

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique



Université de 8 Mai 1945 – Guelma -

Faculté des Mathématiques, d'Informatique et des Sciences de la matière
Département d'Informatique



Mémoire de Fin d'études Master

Filière : Informatique

Option : Systèmes informatique

Thème :

Conception et Réalisation d'un Système de Détection de la
Couleur De Peau

Encadré Par :

Dr.BENCHERIET Chemesse Ennahar

Présenté par :

AMRAOUI Imad

Juin 2018

Remerciement

Tout d'abord, je remercie Allah qui m'a donné la puissance, le courage et la détermination nécessaire pour finaliser ce travail.

*Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à mon encadreur **Dr.BENCHERIET Chemesse Ennahar** pour ses conseils judicieux et son encadrement qualifié qui m'ont permis d'améliorer grandement la qualité de ce mémoire. Qu'elle trouve ici l'expression de mon très grand respect et toute ma gratitude*

Je tiens à remercier tous les enseignants, qui ont assuré notre formation durant notre cycle universitaire

Je tiens à remercier tous les personnes qui m'ont aidé et soutenu de près ou de loin, à réalisation ce travail

Dédicaces

Je dédie ce travail à :

Mes chers parents ma mère et mon père

Mon frère

Et tous les membres de ma famille

Ainsi que tous mes amis et collègues

À tous ceux qui m'ont enseigné

Résumé

La couleur de peau humaine est une caractéristique exploitée dans le domaine de vision artificielle dans diverses applications tel que l'interaction hommes- machines, la récupération des données dans les bases multimédias, retracer l'origine ethnique et dans les systèmes de détection et de reconnaissance de visage,...etc.

Dans ce projet nous essayons de résoudre le problème de la détection de la couleur de peau dans une image couleur par l'implémentation d'un réseau de neurone à convolution (CNN) basée sur l'apprentissage approfondie entraîné sur une base de 383 images de peau et 447 images non-peau .Aussi nous avons intégré une méthode simple basée sur le seuillage selon l'espace de couleur choisis pour la comparaison avec le CNN en terme de la performance et de la précision de détection. .

Le système que nous avons mis en œuvre est capable de détecter la couleur de peau par un taux de détection important avec des fausses alarmes très bas.

Mots-clés : Détection, Couleur de peau, Vision artificielle(VA), CNN, Apprentissage approfondie, Seuillage.

Sommaire

Sommaire	1-3
Liste des figures.....	4
Liste des tableaux	4
Introduction générale.....	6-7
Partie 1 : Etat de l'art	
Introduction.....	8
1.Qu'est ce que la couleur de peau ?.....	8
2. Importance de la couleur de peau dans les systèmes de VA	9
3. Problèmes de la détection de la couleur de peau.....	9
4. Espace de couleur (système colorimétrique).....	12
4.1. Définition	12
4.2. Principaux espaces de couleurs.....	12
4.2.1 Espaces primaires	12
4.2.2 Espaces perceptuels	13
4.2.3 Le modèle de la luminance et la chrominance.....	13
5. Critères d'évaluation de la détection de peau.....	13
5.1. Taux de détection.....	13
5.1.1 Taux de détection correcte	14
5.1.1.1 Taux de vrais positifs (VP).....	14
5.1.1.2 Taux de vrais négatifs (VN).....	14
5.1.2 Taux de fausse détection.....	14
5.1.2.1 Taux de faux positifs (FP).....	15
5.1.2.2 Taux de faux négatifs (FN).....	15
5.2 Courbes ROC.....	15
6. base d'images.....	15

6.1 Base d'apprentissage.....	15
6.2 Base de test.....	15
7-Etat de l'art.....	17
Conclusion	23
Partie 2 Conception et Implémentation	
Introduction.....	24
I. Conception.....	24
I.1. Architecture générale du système.....	24
I.1.1.Mise en œuvre de la base de données.....	26
I.1.1.1. Base d'apprentissage (traîndata).....	26
I.1.1.2. Base test (testdata).....	26
I.1.1.3. Base de test du système	27
I.1.2.Prétraitement	27
I.1.3.Espace de couleur.....	27
I.1.4.Choix de la méthode	28
I.1.4.1. Seuillage.....	28
I.1.4.2. Les réseaux de neurones à convolution (CNN)	30
I.1.4.3. Principe de fonctionnement.....	30
I.1.4.4. Extraction des Caractéristiques	31
I.2. Réseau de neurones convolutif pour la détection de la couleur de peau	35
I.2.1 Etapes de l'algorithme.....	35
I.2.2 Application numérique	36
II. Implémentation.....	37
II.1 Environnement de développement.....	37
II.1.1 Environnement matériel.....	37
II.1.2 Environnement logiciel	37
II.2 Composants de notre système.....	38
II.2.1 Modules principaux.....	38
II.2.1.1 Interface principale	39

II.2.1.2 Fenêtre principale du système	40
II.2.1.3 Prétraitement.....	41
II.2.1.4 Espace de Couleur	42
II.3 Exécution de notre Algorithme(CNN).....	43
II.3.1 Apprentissage	43
II.3.2 Extraction de la 1 ^{er} couche convolutive	43
II.3.3 Courbes d'apprentissage	44
II.3.2 Test.....	45
II.3.2.1 Application de CNN sur une image complète.....	45
Conclusion.....	45
Conclusion générale	46
Bibliographie	47
Webographie	49

Liste des figures

Partie 1 : Etat de l'art

Figure1.1 Exemple d'images en différentes conditions.....	9
Figure1.2 Exemple d'image avec arrière plans complexe.....	10
Figure1.3 Exemple de variation d'éclairage.....	10
Figure1.4 Images par outils de reproduction et de montage.....	11
Figure1.5 Exemple d'image avec maquillage.....	11
Figure 1.6 Diversité ethnique.....	11
Figure1.7 Le vieillissement.....	12
Figure 1.8 Exemples des courbes ROC.....	15

Partie 2 : Conception et Implémentation

Figure 2.I.1 Conception globale du système.....	25
Figure 2.I.2 Quelques échantillons des base peau et non-peau.....	26
Figure2.I.3. Elimination de bruit (Image issu de la base BAO).....	27
Figure2.I.4 Représentation d'une image dans différents Espaces de couleur.....	28
Figure 2.I.5 Seuillage de peau selon les espaces YCbCr, lab et HSV.....	30
Figure 2.I.6 Architecture d'un réseau de neurones convolutif.....	31

Figure 2.I.7 Extraction des caractéristiques.....	31
Figure 2.I.8. Schéma du parcours de la fenêtre de filtre sur l'image.....	32
Figure 2.I.9 Exemple de convolution.....	32
Figure 2.I.10. Exemple de Pooling.....	33
Figure 2.I.11. Exemple d'Unité de Rectification Linéaire (ReLU)	34
Figure 2.I.12 Couche entièrement connectée.....	34
Figure 2.I.13 Architecture de notre CNN-SD.....	36
Figure 2.II.1. Interface principale de notre application.....	38
Figure 2.II.2. Fenêtre principale.....	38
Figure 2.II.3. Chargement de l'image.....	39
Figure 2.II.4 Application de filtre Médian.....	41
Figure 2.II.5 Quelques espaces de couleur.....	41
Figure2.II.6 Extraction de la 1 ^{er} couche de convolution.....	43
Figure 2.II.8 Courbe d'accuracy	44
Figure 2.II.9 Courbe de perte.....	44
Figure 2.II.10 Détection de peau par CNN	45

Liste des tableaux

Tableau 1.1 Quelques bases de tests.....	16
Tableau 2.II.1 Résultats d'apprentissage.....	43

Introduction Générale

Introduction générale

De nos jours, la détection de la couleur de peau humaine dans une image est un sujet très intéressant par des nombreux chercheurs, elle joue un rôle important en raison de sa large gamme d'applications de traitement d'image tel que la détection de visage, le suivi des mains et dans divers domaine d'interaction homme-machine surtout dans la vision artificielle.

La peau humaine a une couleur caractéristique, qui est facilement reconnaissable par l'œil de l'être humain. Détecter les pixels de peau par un ordinateur, bien qu'il semble comme une tâche simple et facile, mais il a été prouvé être très difficile pour des nombreuses raisons.

En effet, l'apparition d'une couleur de la peau dans une image dépend des conditions d'éclairage où l'image a été capturée. En outre, le choix du modèle de couleur utilisé pour la modélisation de détection de la couleur de la peau pourrait affecte considérablement les performances de toutes les méthodes de segmentation de la couleur de peau. Un autre défi provient du fait que de nombreux objets dans le monde réel peuvent avoir couleur de teint presque similaire tel que le bois, le cuir, les vêtements de couleur peau, cheveux, sable, etc. De plus, la couleur de peau est différente entre races humaines et peut être différent d'une personne à l'autre, même avec des personnes de la même origine ethnique. Enfin, la couleur de la peau apparaît un peu différent lorsque différents types d'appareils sont utilisés pour capturer l'objet ou de la scène.

La detection de la peau n'est pas un problème entièrement résolu, la majorité des méthodes souffrent de la complexité du contenu des images et du bruit .pour cela il existe plusieurs méthodes de détection, allant des techniques utilisant des primitives telles que la texture, les contours et la couleur, jusqu'aux approches telles que les réseaux de neurones ,les SVM(les machines à vecteurs de support) et les forets aléatoires,...etc.

L'objectif principal de notre travail est de concevoir un système de détection de la couleur de peau et le comparer avec d'autres systèmes sur des bases de données internationales. Par le travail présent nous tentant de résoudre le problème de détection par une technique d'apprentissage approfondie plus récente en utilisant un réseau de neurone à convolution ,et une technique simple est de mettre en œuvre un simple seuillage pour décider si un pixel est la peau ou non peau

Notre mémoire est composée de deux parties organisées comme suit :

➤ **Partie 1 :** « Etat de l'art en détection de la couleur de peau »

Dans cette partie nous avons introduit quelques notions de base telle qu'une définition de la couleur de peau, les challenges de la détection et un état de l'art sur des articles récents .cette partie faite l'objectif d'une étude détaillée sur des méthodes de détection de la couleur de peau dans une image couleur.

➤ **Partie 2 :** « Conception et Implémentation »

Dans cette partie nous avons décrit les différents blocs de notre système de détection de peau pour nous donne une idée claire sur le principe de fonctionnement des modules à implémenter. Nous allons aborder aussi l'aspect implémentation de notre application, qui consiste à mettre au point les concepts développés précédemment ainsi que l'environnement de développement matériel et logiciel, Suivi des résultats et leurs interprétations.

Enfin, ce travail sera finalisé par une conclusion générale à travers laquelle on conclut que le.

Parie 1

Etat de l'art

Introduction

La détection de la couleur de peau humaine est un sujet très intéressant et important pour des nombreux chercheurs de la vision artificielle en raison de sa large gamme d'utilisation dans diverses applications tel que le suivi des mains, le suivi et la reconnaissance du visage, l'interaction homme-ordinateur, et dans autres domaines à savoir la robotique , la médecine, ...etc.

Avec la couleur de peau on peut aussi retracer l'origine ethnique et l'âge de la couleur de la peau d'une personne et elle donne une indication du fait que quelqu'un a été exposé au soleil pendant un temps plus long.

La construction d'un détecteur de peau rencontre des défis et des problèmes qui affecte les performances de la détection de la couleur de peau et rendent cette tâche plus difficile. En effet le changement d'éclairage, l'arrière plans complexe, le choix de l'espace de couleur utilisé pour la modélisation et un autre déli provient du fait que de nombreux objets dans le monde réel peuvent avoir la couleur de teint presque similaire tels que le bois, le cuir, les vêtements de couleur peau, cheveux, sable, etc. De plus, la couleur de peau est différente entre races humaines et peut être différente d'une personne à l'autre. Enfin, des conditions d'imageries complexes telles que les caractéristiques des appareils qui sont utilisées pour capturer l'image.

1.Qu'est ce que la couleur de peau ?

La peau est le plus grand organe du corps humain. Il est un revêtement extérieur souple des muscles de l'homme, les ligaments et les organes internes. La couleur de peau est produite par une combinaison de la mélanine, l'hémoglobine, le carotène, et de la bilirubine. Hémoglobine donne au sang une couleur rougeâtre ou couleur bleutée en carotène et bilirubine donnent à la peau un aspect jaunâtre. La quantité de mélanine fait apparaître la peau plus foncée [1]

La couleur de la peau de l'être humain est une dégradation de marron foncé au blanc avec des tons rosé parfois [18]. Elle varie d'une personne à l'autre en raison de l'exposition au soleil et des différences physiques entre les groupes raciaux humains, aussi d'une région à une autre de la même personne. [2]

En informatique, la couleur de peau est tout à fait différente des couleurs d'autres objets et sa distribution forme un cluster dans un espace de couleur spécifique. [3]

2. Importance de la couleur de peau dans les systèmes de VA

La détection de la couleur de peau humaine joue un rôle important dans les systèmes de la vision artificielle(VA) ou la vision par ordinateur en raison de sa large gamme d'applications tel que:

- Les systèmes de détection, de reconnaissance et de suivi des visages,
- la récupération des données dans les bases multimédia,
- Le suivi de la main,
- L'analyse des gestes,
- ... etc.

3. Problèmes de la détection de la couleur de peau :

Détecter les pixels de couleur de peau semble une tâche facile et simple à l'œil, est avéré être une tâche assez difficile pour l'ordinateur dans les images complexes qui sont capturés dans des conditions d'imagerie sans contrainte en raison de nombreux facteurs tel que :

-Les conditions d'imagerie: Ils affectent l'apparence de la peau , les facteurs principaux sont les caractéristiques de la caméra(la réponse du capteur, les lentilles,...) en raison de la non – nécessité de production des mêmes apparences pour la même région de peau par des caméras de couleurs ayant des conditions différentes .[14]



Figure1.1 Exemple d'images en différentes conditions

- Arrière-plan complexe: Il existe de nombreux objets dans l'environnement qui peuvent avoir une couleur semblable à la peau. Tel que, les meubles, les vêtements, le sable, la barbe ... etc. Cela provoque le détecteur de peau pour produire des fausses détections en arrière-plan. Donc la classification des pixels de peau et de non peau devienne difficile. [14]



Figure1.2 Exemple d'image avec arrière plans complexe

-**La variation d'éclairage:** Un changement dans la distribution de la source lumineuse ou le niveau d'éclairage (intérieur, extérieur, lumières, des ombres, des lumières non-blanches) produit un changement dans la couleur de la peau. Donc la variation d'éclairage est un problème important qui dégrade sérieusement les performances de système et limite la précision de segmentation de la couleur de peau. [14]



Figure1.3 Exemple de variation d'éclairage

- **Le montage et la reproduction des images :** cela provoque le traitement des informations de couleur en raison de nombreux outils de reproduction et de changement des tons de la peau par le transfert des couleurs. Aussi les processus de montage et les images incontrôlables (Images sur internet, les films, les journaux, ...etc.) rends le traitement plus difficile. [14]

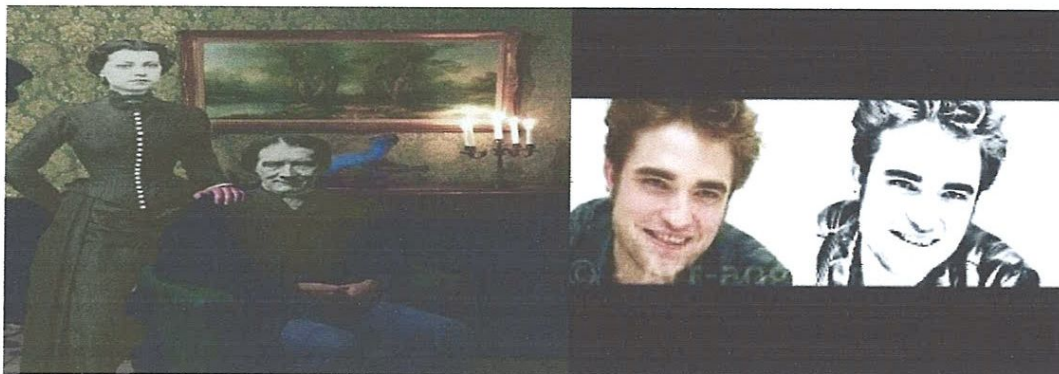


Figure1.4 Images par outils de reproduction et de montage

-**Maquillage**: Il affecte aussi l'apparence de la couleur de la peau. Le détecteur de la couleur de peau ne peut pas détecter les régions de la peau avec maquillage.



Figure1.5 Exemple d'image avec maquillage

- **Les différents groupes ethniques** : La couleur de la peau varie d'une personne à une autre à cause des différentes ethnicités. Par exemple, les Européens, les Africains, les Asiatiques, etc., ont différentes couleurs de peau qui vont du blanc au brun foncé. [14]



Figure 1.6 Diversité ethnique

-**Le choix de l'espace de couleur** : La segmentation et la détection de la couleur de peau ne sont pas les mêmes dans deux espaces différents en terme de performance la précision induit une efficacité de la détection, donc il faut choisir le bon espace pour la représentation et la distribution des couleurs. [14]

-**Le vieillissement**: La peau humaine est très fraîche et élastique dans un jeune jour. La tension de la peau est perdue et devienne sèche quand on vieillit. Les variations en fonction du vieillissement ont une série de transitions d'une peau fraîche à une peau sèche, puis la peau rugueuse sèche avec des rides en raison de plusieurs facteurs tels que l'exposition au soleil, l'âge ... etc. Cela peut réduire les performances des systèmes de détection. [22]

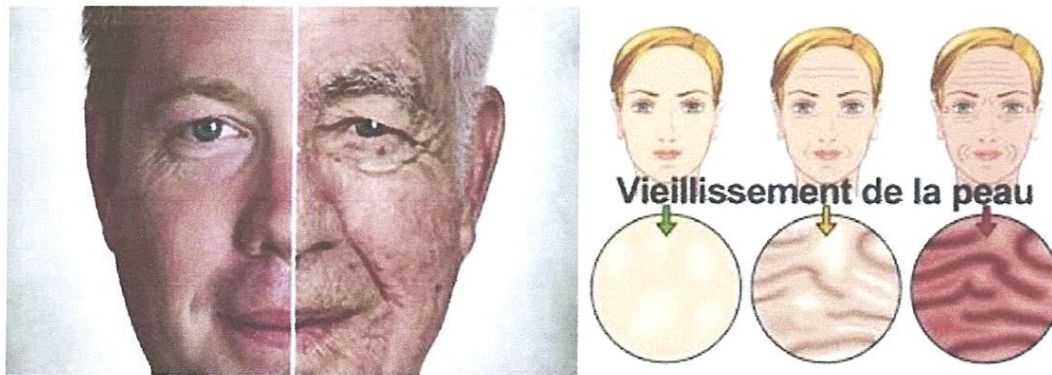


Figure1.7 Le vieillissement

4. Espace de couleur (système colorimétrique)

4.1. Définition

Un espace de couleur est une formulation mathématique de représentation des couleurs dans un espace tridimensionnel [19], ce dernier est généralement représenté par trois composantes. Ces composantes définissent un modèle de couleur.

4.2. Principaux espaces de couleurs [21]

Il existe plusieurs façons de représenter une couleur. Plusieurs codages des couleurs existent tels que :

4.2.1 Espaces primaires : La gamme infinie des couleurs naturelles peut être reproduite à partir de trois couleurs seulement. Les moniteurs d'ordinateurs n'émettent que du rouge, du vert et du bleu. Le mélange de différentes intensités de ces trois couleurs permet au moniteur de reproduire toutes les nuances que l'œil peut percevoir. Exemple :

-**Systèmes de primaires réels :** RGB, RGB normalisé.

-**Système de primaires virtuels :** XYZ.

4.2.2 Espaces perceptuels : Ce sont des espaces basés sur la perception humaine, ils représentent la couleur selon des entités plus subjectives mais naturelles pour l'homme.

Exemple: -**HSV (Hue, Saturation, Valeur).**

- Le modèle **HSL** pour Hue, Saturation et Luminance.

-**La luminosité** indique si une surface émet plus ou moins de lumière (clair, foncé, lumineux, sombre, ...)

-**La teinte(Hue)** donne la dénomination de la couleur (rouge, vert, bleu, jaune, ...)

-**La saturation** estime le niveau de coloration d'une teinte indépendamment de sa luminosité et représente la pureté d'une couleur (vive, pâle, terne, ...).

4.2.3 Les modèles de la luminance et la chrominance :

Ce sont des systèmes téléviseur, ils sont adaptés à la compression digitale ou analogique. Pour représenter les couleurs en utilisant une composante de luminance qui décrit l'image noir et blanc et deux composantes de chrominance qui ajoute les couleurs à l'image.

Exemple : YUV, YCbCr , YIQ,...etc.

5. Critères d'évaluation de la détection de peau

Les performances de la détection de la couleur de peau peuvent être mesurées par la méthode quantitative qui se compose de deux techniques, à savoir les courbes ROC (receiver operating characteristics) et les taux de détection tels que les taux de détection correcte et de fausse détection. [5]

5.1. Taux de détection

Ce sont des mesures statistiques de la performance d'un test de classification binaire. La classification binaire est la tâche de classer les membres d'un ensemble d'objets en deux groupes sur la base qu'ils ont une propriété ou non. [5]

5.1.1 Taux de détection correcte

5.1.1.1 Taux de vrais positifs (VP)

C'est le pourcentage des pixels appartenant à la classe peau soit affecté à la classe peau.

$$VP = \frac{\text{nombre de pixels de peau détecté}}{\text{nombre de pixels de peau réels}} * 100$$

5.1.1.2 Taux de vrais négatifs (VN) c'est le pourcentage des pixels appartenant à la classe non peau soit affecté à la classe non peau

$$VN = \frac{\text{nombre de pixels de non_peau détecté}}{\text{nombre de pixels de non_peau réels}} * 100$$

5.1.2 Taux de fausse détection

5.1.2.1 Taux de faux positifs (FP) c'est le pourcentage des pixels appartenant à la classe non peau soit affecté à la classe peau. [5]

$$FP=100-VN$$

5.1.2.2 Taux de faux négatifs (FN) c'est le pourcentage des pixels appartenant à la classe peau soit affecté à la classe non peau.

$$FN=100-VP$$

5.2 Courbes ROC

Ces courbes visualisent la relation entre la sensibilité et la spécificité, ils sont utilisés pour organiser les classificateurs et tester leurs performances. La sensibilité (se) est la capacité du test pour identifier les pixels de peau qui est égale à VP (mesure la proportion de points positifs réels, qui sont correctement identifiés comme tels). La spécificité (Sp) est la capacité du test pour identifier les pixels non-peau. [20]

Se et Sp sont exprimés respectivement par les équations (1) et (2) :

$$Se=VP \quad \text{avec } VP+FN=100 \quad (1).$$

$$Sp = 100-FP \quad (2)$$

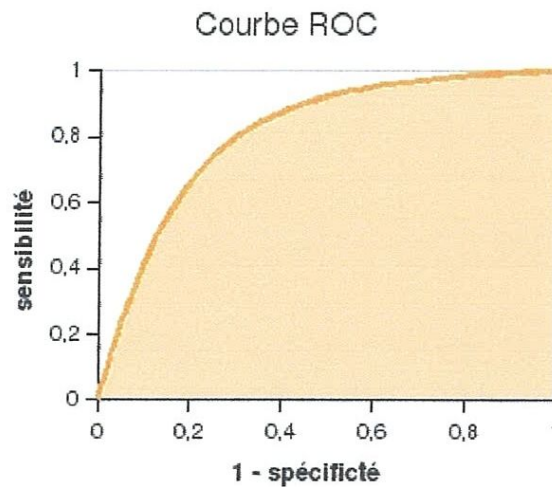


Figure 1.8 Exemples des courbes ROC

6. base d'images [1] [4] [5] [6] [15]

6.1 Base d'apprentissage

Pour développer un système de détection de la couleur de peau dans des images en couleurs, il faut d'abord construire un ensemble d'images pour l'apprentissage .ce dernier doit respecter les deux critères qui sont :

- les images de peau qui décrivent les changements de la couleur de peau les plus variantes possibles (les différentes races, le changement d'éclairage... etc.).
- les images de non-peau qui décrivent l'environnement et divers objets.

6.2 Base de test

Il existe plusieurs bases d'images internationales pour l'évaluation des systèmes de détection de la couleur de peau .Nous illustrons sur le tableau 1.1 les plus utilisées.

La base	RGB/niveau de gris	Taille d'images	Description	Références
Caltech	RGB	896*592	450images d'une seule personne avec arrière-plan et conditions lumineuses complexes.	http://www.vision.caltech.edu/html-files/archive.html
BAO	RGB	De 57*85 à 1836*1190	370images (149 d'un seul personne et 221 de plusieurs) avec l'arrière-plan, le changement d'éclairage et la diversité ethnique	facedetection.com/wp-content/uploads/BaoDataBase
UCD	RGB	/	46images d'une seule personne et 42 images de plusieurs.	http://www.ee.ucd.ie/prag/
CMU	Niveau de gris	/	130 images grises	http://vasc.ri.cmu.edu/idb/html/face/
Cortodas	/	/	Deux séries d'images :-pour l'apprentissage(6977 images) -24000 images pour le test	http://www.face-rec.org/databases/

Tableau 1.1 Quelques bases de tests

7-Etat de l'art:

Nous abordons le contexte de notre thème par une étude sur 13 articles récents pour mieux comprendre et analyser le sujet.

Etude 1 « Comparison of five color models in skin pixel classification » [3]

Dans cette étude les auteurs évaluent deux méthodes de détection de la peau dans cinq espaces de couleurs sur les performances de classification des pixels dans les systèmes de détection et de reconnaissance des visages.

Ces approches basées sur l'histogramme de couleur pour cela ils ont utilisé une grande variété d'individus, des conditions d'éclairage et des tons de la peau divers.

Les méthodes adaptées sont la méthode (LUT) de table de recherche et la théorie de décision bayésienne.

Les auteurs de cet article évaluent aussi deux types d'améliorations basées sur l'analyse spatiale et texturale.

Etude 2«A New and Improved Skin Detection Method Using Mixed Color Space» [4]

Cette étude est une proposition d'une méthode étendue et modifiée basée sur un espace de couleur mixte qui combine le HSV et le RGB. Cette dernière est une extension d'une méthode développée par les auteurs de cet article dans leurs précédent système de détection en fonction de l'espace vectoriel RVB, Ceci peut être réalisé en modifiant les vecteurs en deux phases pour améliorer la précision de détection et pour obtenir une méthode plus précise et efficace. Des travaux perméables ont été fait par les auteurs tels que des règles de décision et la classification floue peut être combinés, la représentation de chaque pixels dans différents espaces de couleurs tels que HSV, YIQ, YCbCr et CMY pour trouver les meilleurs résultats et une comparaison qui justifie la performance de deux de leurs techniques par rapport à des méthodes très efficaces en terme de VP et VN.

La base de données utilisée dans cette étude est une collection d'images avec des différentes caractéristiques telles que l'arrière plans le changement d'éclairage, la position et avec différentes races.

Les résultats des expériences des auteurs montrent que les performances de la méthode proposée sont supérieures à celles existantes.

Etude 3: « ENHANCED SKIN COLOUR CLASSIFIER USING RGB RATIO MODEL»

[5]

Cette étude présente l'importance de l'utilisation de la détection de la couleur de peau pour les personnes recherchés, la détection des visages et le suivi de la main. Le problème principal pour la distribution des pixels de la couleur de la peau est le changement d'éclairage avec les autres défis comme la similarité de la couleur de peau avec la couleur de l'arrière plans, la diversité ethnique...etc.

L'objectif des auteurs de cet article est de développer un classificateur de couleur de peau en utilisant le modèle de rapport RGB.

Ce modèle a été testé dans la base SIDB et aussi dans deux ensembles de donnée Uchile et TDSD, ça performance a été mesurée par l'indicateur positif(VN) et le faux positif(FP) .

Les résultats expérimentaux ont montrées que ce nouveau modèle a surpassé les autres qui sont les modèles saleh, swift et Kovac.

Etude 4 « Fast propagation-based skin regions segmentation in color images» [6]

Les auteurs de cette étude proposent une nouvelle méthode de segmentation de la peau basée sur l'analyse spatiale des cartes de probabilité de peau obtenus par des détecteurs au niveau des pixels. Ils montrent la limite des performances des méthodes existantes qui utilisent la classification de chaque pixel où la transformation des images en carte de probabilité en raison d'une variance élevée et une spécification de la couleur de peau faible.

Les auteurs trouvent que l'analyse spatiale des pixels de peau a été déjà explorée jusqu'à présent. Mais leurs contribution consiste à utiliser la transformée de distance pour propager la peau dans un domaine combiné de la luminance, de teinte et de la probabilité de la peau.

Les résultats des expériences obtenus indiquent la compétitivité élevée de la méthode proposée par rapport aux détecteurs de peau basés sur l'analyse spatiale.

Etude 5 « A Robust Face Detection Method Based on Skin Color and Edges » [7]

Dans cette étude les auteurs proposent une méthode insensible de détection de visage humain dans les images en couleur en fonction du bord et de l'information de couleur de la peau.

La segmentation de la peau effectuée dans les espaces de couleur YCbCr et le RGB avec la méthode de pourcentage d'indice de ton de la peau.

Le système combine les contours de l'image d'entrée avec l'image de couleur de la peau pour séparer les régions non-visage.

L'avantage de la méthode proposé est qu'elle peut détecter les visages qui sont de taille différente, dans des poses et des conditions d'éclairage sans contrainte.

Etude 6 « A Hybrid Neural Network Imperialist Competitive Algorithm for skin color segmentation » [8]

Cette étude basée sur la recherche d'une méthode pour la segmentation et la classification des pixels de peau en raison de leur importance dans le traitement d'image, la détection de visage et le suivi des personnes.

Les auteurs de cet article proposent un algorithme qui combine l'ICA (Algorithme Concurrentiel Impérialiste) et l'ANN (A hybride Neurale Network) pour résoudre le problème de classification de la peau qui fonctionne directement dans l'espace de couleur RGB sans besoin de la conversion. Dans l'algorithme proposé, ils ont utilisés un réseau perceptron multicouches (MLP) pour gérer les contraintes du problème.

La base de données utilisée dans cette étude est la base BAO qui comprend 370 images avec différents conditions d'éclairages et des arrières plans simples et complexes.

L'évaluation des performances de l'algorithme proposé a été faite par les trois mesures qui sont le CDR (taux de détection correcte), le FAR (taux de fausse acceptation) et le TRF (taux de faux rejet).

Les résultats expérimentaux montrent que la méthode évolutive HNNICA peut améliorer les performances de MLP.

Etude 7 «Spatial-based skin detection using discriminative skin-presence features» [9]

Cette étude est basée sur l'analyse spatiale utilisant les caractéristiques discriminative de présence de peau basé sur la texture .

Malgré le nombre des techniques proposé pour la modélisation de la couleur de peau leurs efficacité reste limité à cause du chevauchement **peau/ non peau** reporté dans plusieurs espaces de couleur.

Afin d'augmenter la puissance discriminative, les auteurs de cette étude proposent d'exploiter les caractéristiques spatiales et texturales dans la modélisation de la couleur de peau. Où ils ont extrait les caractéristiques texturales de la carte de probabilité peau au lieu du canal luminance.

Les résultats obtenus montrent que la méthode proposée dépasse de loin les techniques existantes.

Etude 8: « Skin Segmentation Using YUV and RGB Color Spaces» [2]

Cette étude est une représentation d'une méthode de seuillage en fonction des espaces colorimétriques RGB et YUV pour la détection de la couleur de peau. Cette méthode basée sur la conversion de l'espaces RGB vers le YUV, ensuite la séparation des canaux Y, U, V (Y: intensité, U et V pour éliminer les effets de la luminance).

une comparaison a été faite pour prouver la performance et la précision de la détection entre la méthode proposée et celle qui est en fonction des espaces de couleur suivants (RGB, YCbCr, HSV, IHLS, YIQ, YUV, YIQ-HSV, YIQ-YUV, RGB-YUV, et YCgCr), en terme des critères d'évaluation qui sont le taux de détection ,le faux positif(FP) et le faux négatif(FN) , le teste fait sur la base de données « Accueil sauvage ».

Les résultats expérimentaux montrent que la méthode proposée détecte les régions de la peau avec un faibles taux négatifs, faible faux positifs et à un taux de détection élevé.

Etude 9 «Comparative Study of Skin Color Detection and Segmentation in HSV and YCbCr Color Space» [10]

Dans cette étude les auteurs justifient le choix des espaces de couleur HSV et YCbCr par leur séparation de la chrominance (couleur) et de la luminance qui n'est pas disponible dans l'espace RGB ou la chrominance et la luminance sont inséparables.

L'approche basée sur la séparation de la chrominance et la luminance permet de discriminer la couleur de peau malgré les conditions d'éclairage irrégulier .

Les expériences effectuées par les auteurs ont montrées l'efficacité de l'espace YCbCr dans la segmentation et la détection de couleur de peau dans les images en couleur.

Etude 10 « A Comparative Evaluation of Three Skin Color Detection Approaches » [11]

Cette étude est une comparaison de trois approches (méthode de Regh-Jones, hybride cluster et neural gaz) de segmentation de la couleur de peau malgré les challenges de détection en raison de plusieurs facteurs tels que les conditions d'éclairage, le fond de la couleur de peau et les caractéristiques de la caméra...

La méthode de Regh-Jones est basée sur une simple distribution de la couleur de peau d'une manière non adaptative, pour l'hybride cluster et le neural gaz cluster estiment d'une manière adaptative la peau. Cette comparaison faite au moyen des courbes ROC et aussi avec les taux de faux positif (FP), de faux négatif (FN), de vrais positif (VP) et de vrais négatif (VN).

Les auteurs de cet article ont également mesuré l'utilité par le temps de calcul de chaque approche.

Les observations des auteurs montrent que le NeuralGasColorClustering a également quelques difficultés avec des arrière-plans complexes. ReghJones et HybridClustering fournissent un taux VP le plus élevé et également un taux FP élevé. En moyenne, l'HybridClustering a obtenu les meilleurs résultats. Sur le NeuralGasColorClustering, nous observons des taux de vrais positif et de faux positif bas.

Etude 11 «Dynamic clustering for skin detection in YCbCr color space» [12]

Dans cette étude les auteurs proposent une approche de détection de la couleur de peau dans les images en couleur basée sur la construction d'un regroupement dynamique dans l'espace de couleur YCbCr, en tenant compte des conditions d'éclairage de l'image examinée.

Les résultats obtenus par une évaluation comparative sur une base de données publique montrent la performance de la méthode proposée par rapport aux méthodes statiques en terme qualitatif et quantitatif.

Etude 12 « Incorporating skin color for improved face detection and tracking system» [13]

Les auteurs de cet article augmentent la précision de détection des visages et de suivi par une méthode hybride basée sur la couleur de peau dans l'espace de couleur RGB après une étude des techniques existantes pour l'identification des visages dans les vidéos telle que la détection, la segmentation de la couleur de la peau, l'apparence et l'identification basée sur les caractéristiques..., qui ne sont pas précis à cause de l'utilisation des classificateurs d'image fort et faible à la fois .enfin ils donnent une explication sur le mécanisme du système.

Etude 13: «Skin color modeling for face detection and segmentation: a review and a new approach» [14]

Cet article est un examen de la modélisation de la couleur de peau pour la détection de visage et la segmentation.

Les auteurs dans cette étude justifient la difficulté de la détection des pixels de la peau par des facteurs difficiles comme les conditions d'imagerie complexes, la variation d'éclairage ,l'arrière plans complexe et les différents groupe ethnique .Ils ont proposés une approche pour la segmentation en fonction de la détection limite qui basée sur la réponse de la teinte visuelle ,et le détecteur à double teinte .Cette proposition faite après examen de plusieurs méthodes plus utilisées tels que l'approche de l'histogramme de Regh et Jones , les réseaux de neurones, les SVM, la logique floue, le réseau bayésien et les tableaux de consultation (LUT) avec leurs avantages et inconvénients dans six espaces de couleurs (RGB,YCbCr ,HSV,YUV,SV ,espace mixte de RGB normalisé et HSV).

Les expériences des auteurs ont été réalisées par la surveillance des images dans des mines de charbon et aussi par une évaluation numérique avec les méthodes les plus utilisées, leurs résultats montrent que la méthode proposée a une bonne capacité de détection de région de la peau que les autres.

Conclusion

La détection de la couleur de peau est une opération très importante dans les systèmes d'interactions homme –machine. Elle semble être une tâche facile pour l'être humain, par contre l'ordinateur a besoin d'un système évident et performant pour la détection des pixels de peau et de non-peau afin de réduire la possibilité des fausses détections.

D'après les études effectuées il est clair que plus la machine apprend la peau et ses caractéristiques mieux est la détection.

Pour cette raison nous avons décidé d'utiliser l'apprentissage en profondeur (Deep-Learning) de la couleur de peau par le biais de réseau de neurones à convolution (CNN) afin de mettre en œuvre un système de détection de peau performant.

Partie 2

Conception et Implémentation

Introduction

La détection de peau consiste à détecter les pixels correspondant à une peau humaine dans une image couleur. La sortie d'un système mettant en œuvre ce principe, est une image binaire ayant la même taille que l'image d'entrée avec une valeur pour la peau et une autre valeur pour l'arrière-plan.

Dans ce chapitre, nous décrivons la conception et l'implémentation des différents blocs de notre système de détection de la couleur de peau, cette description nous donne une idée claire sur le principe de fonctionnement des modules implémentés.

I. Conception

I.1. Architecture générale du système

Le système de détection de peau que nous avons mis en œuvre est composé de deux niveaux :

Niveau 01:

- Préparer la base des échantillons de peau et de non-peau pour l'apprentissage et le test.
- Choix d'espace de couleur.
- Prétraitement.
- Choix de la méthode pour la détection de peau.

Niveau 2:

Consiste à tester notre système sur des bases internationales et comparer avec des systèmes existants.

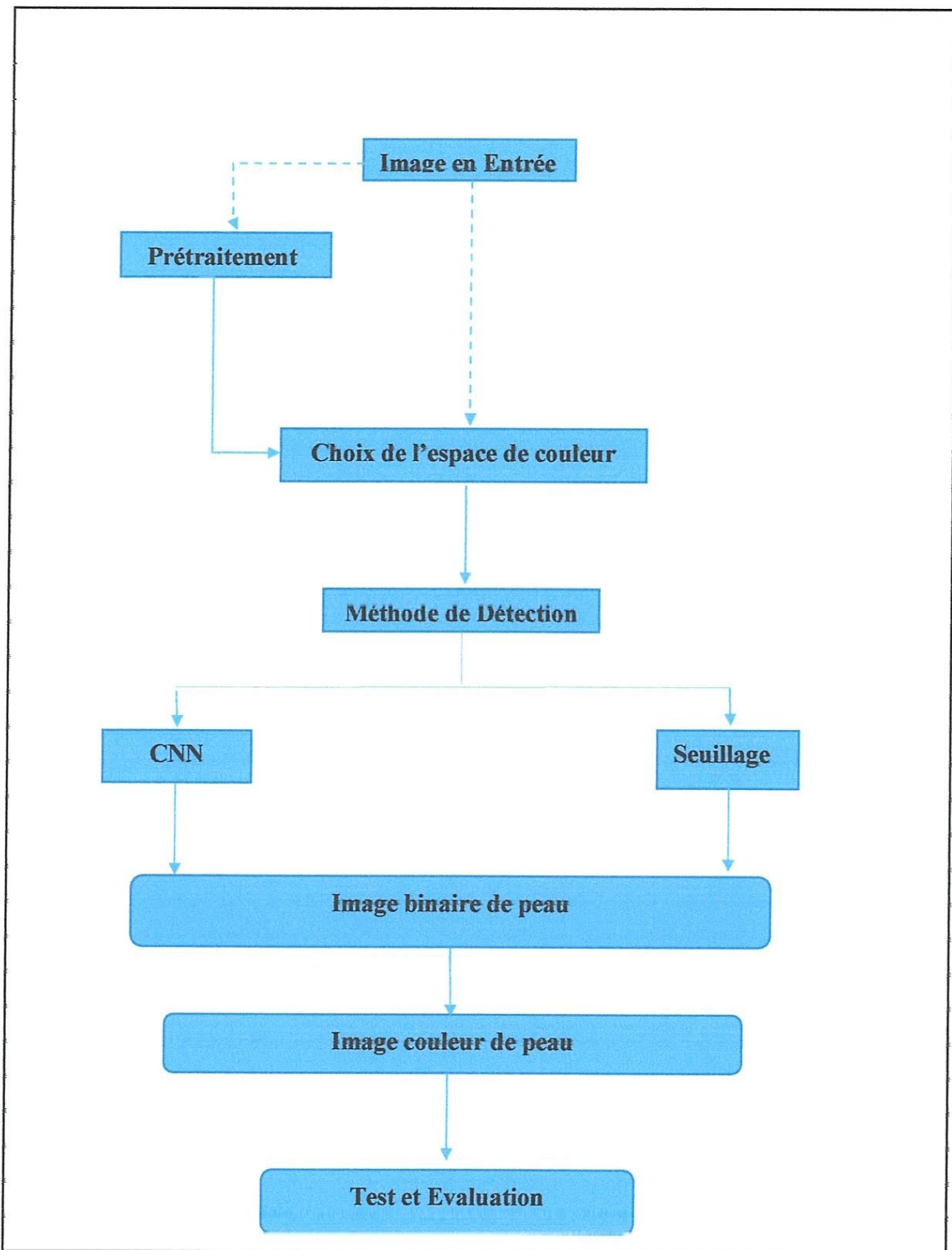


Figure 2.I.1 Conception globale du système

I.1.1. Mise en œuvre de la base de données

Nous avons préparé deux bases l'un pour la peau (constituer de 383 images couleur) et l'autre pour l'arrière-plan (447 images), chaque base est divisée en deux blocs (75% pour l'apprentissage et 25 % pour le test).

I.1.1.1. Base d'apprentissage (traindata) : est composée de 287 échantillons de peau et de 335 échantillons de non-peau.

I.1.1.2. Base test (testdata) : constituer de 25% des images de chaque base.

Les peaux et les non-peaux de la base d'apprentissage et de test sont en premier lieu redimensionner en 64*64 pixels pour chaque image, alors en totalité on a 12288*622 pixels, cette matrice résultantes servira comme base d'apprentissage

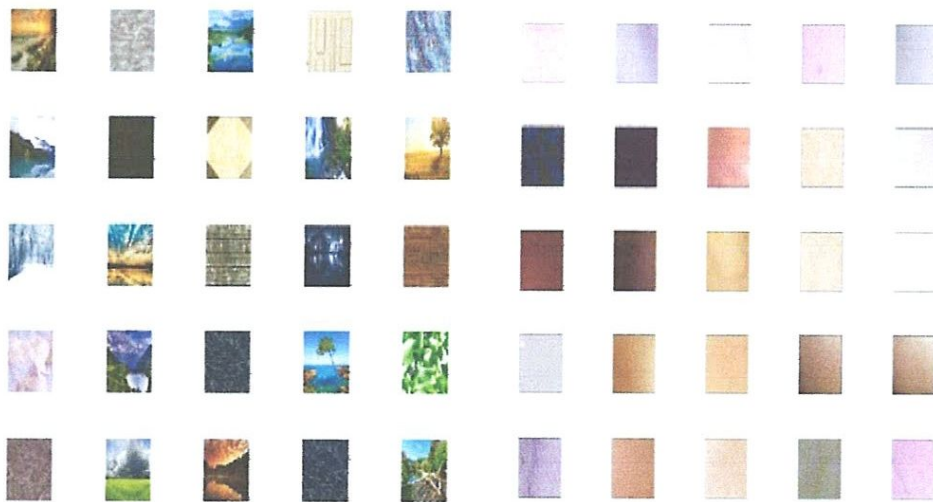


Figure 2.I.2 Quelques échantillons des base peau et non-peau.

I.1.1.3. Base de test du système :

Pour l'évaluation du système un ensemble de test est appliqué sur des bases internationales pour décider de la performance et la précision de détection.

Parmi ces bases nous avons utilisés les deux bases BAO et CALTECH qui contiennent des images couleur avec différentes caractéristiques

I.1.2. Prétraitement

Ce module permet à l'utilisateur de notre système d'appliquer plusieurs types de filtres sur l'image d'entrée pour éliminer le bruit sans perdre les détails (formes générales), détecter les contours, détecter et augmenter le contraste, lissage et rehaussement d'image. [15]

Pour cela nous avons prévu les filtres suivants :

a. Filtre Moyenneur :

Les effets de ce filtre varient avec la taille de noyau : plus les dimensions seront importantes, plus le bruit sera éliminé ; mais en contrepartie, les détails fins seront eux aussi effacés et les contours étalés (effet de flou). [15]

b. Filtre Médian :

Le filtrage médian peut faire disparaître beaucoup d'information, et notamment les contours fins. IL est cependant Très efficace pour l'élimination du bruit. [15]



a) Image bruitée



b) Filtre Moyenneur



c) Filtre médian

Figure2. I.3. Elimination de bruit (Image issu de la base BAO)

I.1.3. Espace de couleur

Nous avons intégré dans notre système un module de conversion d'espaces de couleur dont les principaux objectifs sont :

- Convertir l'image selon l'espace préféré.
- Comparer la détection de la peau dans les différents espaces de couleur.

Les espaces que nous avons implémentés dans notre système sont : l'YCbCr, le HSV, l'YIQ, le modèle xyz, l'YUV et l'espace LAB.

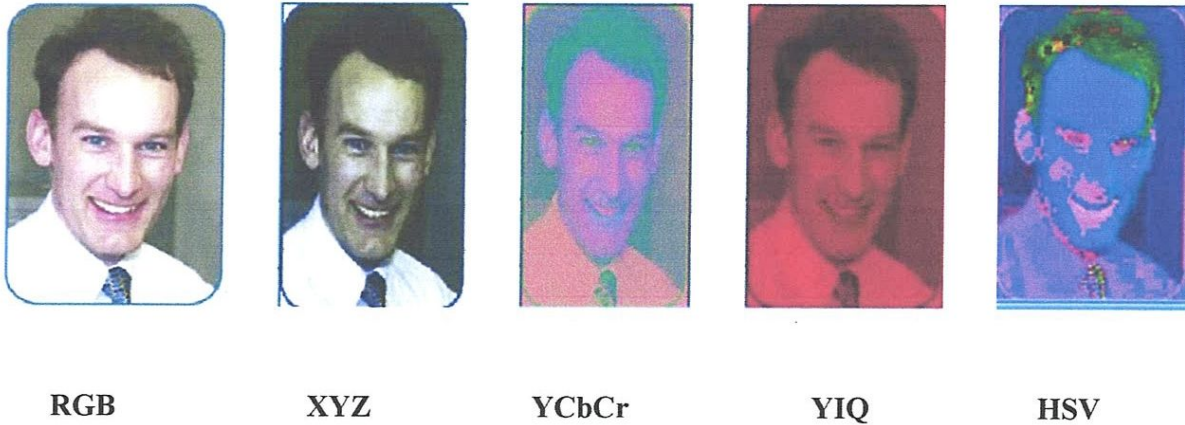


Figure 2.1.4 Représentation d'une image dans différents Espaces de couleur

(Image issu de la base BAO)

I.1.4. Choix de la méthode :

Nous avons décidé à implémenté dans notre système de détection de peau deux méthodes, la première est une méthode simple qui s'appelle le seuillage selon l'espace de couleurs, la deuxième est le développement d'un algorithme d'apprentissage en profondeur qui utilise les réseaux de neurones convolutifs pour un apprentissage plus approfondie, cette méthode est d'une grande utilisabilité dans les systèmes de la vision artificielle.

I.1.4.1. Seuillage

Le principe de segmentation de la peau se fait en balayant tous les pixels de l'image à la recherche de ceux respectant le seuil désiré selon l'espace utilisé. Le pixel appartenant à l'intervalle de seuillage désiré prend la valeur « 1 » sinon il prend « 0 ». Ce processus produit une image binaire mettant en évidence les segments ayant la couleur de peau en blanc et pour les segments n'ayant pas la couleur de peau en noir.

a. Seuillage selon l'espace YCbCr

L'espace YCbCr est constitué du canal Y, qui représente la composante de luminance (appelée aussi Luma) et les canaux Cb et Cr, qui décrivent les composantes de chrominance. La séparation des Luma de chromatique rend ce modèle de couleur intéressante pour la détection de la couleur de la peau. La transformation de RVB en YCbCr est simple et est défini comme suit :

[15]

$$Y = 0.299 * R + 0.587 * G + 0.114 * B$$

$$Cb = B - Y * 0,564 + 128$$

$$Cr = R - Y * 0,713 + 128$$

Seules les deux composantes Cb et Cr sont retenus à l'application de seuillage et les pixels de la peau peuvent être extraits à l'aide des valeurs de seuils suivantes :

$$((Cb \geq 77) \text{ et } (Cb \leq 135))$$

$$\text{ET } ((Cr \geq 133) \text{ et } (Cr \leq 180))$$

b. Seuillage selon l'espace HSV

C'est un modèle de perceptuel dit « naturel », c'est -à-dire proche à la perception de la couleur par l'œil humain.

Dans l'espace HSV, l'information d'intensité est représentée par le canal V (Valeur), pour cette raison, ce canal doit être négligé dans le processus de détection de la peau, seuls les canaux H et S sont considérés dans ce processus avec : [15]

$$H \in [0 - 360^\circ] \text{ et } S \in [0 - 1] \text{ et } V \in [0 - 1]$$

La segmentation de la couleur de peau selon l'espace HSV nécessite une conversion de l'image originale de l'espace RGB (les images acquises se représentent dans cet espace) à l'espace HSV dans lequel les pixels de peau sont par les intervalles suivants :

$$0 < H < 50^\circ \text{ et } 0.23 < S < 0.68$$

Transformation mathématique de RGB vers HSV :

$$H = \arccos \frac{1/2((R-G)+(R-B))}{\sqrt{((R-G)^2 + (R-B)(R+B))}}$$

$$S = 1 - 3 \frac{\min(R,G,B)}{R+G+B} \quad ; \quad V = \frac{1}{3}(R+G+B)$$

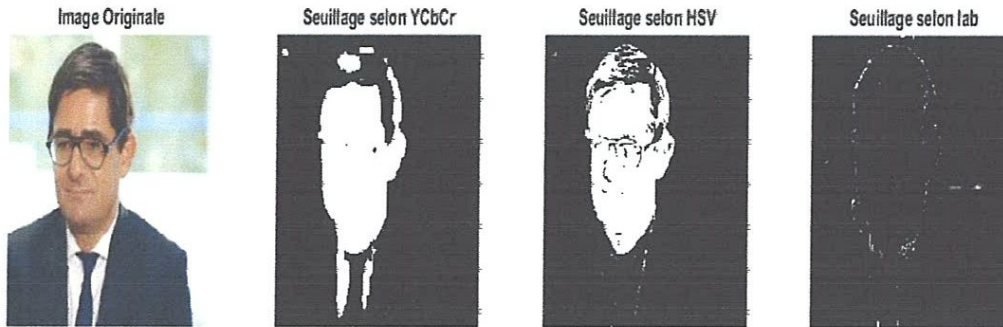


Figure 2. I. 5. Seuillage de peau selon les espaces YCbCr, lab et HSV.

I.1.4.2. Les réseaux de neurones à convolution (CNN) :

Les réseaux de neurones convolutifs sont à ce jour les modèles les plus performants pour la classification des images. Dénommés par l'acronyme CNN, de l'anglais Convolutional Neural Network, ils comportent deux parties fondamentales (partie convolutive et partie classification). L'entrée d'un CNN est une image sous la forme d'une matrice de pixels. Elle a 2 dimensions pour une image en niveaux de gris. La couleur est représentée par une troisième dimension, de profondeur 3 pour représenter les couleurs fondamentales [Rouge, Vert, Bleu]. [16]

I.1.4.3. Principe de fonctionnement

La partie convolutive fonctionne comme un **extracteur de caractéristiques** des images. Une image est passée à travers une succession de filtres, ou noyaux de **convolution**, créant de nouvelles images appelées cartes de convolutions. Certains filtres intermédiaires réduisent la résolution de l'image par une opération de maximum ou de moyen local (**pooling**). Au final, les cartes de convolutions sont mises à plat et concaténées en un vecteur de caractéristiques, appelé code CNN, ce processus peut être répété plusieurs fois. [16]

Ce code CNN en sortie de la partie convolutive est ensuite branché en entrée d'une deuxième partie, constituée de couches entièrement connectées (perceptron multicouche). Le rôle de cette partie est de combiner les caractéristiques du code CNN pour classer l'image.

La sortie est une dernière couche comportant un neurone par catégorie. Les valeurs numériques obtenues sont généralement normalisées entre 0 et 1, de somme 1, pour produire une distribution de probabilité sur les catégories.

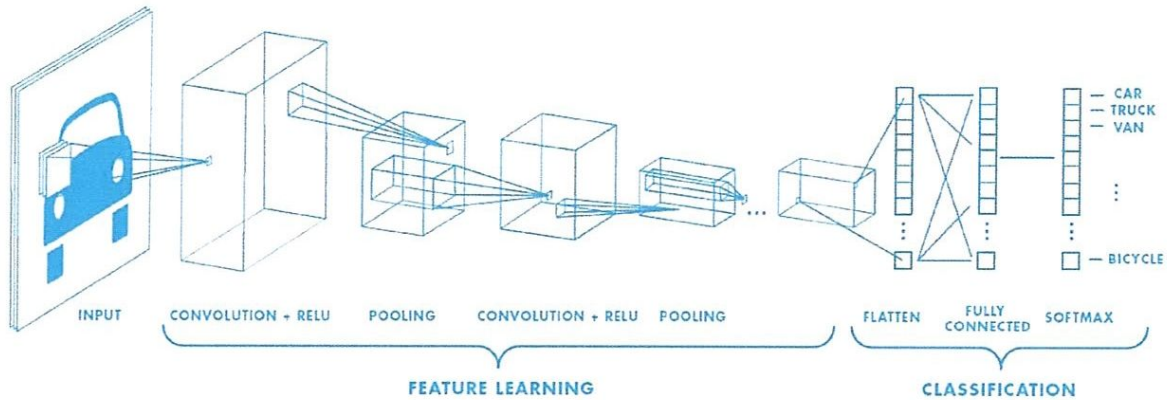


Figure 2.I.6 Architecture d'un réseau de neurones à convolution.

1.1.4.4. Extraction des Caractéristiques

Le CNN compare les images fragment par fragment. Les fragments qu'il recherche sont appelés les caractéristiques. Chaque caractéristique est comme une mini-image (un petit tableau de valeurs en 2 Dimensions). Les caractéristiques rassemblent les aspects les plus communs des images. [23]

En trouvant des caractéristiques approximatives qui se ressemblent à peu près dans 2 images différentes, le CNN est bien meilleur à détecter des similitudes que par une comparaison entière image à image. [23]

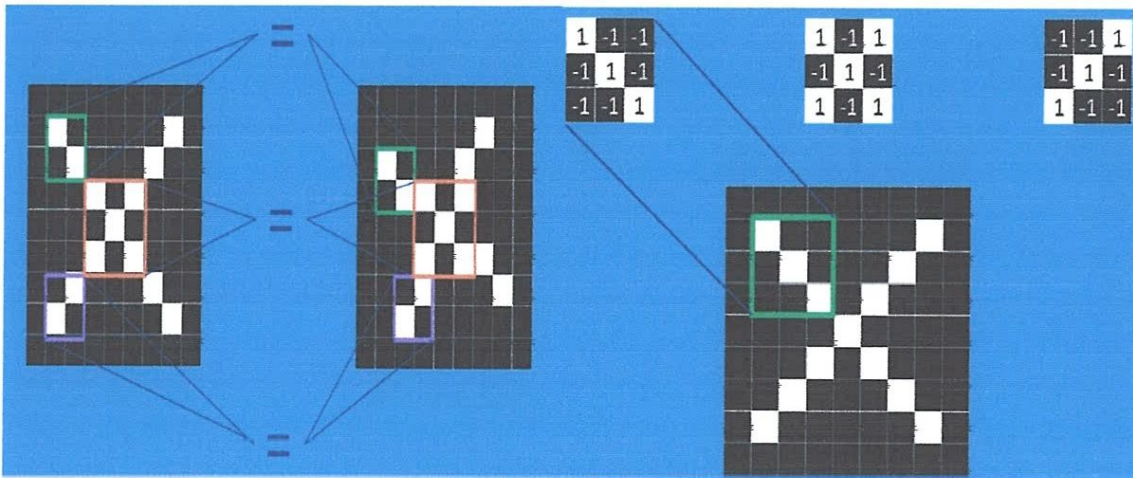


Figure 2.I.7. Extraction des caractéristiques

a) Convolution

La convolution est un outil mathématique simple qui est très largement utilisé pour le traitement d'image, elle agit comme un filtrage. On définit une taille de fenêtre qui va se balayer à travers toute l'image (rappelez-vous qu'une image peut être vue comme étant un tableau). Au tout début de la convolution, la fenêtre sera positionnée tout en haut à gauche de l'image puis elle va se décaler d'un certain nombre de cases (c'est ce que l'on appelle le pas) vers la droite et lorsqu'elle arrivera au bout de l'image, elle se décalera d'un pas vers le bas ainsi de suite jusqu'à ce que le filtre est parcourue la totalité de l'image dont le principale but de réduire la taille et d'augmenter la profondeur. [23]

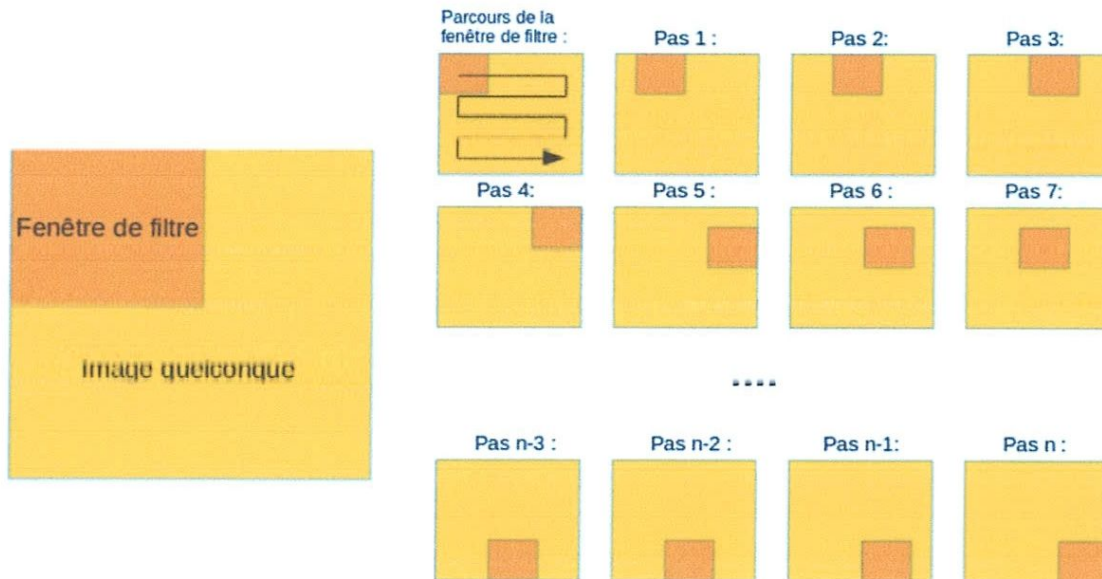


Figure 2.I.8. Schéma du parcours de la fenêtre de filtre sur l'image.

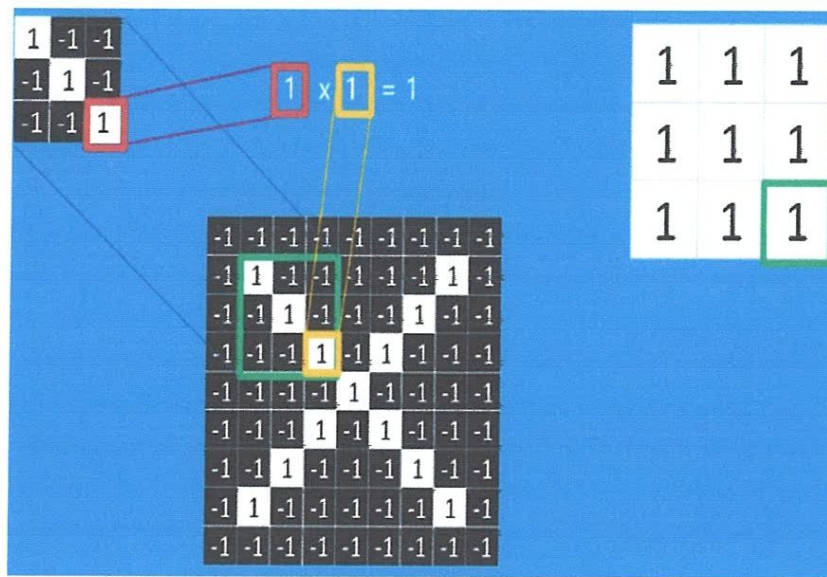


Figure 2.I.9. Exemple de convolution

b) Pooling

Le pooling est une méthode permettant de prendre une large image et d'en réduire la taille tout en préservant les informations les plus importantes qu'elle contient. En effet, il suffit de faire glisser une petite fenêtre pas à pas sur toutes les parties de l'image et de prendre la valeur maximum (**MaxPooling**) ou la moyenne (**AveragePooling**) de cette fenêtre à chaque pas « Stride ». En pratique, on utilise souvent une fenêtre de 2 ou 3 pixels de côté et une valeur de n pixels pour ce qui est de la valeur d'un pas. [17]

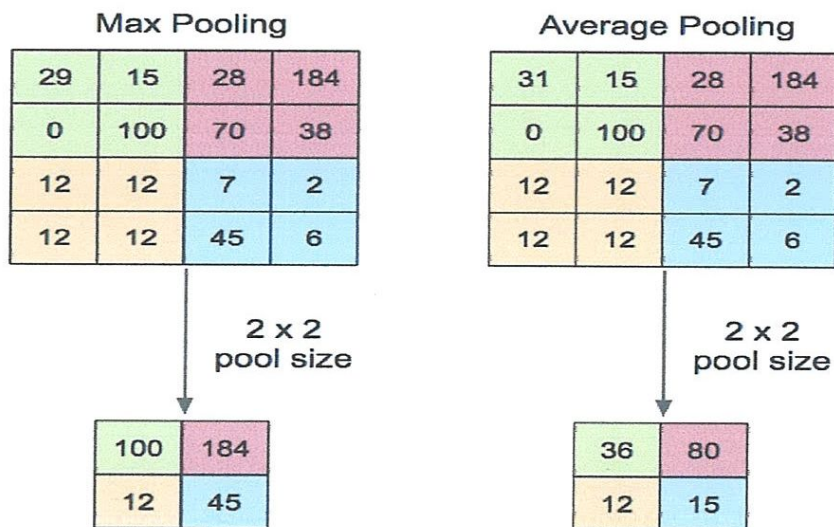


Figure 2.I.10. Exemple de Pooling

c) Unité de Rectification Linéaire (ReLU)

C'est un outil fondamental car sans lequel le CNN ne produirait pas vraiment les résultats désirés. La couche ReLU est une fonction d'activation (fonction mathématique) dont les règles sont les suivantes :

- Si l'entrée est négative ou égale à zéro, la sortie est zéro (valeurs négatives remplacées par 0).
- Si l'entrée est positive, la sortie est égale à l'entrée.

Le résultat de cette couche est de la même taille que ce qui lui est passé en entrée. [23]

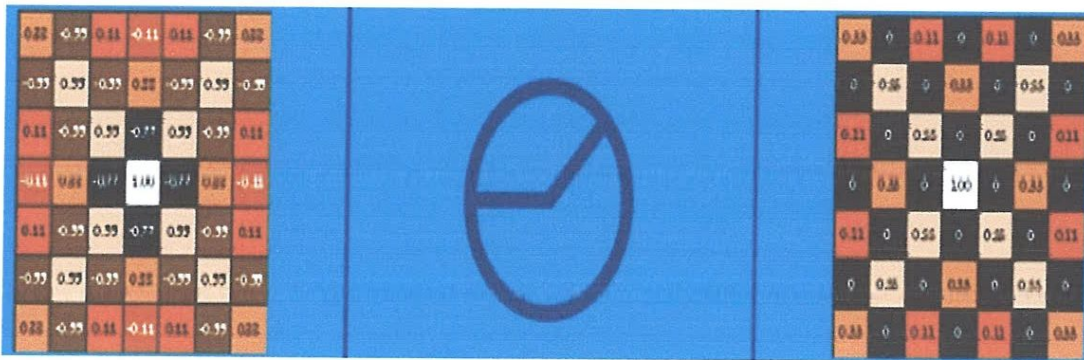


Figure 2.I.11. Exemple d'Unité de Rectification Linéaire (ReLU)

d) Couches totalement connectées (Fully connected Layer)

Après plusieurs couches de convolution et pooling, la dernière couche du réseau convolutif est capable de faire une classification ultra-spécifique en combinant toutes les caractéristiques spécifiques détectées par les couches précédentes dans les données d'entrée. Les couches entièrement connectées prennent les images filtrées de haut niveau et les traduisent en votes. Dans notre algorithme, nous devons seulement décider entre deux catégories, Peau et Non-peau. [23]

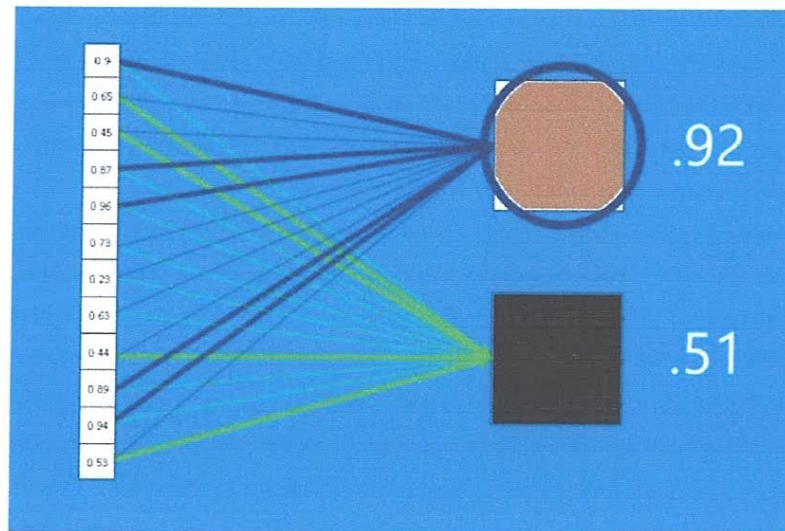


Figure 2.I.12 Couche entièrement connectée

I. 1.4.5. Paramétrisation d'un CNN:

Les performances d'un CNN dépendent de plusieurs paramètres à fixer avec soins :

- Pour chaque convolution combien de caractéristiques doit on choisir? Combien de pixels doit-on considérer dans chaque caractéristique?
- Pour chaque couche de Pooling, quelle taille de fenêtre doit-on choisir? Quel pas?
- Pour chaque couche entièrement connectée supplémentaire, combien de neurones cachés doit-on définir?

I.2. Réseau de neurones convolutifs pour la détection de la couleur de peau (CNN-SD).

I.2.1 Etapes de l'algorithme

a-Initialisation :

- Acquisition des images.
- la taille des images acquises est fixer par: hauteur(h), largeur(l), nombre de canal (c).
- Redimensionner les images d'entrée en 64 *64 *3 pixels.
- Fixer les paramètres de filtre de convolution tel que :

- $n*n$: La taille de filtre (n est impair).
- K : Le nombre de filtre appliqué.

-Fixer le pas « S » de glissement de la sous fenêtre de convolution ou de pooling.

-Fixer le paramètre P (Padding en anglais) pour contrôler la taille de la sortie .

- Si $p = 1$ alors la taille de la sortie est égale à la taille d'entrée.
- Si $p = 0$ alors la taille de la sortie est réduite.

-**Taille de la carte des caractéristiques** : $x = \left(\frac{h+2*p-n}{s}+1\right) * \left(\frac{l+2*p-n}{s}+1\right) * c * k$

- **Taille d'image de sortie**: $y = \left(\frac{l+2*p-n}{s}+1\right) * \left(\frac{h+2*p-n}{s}+1\right) * c$

b-Convolution 1 + ReLU

La première couche convolutionnelle à une banque de 8 filtres de taille 3x3 avec p égale à 1 pixel pour assurer que les frontières de l'image sont inclus dans le traitement.

c- MaxPooling 1 : Cette fonction est réalisée par une sous fenêtre de 2*2 avec un pas de 2 pixels vertical et horizontal .Ceci va réduire la taille de la carte des caractéristiques.

d-Convolution2+Relu : la convolution faite par 16 filtres de taille 5*5, avec un pas de 1 et un padding valide « $p=0$ ».

e-MaxPooling2 : Cette fonction est réalisée par une sous-fenêtre de 2*2 avec un pas de 2 pixels verticale et horizontale.

f-La sortie : La couche finale de notre CNN est composée d'une couche entièrement connecté (deux classes) et une couche de perte softmax.

I.2.2 Application numérique

-Image d'entrée : 64 *64 *3(12288 neurones).

- Taille de la carte des caractéristiques :

- Après la convolution 1 : $x = \left(\frac{64+2*1-3}{1}+1\right) * \left(\frac{64+2*1-3}{1}+1\right) * 3 * 8 = 64 * 64 * 3 * 8 = 98304$ neurones.
- Après le MaxPooling1 : $x = \left(\frac{64+2*0-2}{2}+1\right) * \left(\frac{64+2*0-2}{2}+1\right) * 3 * 8 = 32 * 32 * 24.$

- Après la convolution 2 : $x = \left(\frac{31+2*0-5}{1}+1\right) * \left(\frac{64+2*0-5}{1}+1\right) * 24*16 = 27*27*24*16$.
- Après le MaxPooling2 : $x = \left(\frac{27+2*0-2}{2}+1\right) * \left(\frac{27+2*0-2}{2}+1\right) * 24*16 = 14*14*24*16$.

-Taille d'image de sortie : $y = \left(\frac{64+2*1-3}{1}+1\right) * \left(\frac{64+2*1-3}{1}+1\right) * 3 = 64*64*3$.

I.2.3 Architecture de Notre CNN-SD

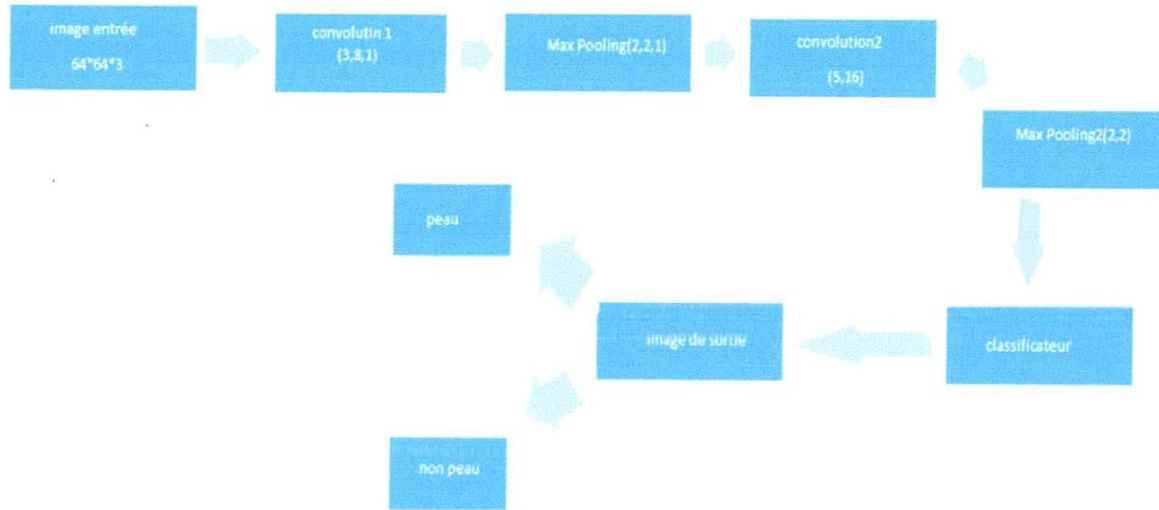


Figure 2.I.13 Architecture de notre CNN-SD

II. Implémentation

II.1 Environnement de développement

II.1.2 Environnement matériel

Le matériel utilisé est un PC portable dont les caractéristiques sont les suivants :

- ✓ Marque : HP.
- ✓ Processeur : Intel(R) Core (TM) i5-4200U CPU @ 1.60GHz 2.30GHz
- ✓ Mémoire installée (RAM) : 4,00 Go.
- ✓ Type de système : Système d'exploitation 64 bits.
- ✓ Disque dur : 500 Go.
- ✓ Carte Graphique : RADEON

II.1.3 Environnement logiciel

Notre application a été développée à l'aide de **Matlab (R2017a)**.

MATLAB est l'abréviation de « MATrixLABoratory ». C'est un langage de programmation de quatrième génération pour des fins de calcul numérique et de calcul matriciel. Il est Développé par la société The Math Works . Il est utilisé dans les domaines de l'apprentissage automatique, le traitement du signal, la vision par ordinateur, les communications, la finance computationnelle, la conception de contrôleurs, la robotique et bien plus. [24]

Nous avons utilisé MATLAB pour les avantages suivants:

- Manipulation des matrices.
- Affichage des courbes et des données.
- Mettre en œuvre des algorithmes.
- Créer des interfaces utilisateurs.
- Inclure un programme en C, C++, Java, et Fortran.
- programmation plus rapide.
- langage interprété : Pas de compilation donc pas d'attente pour compiler.
- ...etc.

II.2 Composants de notre système

II.2.1 Modules principaux

Notre logiciel de détection est composé par les principaux modules qui sont :

- Principale.m** : Interface principale de l'application.
- Finale.m** : Permet à l'utilisateur de l'application de lancer la fenêtre principale.
- CNN2018.m** : Module de détection de peau par un réseau de neurones à convolution pré-entraîné.
- Seuillage.m** : Permet de détecter la peau par un simple seuillage selon un espace de couleur.

II.2.1.1 Interface principale

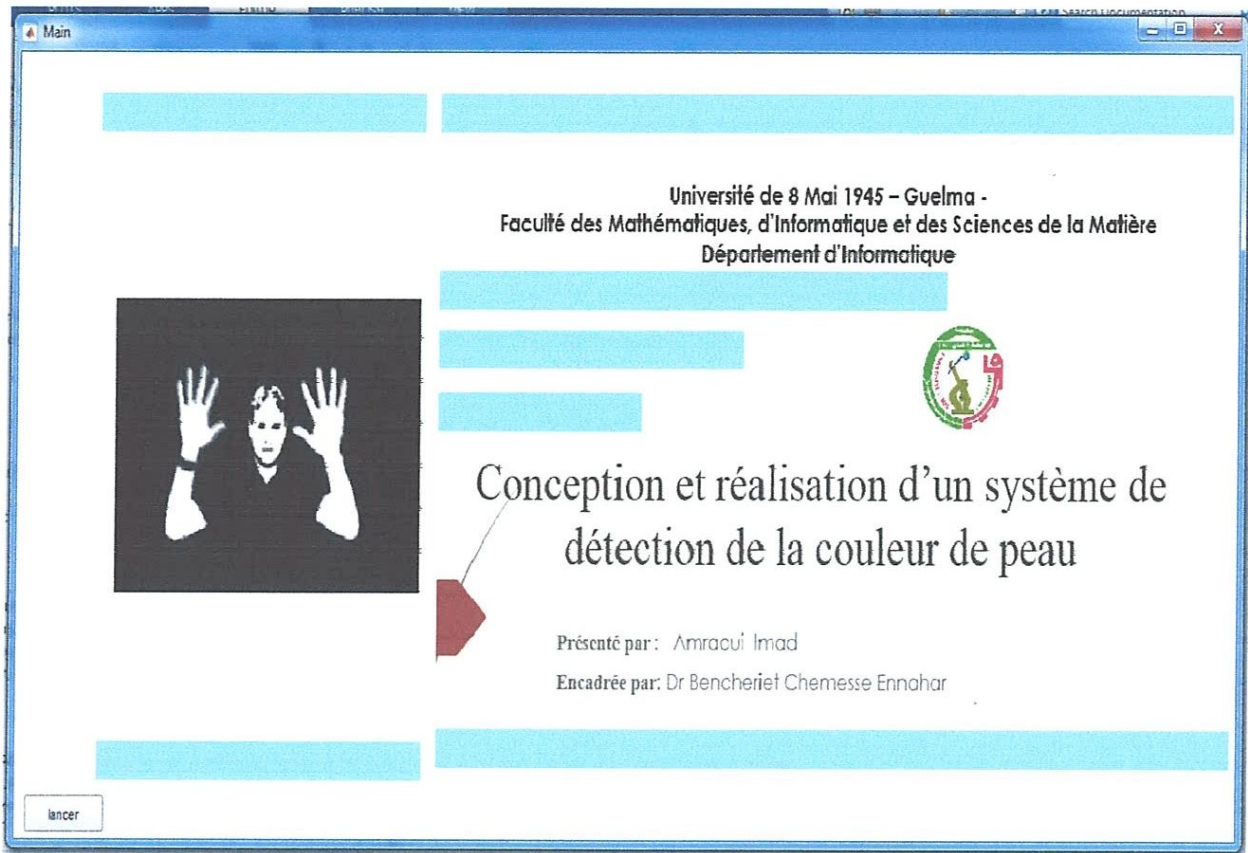


Figure 2.II.1. Interface principale de notre application

-**Botton** « lancer »: Lancer la fenêtre principale de la détection.

II.2.1.2 Fenêtre principale du système

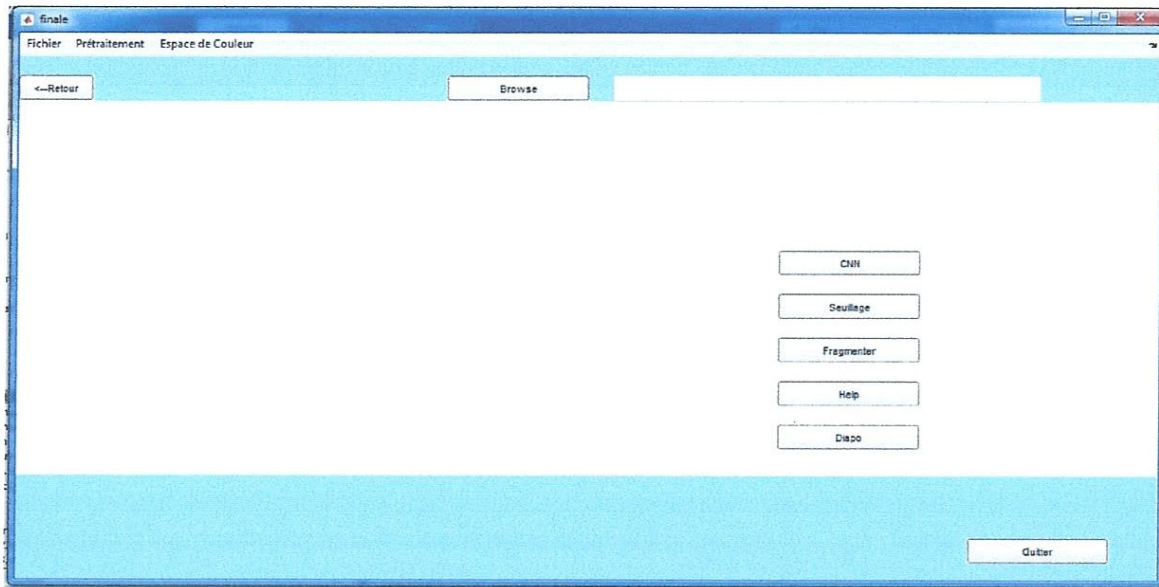


Figure 2.II.2. Fenêtre principale

-Botton « Browse » : Permet à l'utilisateur d'importer une image couleur.

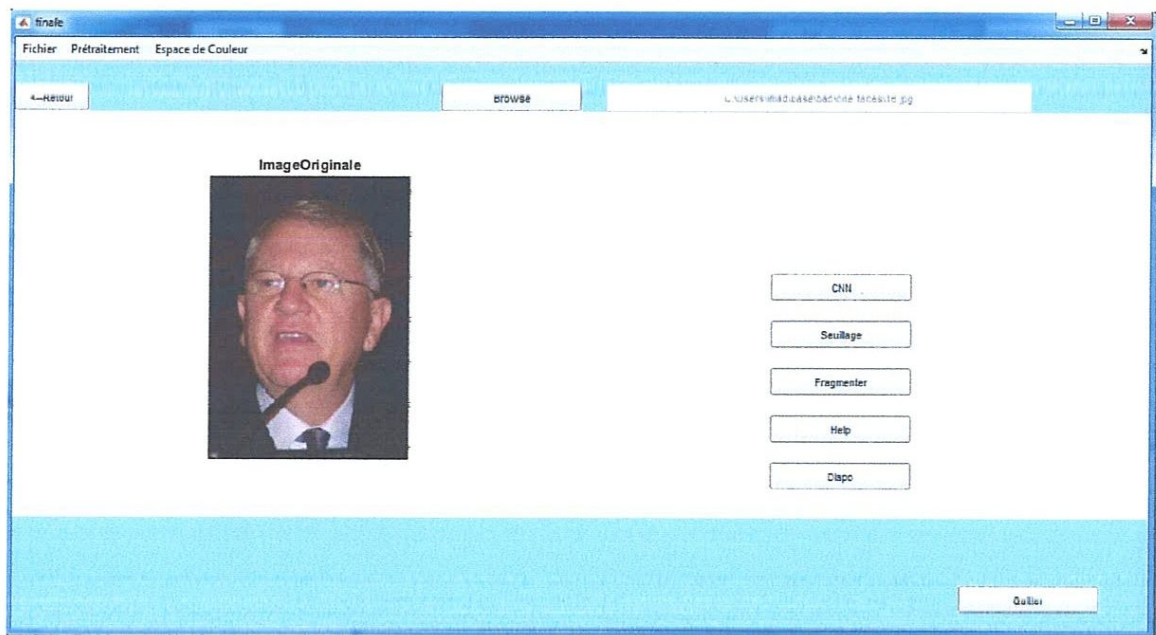


Figure 2.II.3. Chargement de l'image

II.2.1.3 Prétraitement

Ce menu permet d'appliquer plusieurs filtres sur l'image d'entrée dont le principal but est d'éliminer le bruit.

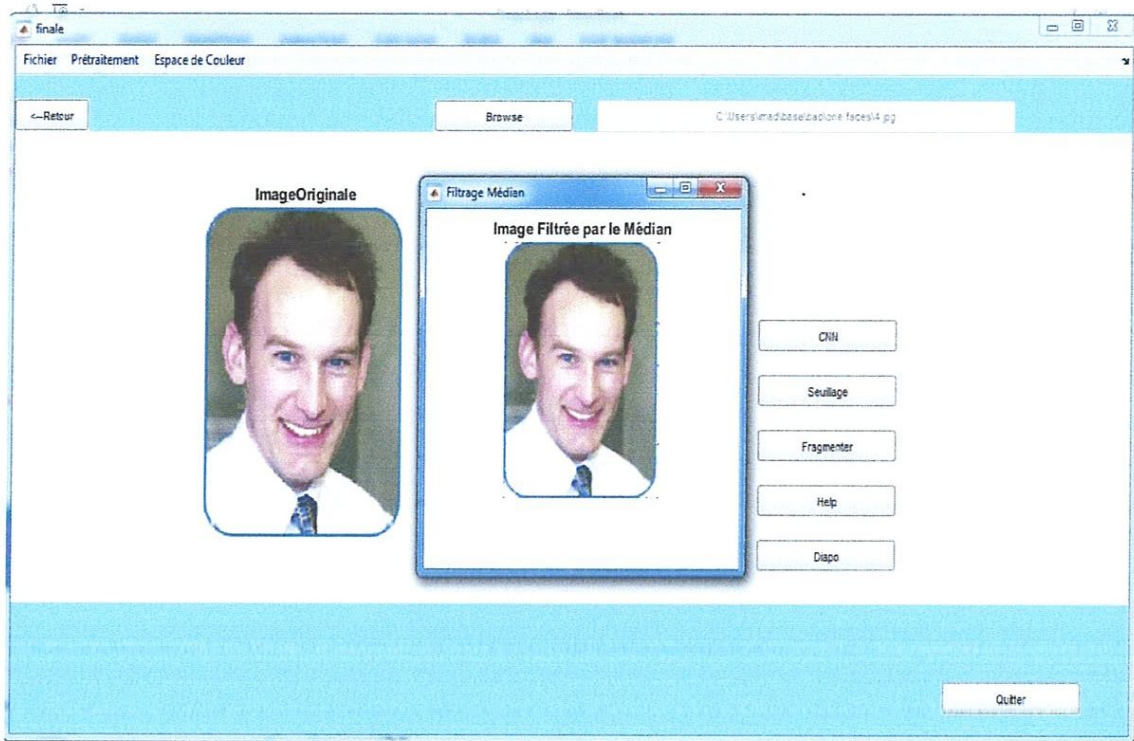


Figure 2.II.4 Application de filtre Médian

II.2.1.4 Espace de Couleur

Choisir un espace dans lequel l'image est représentée par la conversion du RGB vers un autre espace.

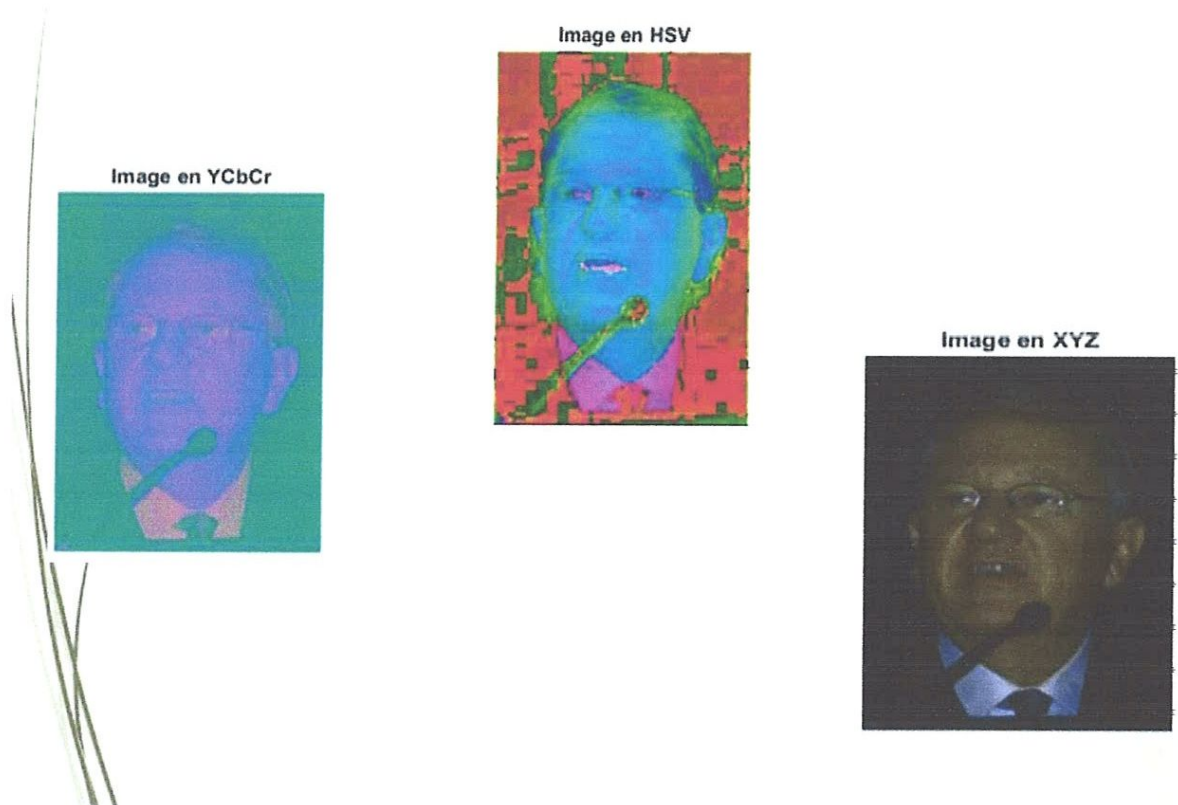


Figure 2.II.5 Quelques espaces de couleur

II.3 Exécution de notre Algorithme(CNN)

II.3.1 Apprentissage

Training on single CPU.

Initializing image normalization.

Epoch	Iteration	Time Elapsed (seconds)	Mini-batch Loss	Mini-batch Accuracy	Base Learning Rate
1	1	7.72	0.7067	53.13%	0.0010
13	50	270.74	0.3903	78.91%	0.0010
25	100	532.55	0.2221	88.28%	0.0010
38	150	797.34	0.1459	95.31%	0.0010
50	200	1062.59	0.1192	96.88%	0.0010
63	250	1328.83	0.0164	100.00%	0.0010
75	300	1595.36	0.0305	99.22%	0.0010
88	350	1861.45	0.0139	100.00%	0.0010
100	400	2128.93	0.0105	100.00%	0.0010

Tableau 2.II.1 Résultats d'apprentissage

II.3.2 Extraction de la 1^{ère} couche convolutive

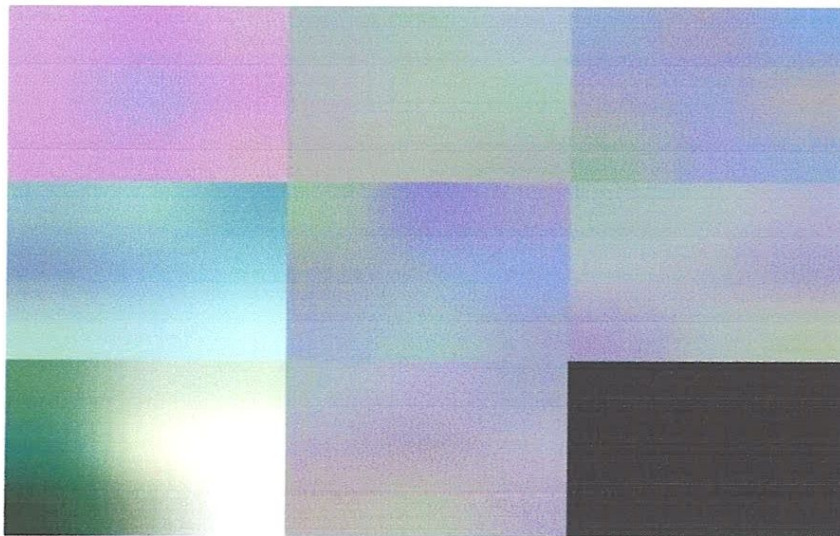


Figure2.II.6 Extraction de la 1^{ère} couche de convolution

II.3.3 Courbes d'apprentissage

Ces courbes représentent l'accuracy et l'erreur d'apprentissage selon le nombre d'itérations.

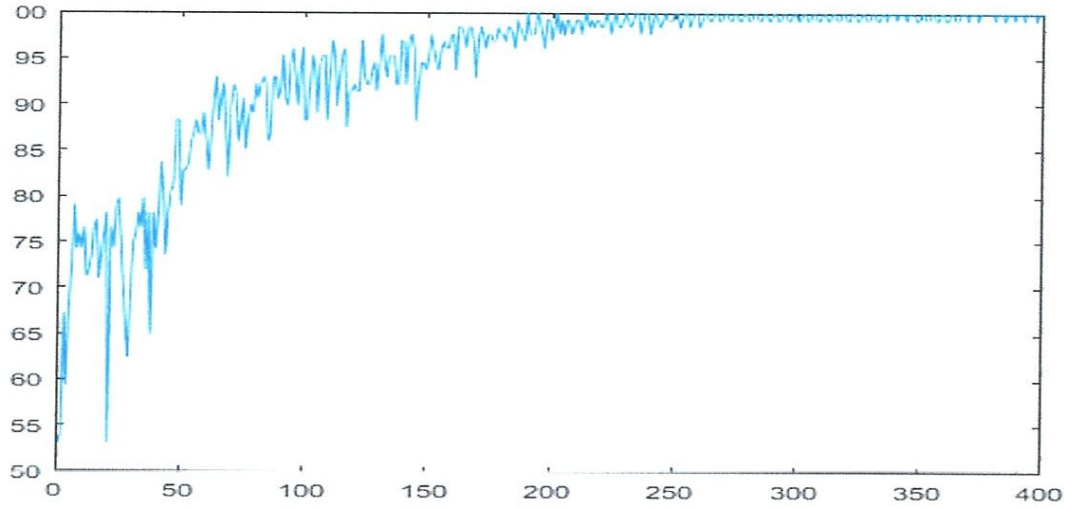


Figure 2.II.8 Courbe d'accuracy

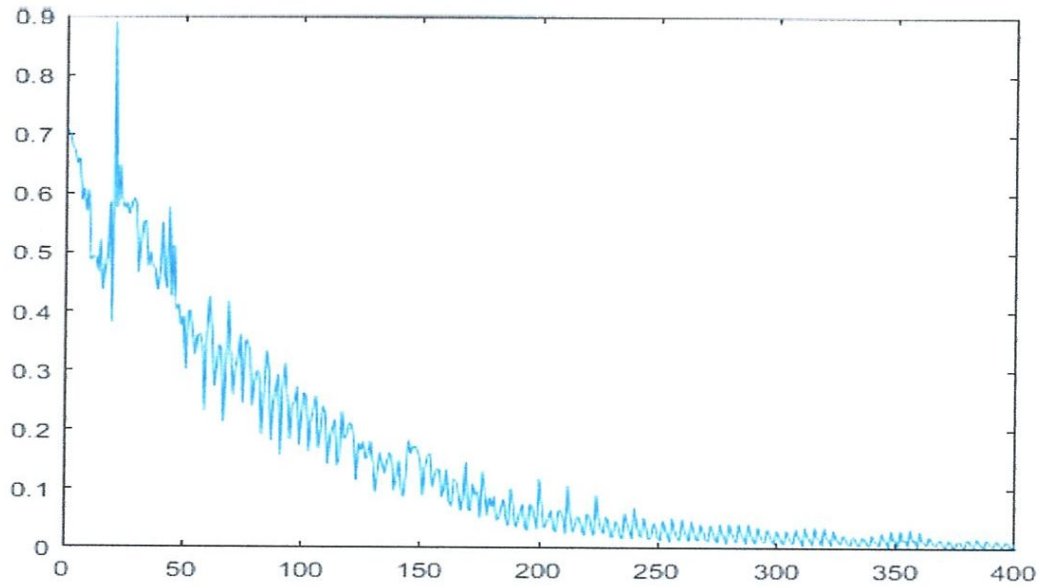


Figure 2.II.9 Courbe de perte

II.3.2 Test

II.3.2.1 Application de CNN sur une image complète

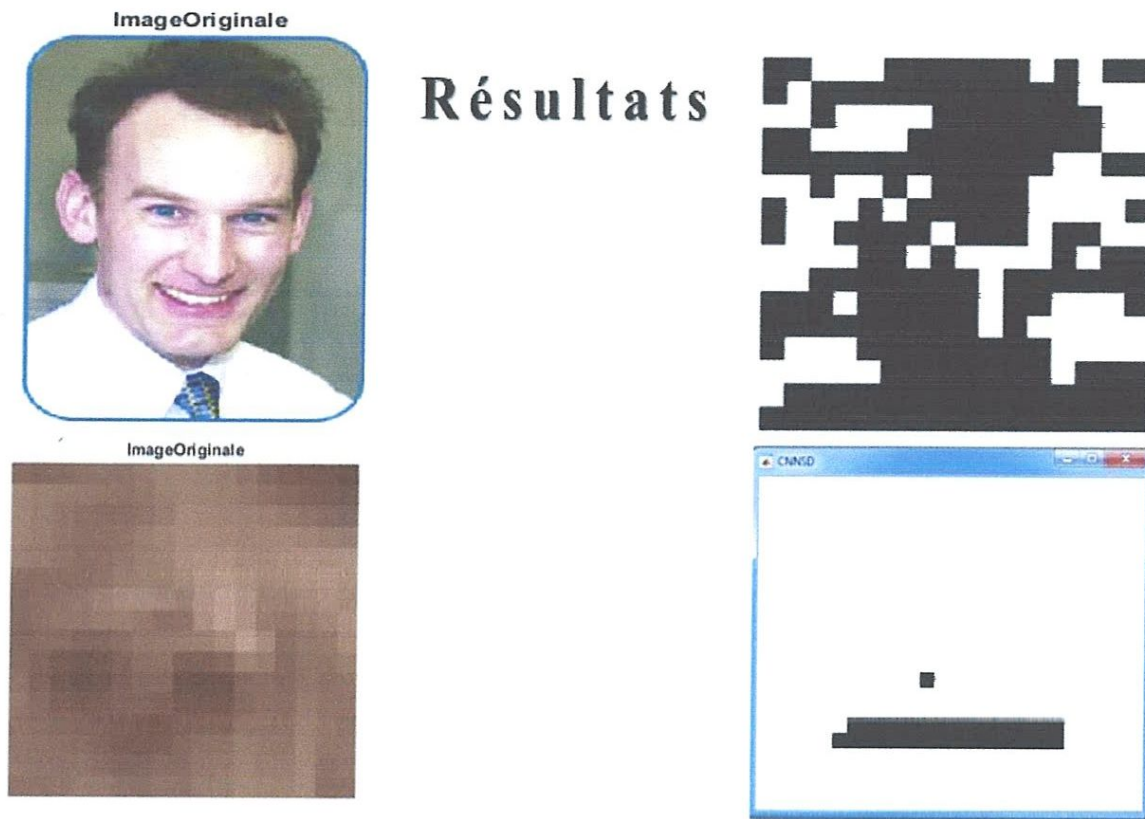


Figure 2.II.10 Détection de peau par CNN

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté d'une façon détaillée la partie conception de notre système allant de la préparation des bases d'apprentissage et de test à la détection de la peau par les réseaux de neurones à convolution. Les résultats associés à chaque étape feront l'objet d'une illustration détaillée dans la partie implémentation et réalisation.

Conclusion Générale

Conclusion générale

La détection de la couleur de peau au cours des dernières années a été d'un intérêt croissant pour les chercheurs du domaine car elle est au cœur des différentes applications, mais il y'a des nombreuses conditions réelles et difficile à modaliser qui limitent les meilleurs systèmes actuels.

Notre objectif consiste à détecter les régions de la peau dans une image complète par l'implémentation de notre réseau de neurones convolutionnel (CNN).

Le système que nous avons mise en place est un détecteur de la couleur de peau qui permet à l'utilisateur de détecter les régions de la peau dans des images complexes .une autre fonctionnalité de notre système c'est la présence des modules de prétraitement et de conversion des espaces de couleur pour un système performant et fiable.

La comparaison des performances du notre système avec ceux existants reste comme une perspective.

Bibliographie

- [1] Mohamed HAMMAMI, « Modèle de peau et application à la classification d'images et au filtrage des sites Web », THESE POUR OBTENIR LE GRADE DE DOCTEUR DE L'ECOLE CENTRALE DE LYON, ANNEE 2005.
- [2] Zaher Hamid Al-Tairi, Rahmita Wirza Rahmat, M. Iqbal Saripan, and Puteri Suhaiza Sulaiman , 2014, "Skin Segmentation Using YUV and RGB Color Spaces ,J Inf Process Syst, Vol.10, No.2, pp.283~299, <https://www.researchgate.net/publication/233885817>
- [3] B.D. Zarit, B.J. Super , F.K.H. Quek, "Comparison of five color models in skin pixel classification", IEEE,Proceedings International Workshop on Recognition, Analysis, and Tracking of Faces and Gestures in Real-Time Systems. In Conjunction with ICCV'99 (Cat. No.PR00378), Corfu, Greece, Greece, 26-27 Sept. 1999, <https://ieeexplore.ieee.org/document/799224/>
- [4] M.M. Aznavah, H. Mirzaei, E. Roshan , and M.H. Saraee ,2009,A New and Improved Skin Detection Method Using Mixed Color Space , Springer-Verlag Berlin Heidelberg,volume 60, pp 471–480, https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-03202-8_37
- [5] Ghazali Osman, Muhammad Suzuri Hitam and Mohd Nasir Ismail,2012 .ENHANCED SKIN COLOUR CLASSIFIER USING RGB RATIO MODEL, International Journal on Soft Computing (IJSC), Volume 3, No.4, <https://www.researchgate.net/publication/233885817>
- [6] Automatic Face and Gesture Recognition (FG), 2013, Fast propagation-based skin regions segmentation in color images,10th IEEE International Conference and Workshops on , <http://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6553733/>
- [7] Ghimire Deepak, Lee Joonwhoan , 2013 ,A Robust Face Detection Method Based on Skin Color and Edges, Journal of Information Processing Systems, Volume 9, pp.141-156, http://www.koreascience.or.kr/article/ArticleFullRecord.jsp?cn=E1JBB0_2013_v9n1_141
- [8] Navid Razmjooy , B. Somayeh Mousavi , F. Soleymani , 2013,"A hybrid neural network Imperialist Competitive Algorithm for skin color segmentation", Elsevier , volume 57,pp 848–856 , <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S089571771200252X>

- [9] Michal Kawulok , Jolanta Kawulok , Jakub Nalepa , 2014 , "Spatial-based skin detection using discriminative skin-presence features" , Pattern Recognition Letters , Volume 41, Pages 3-13 , <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167865513003322>
- [10] Khamar Basha Shaik, P. Ganesan, V. Kalist, B. S. Sathish, J. Merlin Mary Jenitha, 2015, Comparative Study of Skin Color Detection and Segmentation in HSV and YCbCr Color Space, Procedia Computer Science, Volume 57, Pages 41-48, <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050915018918>
- [11] Dennis Jensch, Daniel Mohr , Gabriel Zachmann, 2015, "A Comparative Evaluation of Three Skin Color Detection Approaches , Journal of Virtual Reality and Broadcasting, Volume 12, no. 1 , <https://www.jvr.org/past-issues/12.2015/4088>
- [12] handle , 2016, Dynamic clustering for skin detection in YCbCr colour space , Publishing Center of BSU, <http://elib.bsu.by/handle/123456789/158528>
- [13] IEEE, 2016, Incorporating skin color for improved face detection and tracking system, Image Analysis and Interpretation (SSIAI), Santa Fe, NM, USA, 6-8 Mars 2016, <http://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7459203/>
- [14] Wei Chen & Ke Wang & Haifeng Jiang & Ming Li, 2016 , Skin color modeling for face detection and segmentation : a review and a new approach , Multimed Tools Appl , volume 75, pp839–862, <https://link.springer.com/article/10.1007%2Fs11042-014-2328-0>
- [15] ZAROUK Y. BENDJABAR Safia, Mémoire de fin d'étude : « Détection de Visages dans un Environnement Complexe », Dép. Informatique Univ. 08 Mai 1945-Guelma, juin 2011.
- [16] <https://blog.octo.com/classification-dimages-les-reseaux-de-neurones-convolutifs-en-toute-simplicité> Dernière visite : 15/06/18
- [17] Sébatien Frizzi, Rabeb Kaabi, Moez Bouchouicha, Jean-Marc Ginoux, Farhat Fnaiech, et al. Détection de la fumée et du feu par réseau de neurones convolutifs. Conférence Nationale sur les Applications Pratiques de l'Intelligence Artificielle, Jul 2017, Caen, France. Conférence Nationale sur les Applications Pratiques de l'Intelligence Artificielle. <hal-01561518> <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01561518/document> La date de dernière visite 08/06/18

Webographie

- [18] https://wikivisually.com/lang-fr/wiki/Couleur_de_la_peau_humaine#cite_note-1 date de dernière visite 24/03/2018
- [19] https://fr.wikipedia.org/wiki/Mod%C3%A8le_colorim%C3%A9trique date de dernière visite 15/02/2018
- [20] <https://www.xlstat.com/fr/solutions/fonctionnalites/courbes-roc> date de dernière visite 21/04/2018
- [21] <https://www.google.com/search?q=Les+mod%C3%A8les+de+la+luminance+et+la+chrominance+&ie=utf-8&oe=utf-8&client=firefox-b-ab> date de dernière visite 17/03/2018
- [22] https://www.passeportsante.net/fr/Maux/Problemes/Fiche.aspx?doc=vieillissement_peau_pm date de dernière visite 05/04/2018
- [23] <https://medium.com/@CharlesCrouspeyre/comment-les-r%C3%A9seaux-de-neurones-%C3%A0-convolution-fonctionnent-b288519dbcf8> La date de dernière visite 10/05/2018
- [24] <https://fr.wikipedia.org/wiki/MATLAB> La date de dernière visite 14/06/2018