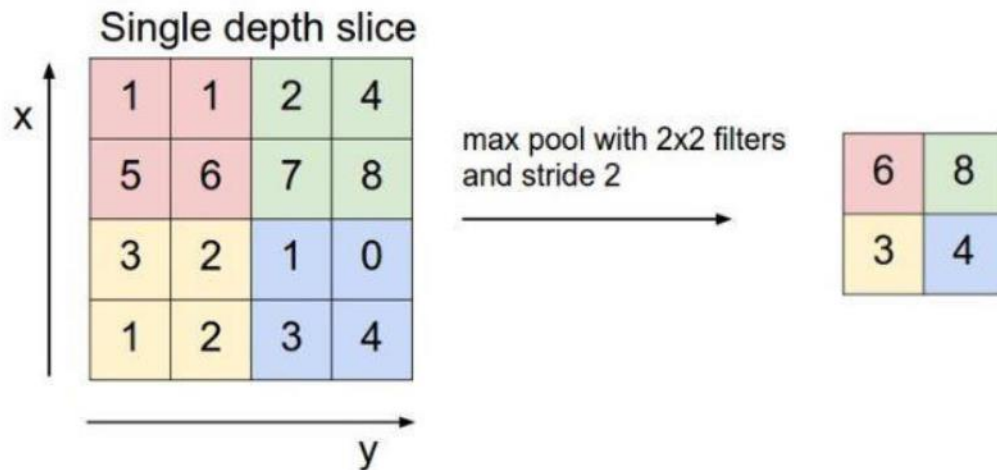


Figure 2. 15 Exemple de principe du Pooling [33]

10.1.3.3. Couche entièrement connecté (Fully Connected)

Les poids, les biais et les neurones font tous partie d'une couche entièrement connectée. Elle relie les neurones d'une couche avec les neurones d'une autre. Il est utilisé pour former les gens à classer les images dans différentes catégories.

11.1. Data base (Base de données émotionnelle)

La base de données émotionnelle contient 1160 expressions émotionnelles. Pour chaque expression, la base de données contient le nom de l'expression, l'action qui active les unités et la densité des images sans couleurs. Le fichier d'expression est un fichier texte entré dans notre analyseur d'émotion. Analyseur de passion : la partie principale du système est appliquée, un système expert dans lequel l'analyste émotionnel "lit" les fichiers d'expression et affiche l'émission classée.

Classification Passion : la passion est classée en fonction de la sortie des systèmes de contrôle de texte. L'un des analyseurs de base de données donne une vue d'ensemble de toutes les émotions et de leurs caractéristiques initiales, ainsi que la forme qui lit le fichier de phrases et "traduit" les faits susceptibles d'être traités par le système expert.

11.2. Data base MMI(Facial Expression)

Parmi les principaux problèmes d'analyse du comportement humain qui affectent la reconnaissance en particulier, l'absence de bases de données présentant le comportement et l'influence permettant de résoudre ce problème , la base de données d'expression faciales

MMI a été conçue en 2002 ressource construire et évaluer des algorithmes de reconnaissance d'expression faciale. La base de données résout un certain nombre d'omissions majeures dans d'autres bases de données sur les expressions faciales. En particulier, il contient des enregistrements de la configuration à temps complet des expressions faciales au cours d'une série de faces de début, point, Décalage et retour à des visages neutres. La base de données des expressions faciales de MMI contient les deux expressions initiales avec une unité de travail FACS, courants et de nombreux autres descripteurs de processus. Des enregistrements à expression naturelle ont également été ajoutés récemment. La base de données contient plus de 2900 vidéos et images haute résolution pour 75 sujets. Cela s'explique entièrement par la présence d'AU dans les vidéos (codage d'événement) partiellement encodés au niveau de la trame, chaque image indiquant si l'AU est en phase neutre, au début, au sommet ou au décalage. La base de données est largement disponible aux niveaux international et international et contribue de manière significative aux aspects scientifiques et audiovisuels.

12.Prétraitement Matlab

12.1.ResNet-50

ResNet (Residual Neural Network) est une architecture de réseau profonde avec 152 couches Ceci a été développé par Microsoft en 2015. Il a remporté l'ILSVRC 2015 avec un taux d'erreur de 3.6%, ce qui est considéré comme meilleur que la précision au niveau humain. Les couches résiduelles dans ResNet calculent les changements dans l'entrée. Ceci est ensuite ajouté à l'entrée pour produire la sortie. ResNet-50 est l'un des premiers à adopter la normalisation des patches. Le ResNet est constitué de deux blocs CONV et Identité.

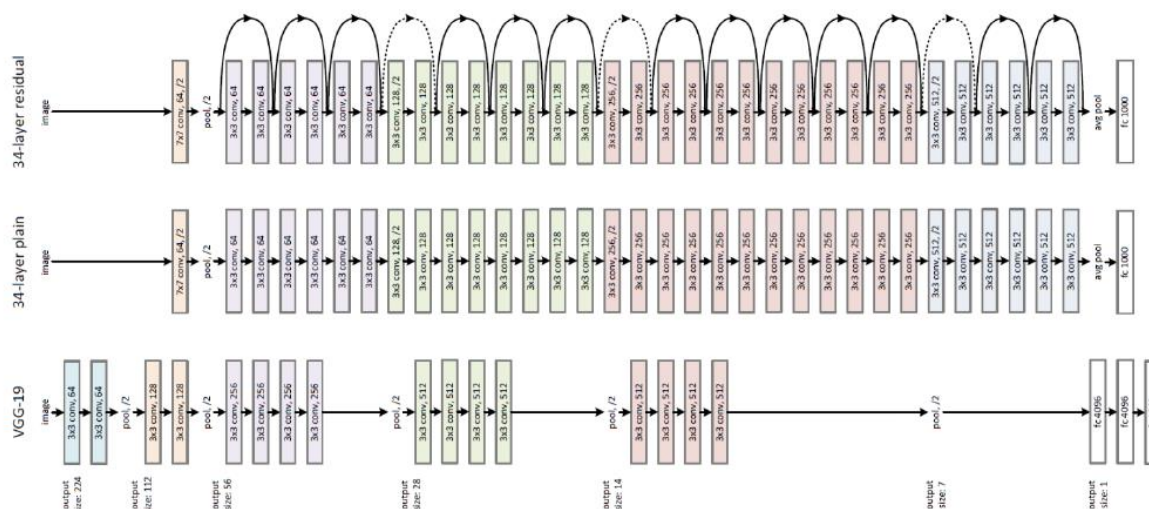


Figure 2-18 Architecture ResNet-50 [34]

12.2.EfficientNet

Efficient Net [34] est une architecture et une méthode de mise à l'échelle qui met à l'échelle uniformément toutes les dimensions de profondeur/largeur/résolution à l'aide d'un coefficient composé. Contrairement à la pratique conventionnelle qui met ces facteurs à l'échelle de manière arbitraire, la méthode de mise à l'échelle Efficient Net met à l'échelle uniformément la largeur, la profondeur et la résolution du réseau avec un ensemble de coefficients de mise à l'échelle fixes. Le réseau de base Efficient Net-B0 est basé sur les blocs résiduels de goulot d'étranglement inversé de MobileNetV2, en plus des blocs de squeeze-and-excitation.

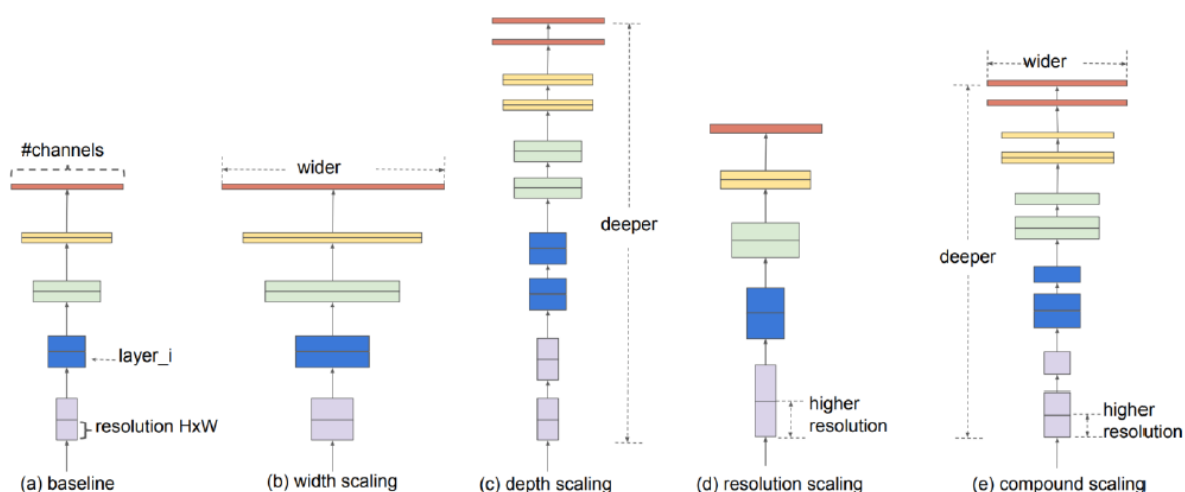


Figure 2-19 Architecture Efficient Net^[35]

13.Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le processus d'un système de reconnaissance d'expression faciale. Nous avons consacré notre étude méthodes différents LBP, LPQ,BSIF, et Deep Learning et CNN et nous avons expliqué le principe de chacun et ses extensions récents.

Chapitre 03

Résultats et Discussion

1.Introduction

Dans ce chapitre nous allons expliquer avec détails le fonctionnement et le processus de notre programme d'identification des individus d'une manière générale et abrégé, plusieurs programmes et méthodes sont mises en œuvre pour pouvoir faire l'opération de la reconnaissance, en utilisant la simulation sur Matlab on visualise les résultats à vouloir obtenir. Les caractéristiques sont obtenues par une quantification de l'image et permettent de représenter l'image par un nombre minimal des paramètres. Il existe trois algorithmes plusieurs pour l'extraction des caractéristiques trouvées dans la littérature. en utilisant les algorithmes LBP (Motifs binaires locaux), LPQ (Quantification de la phase locale) est BSIF (Binarized Statistical Image Features). Comparez ces méthodes en utilisant les couleurs HSV, YCrCb, Lab, RGB et Gray sur les images de la base de données MMI, pour mettre en évidence ses performances et ses précisions dans la reconnaissance des expressions faciales des individus. À la fin de ce chapitre, nous discuterons tous les résultats obtenus, et essayer de tirer quelques conclusions et faire des suggestions concernant le développement et l'amélioration des performances de ce système.

2.Prétraitement du visage

La prochaine étape consiste à supprimer le bruit des optiques tout en enregistrant une série de photos afin qu'ils puissent analyser ce qui est nécessaire. En raison de divers facteurs (fond et lumière) et d'autres considérations, il est difficile d'obtenir une image sans bruit. Trois phases de base sont impliquées dans le traitement des photographies dans les étapes suivantes.

2.1 Détection de visage :

Cette étape détecte le visage de l'image, y compris sa longueur et sa taille, et la position de la tête peut être identifiée à partir des caractéristiques du visage. Parce que les caractéristiques faciales sont irrégulières, ils produisent du bruit et des effets négatifs qui interfèrent avec la division appropriée du visage. La qualité de l'image, ainsi qu'un mécanisme de détection, sont deux des éléments les plus importants de cette étape. Le visage est choisi et positionné dans l'image finale. Le visage est choisi et inséré dans l'image.

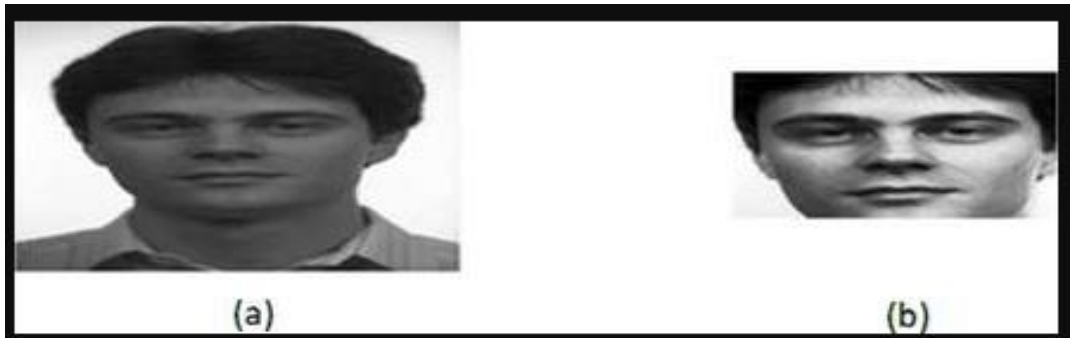


Figure 3.1 :Exemple détection des visages

2.2 Détection d'yeux :

La position des yeux sur le visage est détectée et interprétée à cette étape, ce qui est un aspect important dans le développement de nombreuses applications telles que la reconnaissance faciale, la catégorisation des genres, l'estimation de l'âge et l'expression faciale, entre autres. La distinction entre la découverte des yeux et la localisation des yeux Est-il vrai que ce dernier fournit une prédiction plus précise de l'emplacement des yeux que le premier? (Figure 3.2). Dans ces cas, utiliser l'approche du modèle PS [36] pour ajuster avec précision l'œil pour prendre des photos du visage est une bonne première étape, car nous ne serons pas en mesure de l'utiliser tant que le visage n'aura pas été détecté et redimensionné (100* 100).

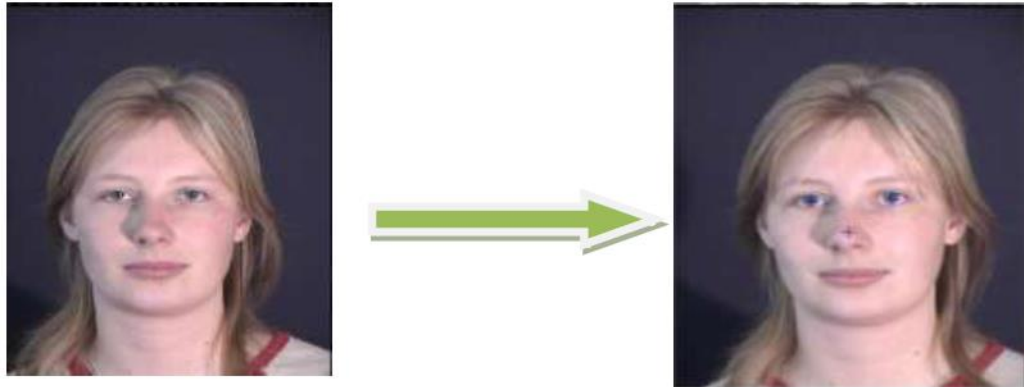


Figure 3.2 : Exemple détection des yeux

2.3 Rotation du visage :

La rotation du visage et cette phase sont essentielles dans le processus d'identification du visage afin d'obtenir des résultats précis en tournant le visage à un angle et en calculant l'angle ainsi que la taille des yeux. Le porte-œil horizontal doit être l'axe. Pour calculer et normaliser la distance entre l'œil et la valeur de x_{ed} , nous utilisons un logiciel. De

nouveaux points oculaires sont formés à gauche et à droite de d : k_{side} , de haut en d : k_{top} , et de bas en d : k_{bottom} pour obtenir un visage au centre de la séquence d'images. Enfin, k_{side} , k_{top} , k_{bottom} et d sont sélectionnés dans Troputnia de sorte que la taille finale de l'image de la face est de 100×100 pixels.

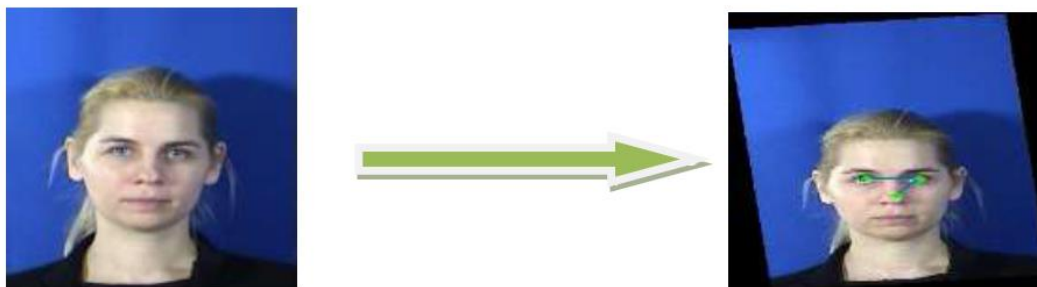


Figure 3.3 :Exemple rotation de visage

2.4 Découpage :

Ces approches analysent les espaces plutôt que les lignes et sont basées sur des fractions récursives de l'image. Nous distinguons les sous-familles suivantes dans cette collection de méthodes : La section récursive des segments d'images binaires XY [37,38] est binaire, avec des distributions de pixels analysées horizontalement et verticalement à chaque étape de récupération, et des projections appliquées aux axes X et Y du bloc lié. Nous obtenons une partie du visage pour la recherche et l'étude.

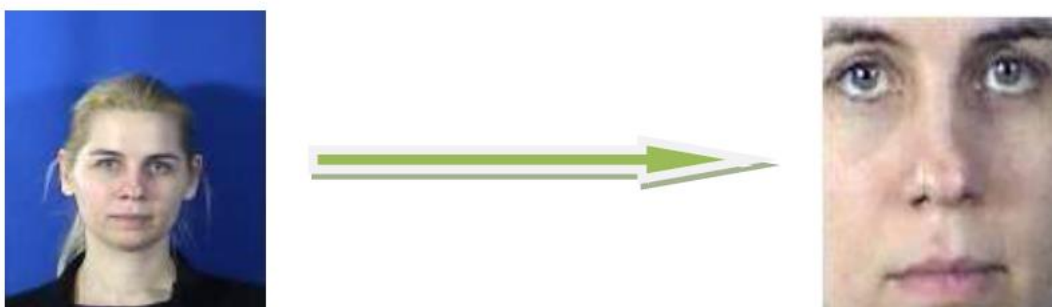


Figure 3-4 :Exemple Découpage

Autre Espace couleur:

Choisissez un espace de couleur avant de choisir un type de description de contenu de couleur. Dans la plupart des cas, une couleur est représentée par trois composants qui

définissent un espace de couleur. Il existe un certain nombre d'espaces colorimétriques, chacun avec son propre ensemble de caractéristiques :

HSV :

Le système de coordonnées d'espace de couleur HSV est non linéaire. Par rapport aux canaux NTSC et RVB, cette approche est plus proche de notre perception intuitive de la couleur. Le modèle HSV a été créé pour permettre une sélection interactive rapide des couleurs, mais il n'est pas idéal pour les descriptions quantitatives des couleurs. Un point de cet espace est repéré par trois coordonnées :

- **H : Hue (teinte),**
- **S : Saturation,**
- **V : Value(luminance).**

Ces trois valeurs sont toujours comprises entre 0 et 1 dans Matlab. Ils représentent la nature de la couleur (rouge, jaune, etc.) pour la teinte, le degré de la couleur (pâle (S près de 0) ou brillant (S près de 1) pour la saturation, et la luminosité (point sombre (V près de 0) ou point lumineux (V près de 1) pour la luminance (V près de 1). Le principe de cet espace est de caractériser les couleurs de façon plus intuitive et de se rapprocher de la perception humaine.[39]

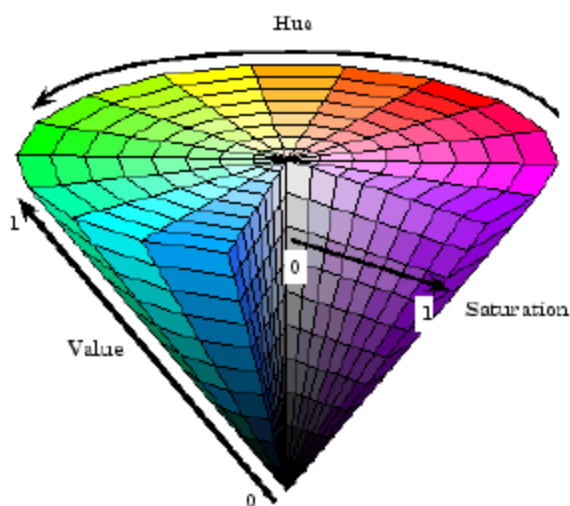


Figure 3-5 : l'espace couleur HSV.[38]

RGB :

L'espace RVB ou RVB est particulièrement facile à utiliser, car il est celui utilisé par de nombreux équipements de capture d'images qui utilisent simplement des triplets pour transmettre des informations (R, V, B). Nous parlons de l'équipement spatial colorimétrique qui est orienté. La société mondiale d'éclairage CIE l'a défini pour la première fois en 1931. C'est le schéma le plus largement utilisé, qui est basé sur les couleurs de base rouge, vert et bleu, avec toutes les teintes supplémentaires dérivant entre les deux. La figure (3.6) montre comment il est représenté sous forme de cube.

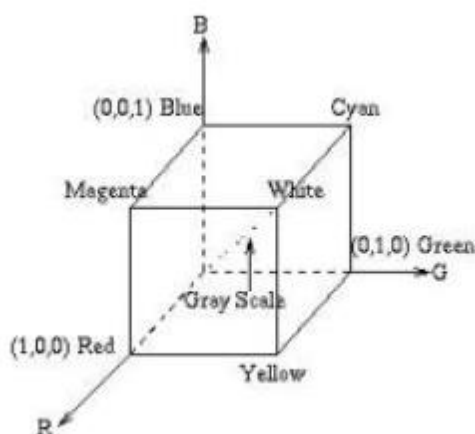


Figure 3-6 :cube de l'espace RGB

YCbCr :

Sur une vidéo, l'espace de couleur YCbCr est un moyen d'exprimer l'espace colorimétrique. En conséquence, nous convertissons les composants d'image RVB en composants de luminance Y, avec Cb et Cr se référant à deux éléments de chrominance (informations de couleur).[38]

Lab :

C'est un environnement dynamique avec une ambiance respectueuse. Visuellement, les distances entre les teintes sont proches. Il est défini par des connexions non linéaires dans l'espace XYZ. C'est une méthode populaire pour trouver des photos en fonction de leur contenu.

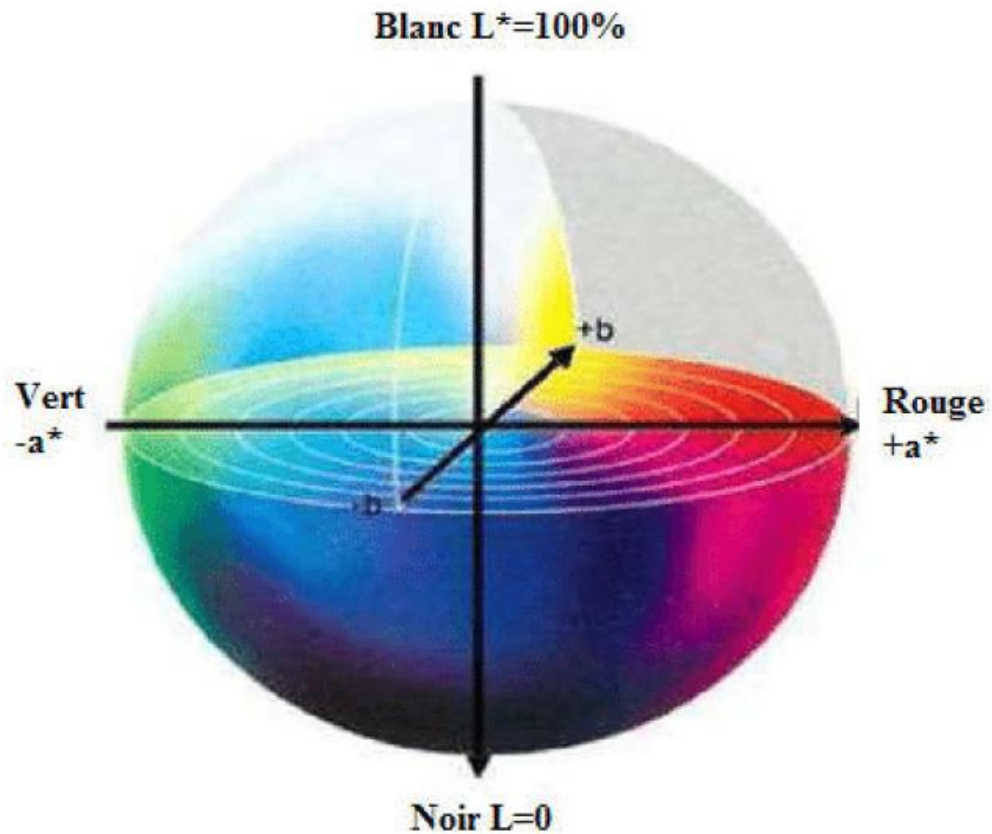


Figure 3-7 l'espace couleur CIE Lab

Grey :

C'est l'espace de couleur dans lequel l'image est dans un état de lecture simple avec seulement deux couleurs, blanc et noir, pour le reconnaître.

3.3.Handcraft methods

Pour travailler sur le profilage des tailles, leurs caractéristiques et leur classification, nous utilisons les catégories suivantes :

3.1. LBP

LBP est une description de texture développée par Ojala et al. LBP est un exemple spécifique du modèle de spectre de texture. La taille de la carte textile en analyse multi-ressonance, dans la zone spatiale, augmente par écrit avec le nombre de P vivants. Le choix de la représentation pour cinq couleurs symboliques en LBP (8,1) LBP (8,2) LBP (16,2) dans les avions est une question importante car elle affecte la taille des schémas textiles. L'utilisation d'un seul aéronef ou de plusieurs aéronefs peut entraîner une réduction importante de la complexité des calculs. Dans cette expérience, l'efficacité de 5 codes de couleur est montrée dans les différents opérateurs LBP montrés dans le tableau 1 et la forme 3,8 performance, en termes de précision, la composition de chaque LBP (8,1), LBP (8,2) et LBP (16,2).

	HSV	YCbCr	Lab	RGB	Grey
LBP _(8,1)	53.3654	52.5641	50.1603	45.9135	39.5032
LBP _(8,2)	56.6506	58.0929	56.8109	55.5288	46.5551
LBP _(16,2)	57.9327	59.375	58.0929	58.734	49.359

Tableau 3.1 :résulta de tous les paramètres de LBP

Le tableau représente les résultats finaux des codes de couleur de Grey Lab HSV RGB et YCbCr Notez que la meilleure valeur obtenue était dans le code de 59,375% YCbCr dans LBP (16.2) par rapport à d'autres codes parce qu'il a plus de caractéristiques que d'autres codes. Pour contenir le MMI sur des images haute résolution de haute qualité.

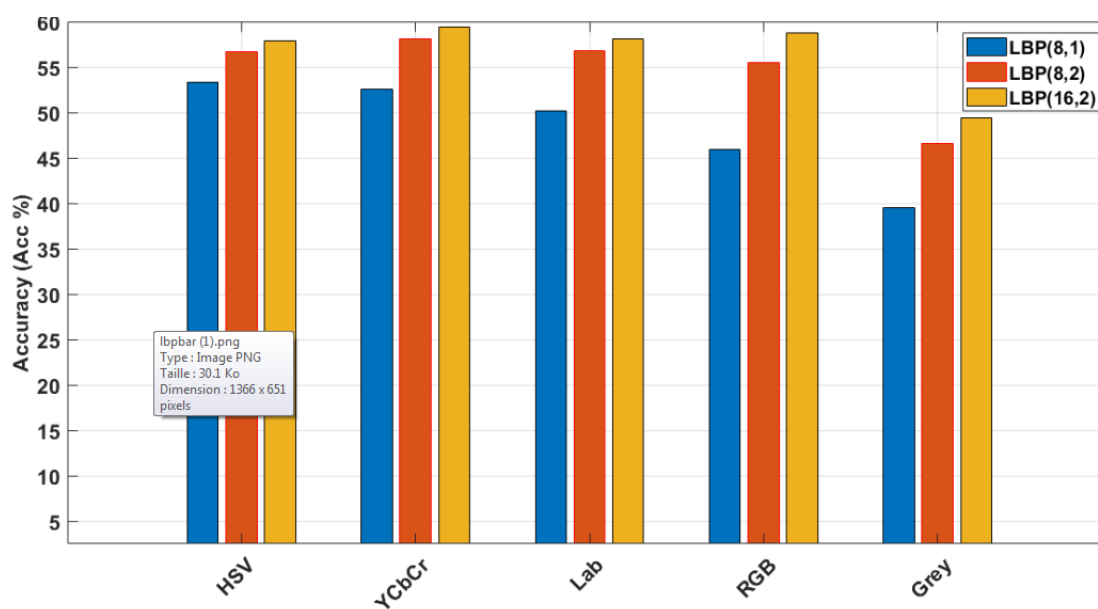


Figure 3.8 :Graphique à barres de l'ACC pour divers codes de couleur chez les opérateurs LBP

3.2. LPQ

Pour chaque pixel de l'image fournie, la valeur LPQ est d'abord calculée. Dans une fenêtre coulissante, des histogrammes locaux avec 256 bits sont ensuite produits. Pour des tailles de fenêtre variées et des rayons différents pour le voisinage de chaque pixel, nous calculons le descripteur d'histogramme concaténé (voir Tableau 2). Dans nos études, nous avons comparé la LPQ avec divers rayons et tailles de fenêtre, et les résultats sont présentés à la figure (3-9).

Methods	HSV	YCb Cr	Lab	RGB	Grey	Methods	HSV	YCb Cr	Lab	RGB	Grey
LPQ(3,0,1))	42.78	45.91	43.58	35.01	30.20	LPQ(11,0, 1)	71.55	72.11	72.59	85.01	80.20
LPQ(3,0,2))	36.85	36.37	37.5	32.77	28.76	LPQ(11,0, 2)	70.75	70.11	68.42	81.89	75.48
LPQ(3,0,3))	43.34	42.54	43.66	38.78	29.08	LPQ(11,0, 3)	70.83	69.79	69.55	84.13	76.28
LPQ(3,1,1))	49.67	53.04	49.67	40.86	35.57	LPQ(11,1, 1)	79.16	78.52	76.36	91.58	85.81
LPQ(3,1,2))	49.03	49.19	47.27	41.90	38.38	LPQ(11,1, 2)	76.76	74.51	72.11	88.06	82.61
LPQ(3,1,3))	47.99	51.76	47.51	39.18	37.74	LPQ(11,1, 3)	78.52	75.96	72.91	89.82	84.61
LPQ(5,0,1))	51.68	55.04	51.12	49.11	40.70	LPQ(13,0, 1)	79.04	76.52	75.56	89.66	84.85
LPQ(5,0,2))	46.31	52.08	45.51	45.19	36.45	LPQ(13,0, 2)	72.59	72.11	72.75	87.58	79.08
LPQ(5,0,3))	52.16	52.56	49.91	51.60	40.30	LPQ(13,0, 3)	71.47	72.67	70.83	85.01	78.36
LPQ(5,1,1))	57.93	59.37	54.32	58.89	49.19	LPQ(13,1, 1)	82.93	82.93	80.12	93.83	90.38
LPQ(5,1,2))	54.72	55.04	54.40	51.04	43.26	LPQ(13,1, 2)	79.72	77.72	77.08	91.50	87.90
LPQ(5,1,3))	57.05	57.13	54.08	58.73	49.51	LPQ(13,1, 3)	79.88	76.12	75.32	90.70	86.21
LPQ(7,0,1))	62.90	64.10	59.21	66.34	59.37	LPQ(15,0, 1)	82.21	81.57	79.00	93.42	90.62
LPQ(7,0,2))	57.53	58.33	52.72	57.13	46.23	LPQ(15,0, 2)	74.83	75.56	74.59	90.78	86.61
LPQ(7,0,3))	61.53	63.14	59.61	67.22	58.41	LPQ(15,0, 3)	71.55	73.39	73.31	87.82	81.16
LPQ(7,1,1))	69.79	66.98	65.14	76.92	67.38	LPQ(15,1, 1)	86.93	86.45	83.41	95.27	94.47
LPQ(7,1,2))	64.10	60.49	60.89	69.79	59.77	LPQ(15,1, 2)	82.37	82.77	81.81	94.63	90.54
LPQ(7,1,3))	67.38	66.58	65.46	75.56	68.58	LPQ(15,1, 3)	81.57	78.76	77.48	93.66	88.70
LPQ(9,0,1))	69.87	70.75	67.30	81.89	71.31	LPQ(17,0, 1)	82.61	84.45	80.12	94.79	92.30
LPQ(9,0,2))	63.94	65.22	61.61	72.59	62.25	LPQ(17,0, 2)	77.88	79.88	79.72	93.34	91.10
LPQ(9,0,3))	67.54	68.26	66.50	78.84	68.75	LPQ(17,0, 3)	72.03	73.31	72.67	88.70	82.53
LPQ(9,1,1))	75.32	74.35	72.59	86.45	78.84	LPQ(17,1, 1)	88.22	88.70	84.37	96.95	95.19
LPQ(9,1,2))	70.51	68.91	67.54	80.28	75.72	LPQ(17,1, 2)	86.13	85.41	83.65	95.43	92.86
LPQ(9,1,3))	75.08	73.47	72.59	85.65	78.20	LPQ(17,1, 3)	82.05	78.44	79.00	93.99	90.46

Tableau 3.2 :résulta de tous les paramètres de LPQ

Le tableau représente les résultats finaux des codes de couleur de Grey Lab HSV RGB et YCbCr Nous avons constaté que le meilleur rapport de qualité était dans le code de couleur

RVB En raison du fait que la taille de l'image (17,1,1) a plus de caractéristiques que d'autres symboles, à savoir 96,95% (ACC) pour contenir MMI sur les images à haute résolution de haute qualité.

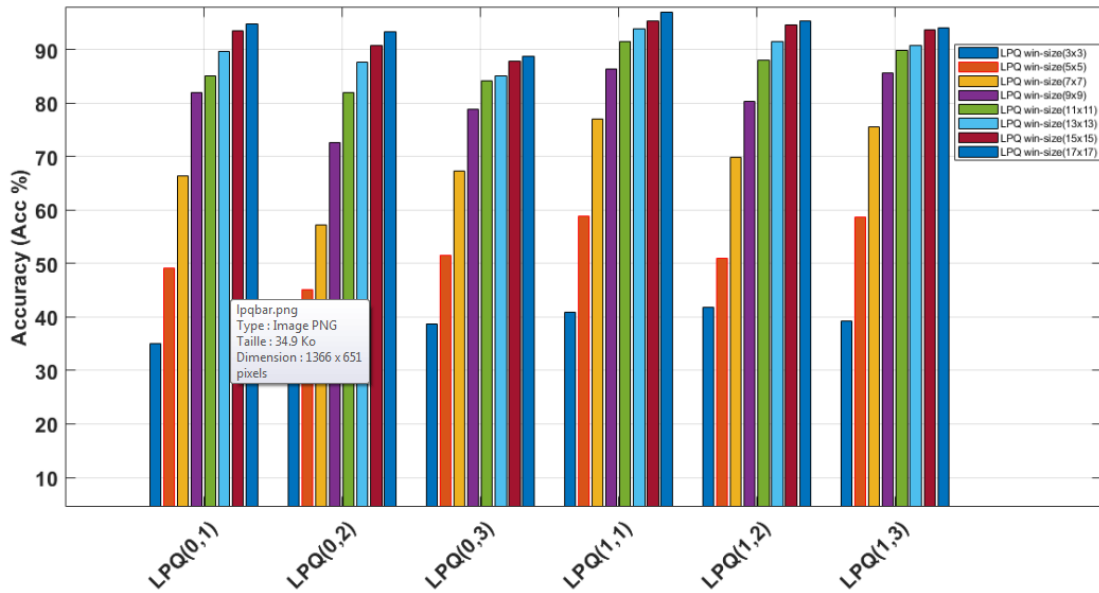


Figure 3-9 :Graphique à barres de l'ACC sur différents exploitants de LPQ.

3.3. BSIF

Nous utilisons des filtres typiques dans nos tests, qui représentent huit orientations différentes à partir des bords. Nous extrayons une description locale des différentes tailles de fenêtres, qui se chevauchent entre les fenêtres adjacentes et les différentes tailles de filtres (voir tableau 3), puis synthétisons chaque schéma textile local avec une représentation textile universelle, comme nous l'avons fait auparavant. Nous utilisons le code 5 à 9 bits Mots 5, 5 à 17, 17 candidats dans tous les examens, et les résultats sont affichés à la figure (3-10)

Methods	HSV	YCb Cr	Lab	RGB	Grey	Methods	HSV	YCb Cr	Lab	RGB	Grey
BSIF _(5,5,5)	47.99	49.11	48.87	45.91	37.98	BSIF _(11,11,8)	84.29	84.13	80.36	92.94	88.62
BSIF _(5,5,6)	54.00	54.88	54.64	53.68	47.51	BSIF _(11,11,9)	82.69	83.25	79.16	93.66	88.94
BSIF _(5,5,7)	61.37	59.45	55.20	60.25	52.64	BSIF _(13,13,5)	57.29	62.25	59.93	70.03	52.72
BSIF _(5,5,8)	62.58	62.33	58.09	64.50	56.81	BSIF _(13,13,13,1) 3,6)	66.26	69.31	66.26	78.44	66.10
BSIF _(5,5,9)	60.25	61.05	57.77	63.22	52.88	BSIF _(13,13,13,1) 3,7)	76.52	81.65	78.28	88.86	84.05
BSIF _(7,7,5)	57.45	53.52	53.28	56.81	43.34	BSIF _(13,13,13,1) 3,8)	83.97	84.37	81.73	93.75	89.98
BSIF _(7,7,6)	61.93	60.49	59.21	63.70	54.08	BSIF _(13,13,13,1) 3,9)	86.53	87.33	84.37	96.39	93.18

BSIF _(7,7,7)	66.82	66.66	61.37	73.23	62.98	BSIF _(15,15,5)	58.25	63.22	60.57	70.43	51.60
BSIF _(7,7,8)	70.75	68.75	66.50	79.88	70.67	BSIF _(15,15,6)	71.55	70.11	69.15	82.37	71.15
BSIF _(7,7,9)	70.51	72.27	67.38	76.60	69.23	BSIF _(15,15,7)	81.49	84.05	80.36	93.42	90.94
BSIF _(9,9,5)	55.76	58.57	55.68	59.93	46.39	BSIF _(15,15,8)	84.77	85.65	84.61	95.11	92.38
BSIF _(9,9,6)	65.04	65.70	60.97	70.99	58.25	BSIF _(15,15,9)	86.29	88.86	86.13	96.95	95.43
BSIF _(9,9,7)	72.75	76.12	71.31	84.13	74.35	BSIF _(17,17,5)	61.69	64.50	62.17	72.35	51.60
BSIF _(9,9,8)	78.84	80.36	77.08	89.18	83.65	BSIF _(17,17,6)	72.03	76.12	75	85.01	77.16
BSIF _(9,9,9)	77.64	78.20	75.88	89.50	82.69	BSIF _(17,17,7)	80.68	85.33	82.45	92.86	89.90
BSIF _(11,11,5)	54.72	61.29	57.21	65.46	47.99	BSIF _(17,17,8)	86.69	89.18	86.53	96.47	94.63
BSIF _(11,11,6)	66.90	69.87	63.94	75.96	63.94	BSIF _(17,17,9)	90.06	92.94	90.22	97.19	97.03
BSIF _(11,11,7)	75.48	77.32	72.03	86.53	79.96						

Tableau 3.3: résultat de tous les paramètres de BSIF

Le meilleur résultat obtenu en valeurs BSIF, en couleur RVB par rapport aux autres couleurs, avec une valeur élevée de 97,19 pour cent (ACC), car RVB contient des images en couleur et de bonne qualité, ainsi que des photographies contenues dans MMI de la base de données, comme le montre ce tableau.

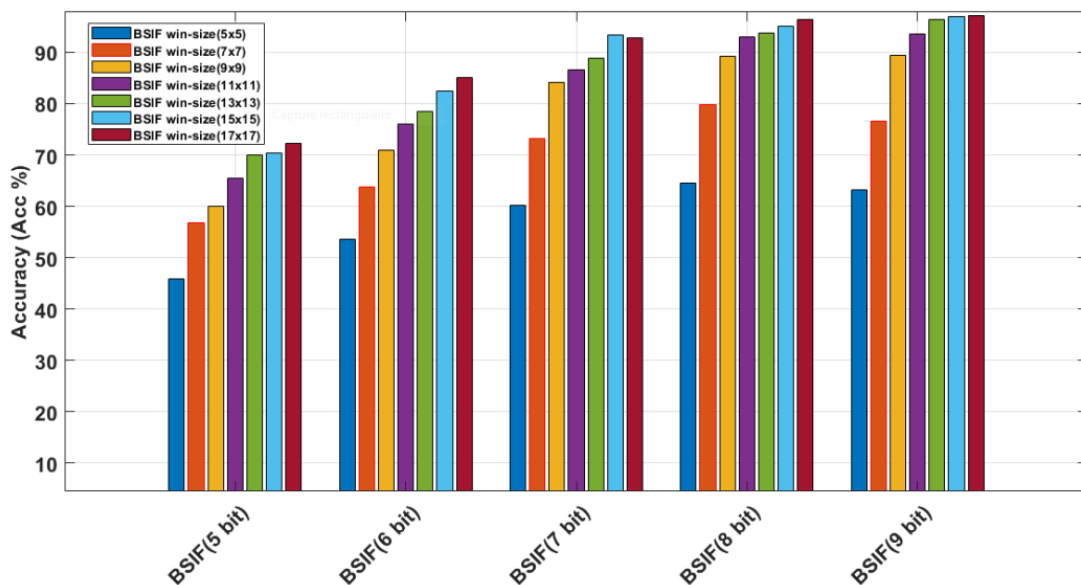


Figure 3-10 :Graphique à barres de l'ACC sur différents opérateurs du BSIF

3.4. Efficacité des méthodes artisanales

Base de données	Méthode	Code couleur	Accuracy
MMI	LBP _(16,2)	HSV	57.93
		YCbCr	59.37
		Lab	58.09
		RGB	58.73
		Grey	49.36
MMI	LPQ _(17,11,1)	HSV	88.22
		YCbCr	88.70
		Lab	84.37
		RGB	96.95
		Grey	95.19
MMI	BSIF _(17,17,9)	HSV	90.0641
		YCbCr	92.9487
		Lab	90.2244
		RGB	97.1955
		Grey	97.0353

Tableau 3. 4:Results Effectiveness of handcraft methods

Le tableau représente des résultats précieux des couleurs HSV RGB Lab YCbCr et Grey dans les trois manières BSIF_(17,17,9) LBP_(16,2) LPQ_(17,11,1) Nous avons constaté que le meilleur rapport de qualité était dans le code de couleur RVB En raison du fait que la taille de l'image (17,17,9) car elle contient autant de traits de visage a plus de caractéristiques que d'autres symboles, à savoir 97,1955% (ACC) pour contenir MMI sur les images à haute résolution de haute qualité.

3.4. Méthodes d'apprentissage profond (Deep learning methods)

- ResNet-50
- efficientNet .

4. Efficacité d'apprentissage profond

Num Epochs	5	10	25	50	100
Accuracy	93.40	97.20	98.00	98.20	98.40

Tableau 3.5 : Performances avec une précision de nombre d'époques différente

Le tableau représente les résultats dans différentes époques et la précision pour la meilleure performance du modèle proposé obtenu en numéros des Epochs 100 et 98.40 précision.

		Batch Size			
		4	8	16	32
Learn Rate	0.1	90.00	75.40	89.40	41.80
	0.01	96.60	98.20	98.40	97.80
	0.001	98.00	97.00	95.80	93.60
	0.0001	97.60	95.20	96.00	89.80

Tableau 3.6 : Rendement avec différents taux d'apprentissage par lots

Le tableau représente les résultats de rendement à différents taux d'apprentissage la taille du paiement La meilleure performance a été obtenue à un taux d'apprentissage de 0,001 et une taille de lot de 4 avec une précision de 98,00, la meilleure performance avec un taux d'apprentissage de 0,01 et une taille de lot de 8 avec une précision de 98,20. La meilleure performance a été obtenue avec un taux d'apprentissage de 0,01 et une taille de lot de 16 avec une précision de 98,40. La meilleure performance a été obtenue avec un taux d'apprentissage de 0,01 et une taille de lot de 32 avec précision en 97,80. Après avoir comparé le taux d'apprentissage avec le volume de lot dans le rapport de précision, la meilleure précision était 98,40 à un taux d'apprentissage de 0,01 et un volume de lot de 16, et les résultats sont affichés à la figure (3-11).

optimizer	ADMS	SGD
Accuracy	99.40	89.00

Tableau 3.7 : Performances avec précision d'optimisation différente

Le tableau représente les résultats de précision pour SGD et ADAMS de sorte que nous notons que la meilleure précision à ADAMS était 99.40.

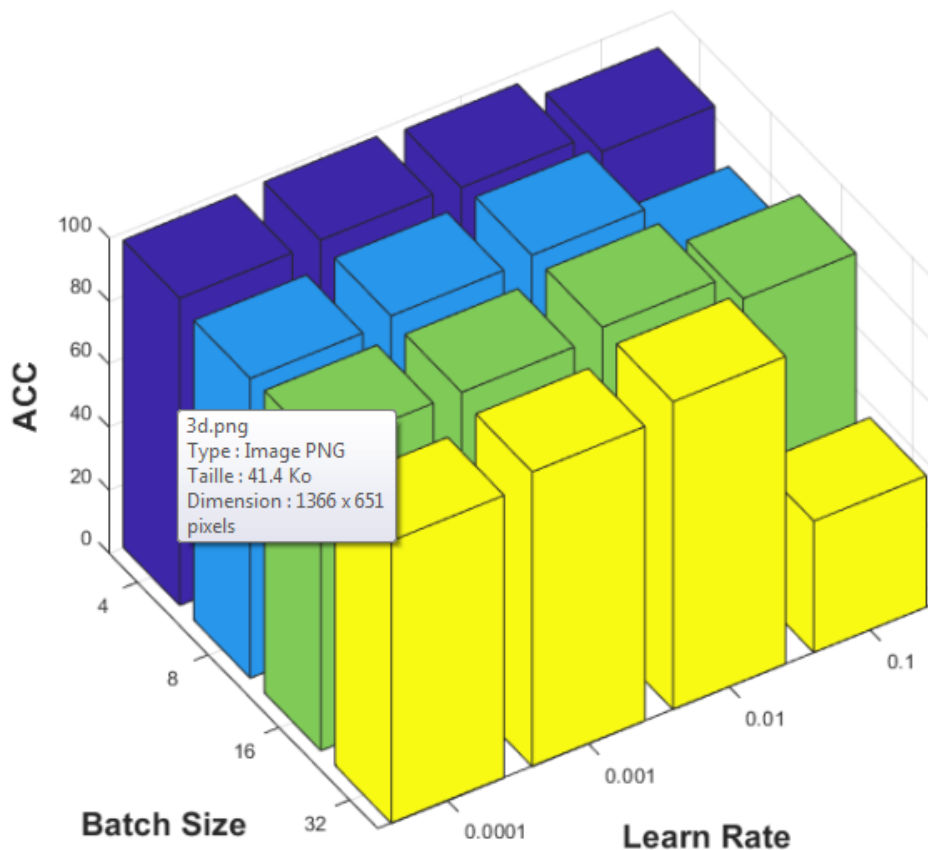


Figure 3.11: 3D courbes de précision et batch size et learn rate

5. Handcraft méthodes vs méthodes d'apprentissage profond

Après avoir obtenu les résultats des méthodes artisanales et des méthodes d'apprentissage profond et en avoir discuté dans le but de reconnaître les caractéristiques du visage, nous avons constaté que les méthodes d'apprentissage profond sont les meilleures et les plus rapides pour reconnaître les caractéristiques du visage afin d'obtenir une grande précision de 98,40.

6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons expliqué comment découvrir le sexe en identifiant Visages sur images à travers l'approche proposée basée sur la détection du visage et des yeux, Rotation faciale, propriétés d'extraction, représentation, propriétés faciales Nous avons appliqué des méthodes artisanales : les bases de données LBP, LPQ et BSIF sont fournies, ce qui peut guider le déploiement Liste. L'algorithme SVM est utilisé pour la classification. Et les méthodes d'apprentissage profond efficientNet, ResNet-50, nous avons constaté que Le meilleur résultat qui donne des valeurs précises était les méthodes d'apprentissage profond, en

particulier lorsque efficientNet,.Ainsi, on peut dire que l'apprentissage profond est le meilleur pour la reconnaissance précise des traits du visage.

Conclusion générale

Ce que nous avons fait dans ce travail est notre utilisation des caractéristiques de texture des méthodes LBP, LPQ, BSIF où il a été appliqué avec succès en utilisant cinq codes de couleur Lab, HSV, Grey, RGB et YCbCr pour représenter le visage et obtenir les meilleurs algorithmes de performance le meilleur résultat obtenu est BSIF Se distinguant par le plus faible pourcentage d'erreurs et le plus haut pourcentage de précision, nous avons également utilisé des méthodes d'apprentissage profond où appliqué et obtenu les meilleurs résultats ResNet -50 qui étaient avec une grande précision et la taille de classe d'apprentissage 16 0,01 et donc l'apprentissage profond est plus rapide.

Bibliographies

- 1- ZITOUNI, Sif Eddine et SACI, Abdelmoumen. Authentification et Identification biométrique des personnes par les empreintes palmaires. Université Kasdi Merbah, Ouargla, 2016. P38.
- 2 - J. Chen et R. Patton, « The international series on asian studies in computer and science de l'information », 1999. P 45.
- 3 A. OUAMANE, «Study of the fusion of modalities for authentication in biometrics (face, voice) », thèse de doctorat, Faculté des sciences et de la technologie 2011. P 32 .
- 4 - A. OUAMANE, «Study of the fusion of modalities for authentication in biometrics (face, voice) », thèse de doctorat, Faculté des sciences et de la technologie 2011. P 32
- 5 - article sur internet, titre « optimale » dans le site web :<https://www.guide-vue.fr/glossaire/ophtalmie> consulté le 2022-05-28 à 15:40.
- 6 - Chouchane, A. Analyse d'images d'expressions faciales et orientation de la tête basée sur la profondeur (Doctoral dissertation, Université Mohamed Khider-Biskra ,2016 , p 43 .
- 7 - M. Moulay et M. Arbaoui, « authentification des personnes par l'articulation du doigt », UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA, 2015, P55 .
- 8 - Lisa Feldman Barrett, Ralph Adolphs, Stacy Marsella, Aleix M. Martinez, and Seth D. Pollak , “Emotional Expressions [Reconsidered]: Challenges to Inferring Emotion From Human Facial Movements”. Psychological Science in the Public Interest, July 2019, Vol. P 68.
- 9 - Wathek Bellah LOUED, Analyseur d'émotions à partir d'expressions faciales, Université de Sherbrooke, 2013/2014, P 65 .
- 10 - KHADOUDJA GHANEM Reconnaissance des Expressions Faciales à Base d'Informations Vidéo ; Estimation de l'Intensité des Expressions Faciales, Université Mentouri de Constantine, thesis Octobre 2010 , P113
- 11 - Dawood Al Chanti. “Automatic Analysis of Macro and Micro Facial Expressions : Detection and Recognition via Machine Learning. Signal and Image processing”, Thèse de doctorat, Université Grenoble Alpes, 2019. <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-02525707> consulté le 2022-05-26 à 19 :15
- 12 - Boukerrouche Youssouf, Zerriouh Ahmed. (Mise au point d'une application de détection et reconnaissance faciale). Mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme de Master en Informatique. UNIVERSITE ABOU BEKR BELKAID DE TLEMCEM.2017-2018 ,

-
- 13 - Boukerrouche Youssouf, Zerriouh Ahmed. (Mise au point d'une application de détection et reconnaissance faciale). Mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme de Master en Informatique. UNIVERSITE ABOU BEKR BELKAID DE TLEMCEM.2017-2018 .
 - 14 - BRAHMIN MOUSTAFA, GUERROUDJ BENCHERKI, (Implémentation d'un système de reconnaissance de visages à base de PCA). Mémoire du projet de fin d'études pour l'obtention du diplôme de Master. Université Djilali, BounaamaKhemise Miliana. 2017 /2018
 - 15 - Melle Arfaoui Nahla, Melle Benassou Nabila, (Système de reconnaissance de visage par la transformée en cosinus discrète), Mémoire de fin d'étude Master. Université de 8 Mai 1945-Guelma-Juin 2013.
 - 16 - P. Belhumeur, J. Hespanha, D. Kriegman, Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine
 - 17 - D. L. Swets, J. Weng, Using discriminant eigenfeatures for image retrieval, IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell. 18, 831– 836, 1996.
 - 18 - J. Haddadnia, M. Ahmadi, and K. Faez, “An Efficient Feature Extraction Method with Pseudo Zernike Moment in RBF Neural Network Based Human Face Recognition System”, EURASIP JASP, vol. 9, pp. 890-891, 2003
 - 19 - T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikainen, “Face description with local binary patterns: application to face recognition,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI), vol.28, no.12, pp.2037-2041, 2006
 - 20 - T. Ojala, M. Pietikainen, and T. Maenpa, “Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI), vol.24, no.7, pp.971-987; 2002
 - 21 - A. Benzaoui and A. Boukrouche, “1DLBP and PCA for face recognition,” In Proceedings of the 11th IEEE International Symposium on Programming and Systems (ISPS), pp.7-11, 2013
 - 22 - A. Benzaoui and A. Boukrouche, “Face analysis, description, and recognition using improved local binary patterns in one dimensional space” Journal of Control Engineering and Applied Informatics (CEAI), vol.15, no.1, pp.52-60, 2014.
 - 23 - V. Ojansivu and J. Heikkil, “Blur insensitive texture classification using local phase quantization,” In Proceedings of the 3rd International Conference on Image and Signal Processing (ICSIP), Springer-Verlg, pp.236-243, 2008
 - 24 - J. Kannala and E. Rahtu, “BSIF: binarized statistical image features,” In Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition (ICPR), pp.1363-1366, 2012

-
- 25 <https://towardsdatascience.com/covolutional-neural-networkcb0883dd6529?fbclid=IwAR0UWoPkFYTEAqFitcR4fuuQUcNBvxV8ig1oJGZ3EhbRypu8Qf9pk9C Xdy4>
 - [26]- <https://www.superdatascience.com/blogs/convolutional-neural-networks-cnn-step-1b-relu-layer/>
 - 27 D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams. Learning internal representations by error propagation. In *Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition, Volume 1: Foundations*. MIT Press, 1986
 - 28 D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams. Learning internal representations by error propagation. In *Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition, Volume 1: Foundations*. MIT Press, 1986
 - 29 D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams. Learning internal representations by error propagation. In *Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition, Volume 1: Foundations*. MIT Press, 1986
- [30] (<https://pdfs.semanticscholar.org/0b88/a059510a01889715eabf5fe737b326dae71b.pdf>)
- [31]- (<https://foris.fr/wp-content/uploads/2018/07/Intelligence-Artificielle.pdf>)
- [32]- (https://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=3&ved=2ahUKEwjX4I6wwYTjAhVKTBoKHXBVCT4QFjACegQIBBAC&url=http%3A%2F%2Ffamilie.caillault.free.fr%2Fdoc%2FEpoisson2002a.pdf&usg=AOvVaw32pukI_oxFUSMVjNzY9KU)
- 33 J. Kannala and E. Rahtu, “BSIF: binarized statistical image features,” In *Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, pp.1363-1366, 2012
 - 34 Mingxing, Tan et Quoc, V.Le. EfficientNet : Rethinking Model Scaling for convolutional Neural Networks. arXiv preprint arXiv: 1905.11946.
 - 35 J. Kannala and E. Rahtu, “BSIF: binarized statistical image features,” In *Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, pp.1363-1366, 2012
 - 36 X. Tan, F. Song, Z. H. Zhou, and S. Chen, “Enhanced pictorial structures for precise eyelocalization under incontrolled conditions,” in *2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, June 2009, pp. 1621–1628
 - 37 G Nagy and S Seth. Hierarchical representation of optically scanned documents. In *Proceedings of the 7th International Conference on Pattern Recognition Montreal Canada*, pages 347–349. IEEE Computer Society, 1984
 - 38 X. Tan, F. Song, Z. H. Zhou, and S. Chen, “Enhanced pictorial structures for precise eyelocalization under incontrolled conditions,” in *2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, June 2009, pp. 1621–1628
 - 39 @phdthesis{laib2020indexation,[tcbcr image] title={Indexation Et Recherche D’image Fixe Bas{\e} Sure Le Contenu}, author={LAIB, HAMZA and BENSghier, AYOUB and others}, year={2020},