

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE AKLI MOAND OULHADJE-BOUIRA



Faculté des Sciences et des Sciences Appliquées
Département : Génie Electrique

Mémoire de fin d'étude

Présenté par :

HELLAL Malissia

LATRECHE Hanane

En vue de l'obtention du diplôme de **Master** en :

Filière : Télécommunications

Option : Systèmes des Télécommunications

Thème :

Traitement d'images pour la détection de visages

Soutenu le 27 Décembre 2020 devant le jury d'examen :

Mr.Dib Riad
Mr.Kasmi Reda
Mr.Benzaoui Amir

MAA
MCA
MCA

UAMOB
UAMOB
UAMOB

Président
Encadreur
Examineur

Année Universitaire 2019/2020

Remerciements

A l'issue de ce modeste travail, on tient à remercier vivement notre encadreur, Mr KASMI Reda, pour la qualité de son encadrement exceptionnel, pour sa patience et sa disponibilité durant la préparation de ce mémoire.

On remercie également les membres de jury de nous faire l'honneur de juger notre travail.

On remercie profondément tous les professeurs de département de Génie électrique et toutes les personnes qui ont contribué à l'élaboration de ce travail.

Hanane et Malissia

Dédicace

Je dédie ce travail à mes chers parents, ma source de vie, d'amour et d'affection

A mes frères et sœurs, surtout mon grand frère Razik pour son soutien, ma grand-mère maternelle source d'amour et d'espoir et à mon oncle Mouhammed cherif Hellal et tous les membres de familles LATRECHE et HELLAAL.

A tous mes amis, tout particulièrement Malissia, chère âme-sœur avant d'être binôme

A vous cher lecteur

Hanane. L

Dédicace

Du profond de mon cœur, je dédie ce travail à ma très chère mère, ma source de vie, d'amour et d'affection.

Aucune dédicace ne saurait exprimer mon respect, mon amour éternel et ma considération pour les sacrifices que vous avez consenti pour mon instruction et mon bien être.

A mes tantes et oncles, mes cousins et cousines et toute la famille LACENE, source d'espoir et de motivation.

A la mémoire de mes grands parents maternels Ouardia MATTOUK et Mouhamed Ouremdane LACENE, décédés trop tôt, qui m'ont toujours poussés et motivés dans mes études.

J'espère que du monde où ils sont maintenant, ils apprécient cet humble geste comme preuve de reconnaissance de la part d'une petite-fille qui a toujours prié pour le salut de vôtres âmes.

Puisse dieu, le tout puissant les accueillent dans son vaste paradis.

A tous mes amis, en particulier Hanane, chère amie et sœur avant d'être binôme

A vous cher lecteur

Malissia .H

Table des matières

Remerciements

Dédicaces

Liste des figures

Introduction générale	1
1. Introduction	3
2. Approches basées sur la géométrie et l'extraction de traits caractéristiques	3
3. Approches basées sur le mouvement.....	3
4. Approches de Viola et Jones	4
5. Approches basées sur la couleur.....	5
5.1. Modèle de peau paramétrique	5
a) Modèle basé sur une simple gaussienne	5
b) Modèle basé sur un mélange de gaussienne	5
c) Modèle elliptique de borne.....	6
5.2. Modèle de peau non paramétrique	6
a) Classification de pixels par table de correspondance : lookup table (LUT).....	6
b) Modèle basé sur l'appariement d'histogrammes	6
c) Modèle Bayésien basé sur les Histogrammes	6
6. Autres modèles basée sur la couleur	7
7. Conclusion	8
1. Introduction	10
2. Les systèmes couleurs	10
3. Segmentation et super pixellisation.....	13
4. Morphologie mathématique.....	13
4.1. Érosion morphologique	14
4.2. La dilatation morphologique	15
4.3. Ouverture morphologique	15
4.4. Fermeture morphologique	15
5. Conclusion.....	15
1. Introduction	17
2. Algorithme réalisé	17
2.1. Le choix du système couleur	18
a) Conversion de l'image	18

b) Décomposition en Superpixel de l'image.....	18
c) Extraction des valeurs des pixels.....	19
d) Densité de probabilité pour chaque système couleur	19
2.2. Détection de la peau	20
2.3. Filtrage.....	21
a) Filtrage basé sur la couleur.....	21
b) Filtrage morphologique	22
3. Évaluation de la méthode	24
4. Conclusion.....	25
CONCLUSION GENERALE	26
Bibliographie	28

Listes des figures

Chapitre 1 : Etat de l'art de la détection de visage

Figure 1. 1: Les descripteurs de Haar4

Chapitre 2 : Notions de traitement d'image

Figure 2. 1: Représentation d'une image (Ville d'Aokas) dans quelques espaces de couleurs. 10

Figure 2. 2: La synthèse additive schématisée..... 11

Figure 2. 3: Espace de couleurs HSV. 12

Figure 2. 4: Super-pixellisation d'une image.(A) image originale (B) Super-pixellisation en 200 super-pixels (C) Super-pixellisation en 600 super pixels..... 13

Figure 2. 5: Élément Structurant disque de rayon 3. 14

Figure 2. 6: Erosion d'une image binaire. (a) Image binaire (b) Image érodée. 14

Figure 2. 7: Dilatation d'une image binaire. (a) Image binaire (b) Image dilatée.15

Chapitre 3 : Proposition d'une méthode de détection de visages

Figure 3. 1: L'organigramme de notre méthode. 17

Figure 3. 2: Les images en : (a) RGB, (b) HSV et (c) YCbCr..... 18

Figure 3. 3: Les résultats de la super-pixellisation dans les trois images (RGB,HSV et YCbCr)..... 19

Figure 3. 4: La représentation des densités de probabilités des couples plans couleurs : (a) GB, (b) SV, (c) CrCb. 19

Figure 3. 5: Détection de la peau sur des images. 20

Figure 3. 6: Résultat du premier filtre sur la couleur..... 21

Figure 3. 7: Résultat du filtrage morphologique..... 22

Figure 3. 8: Encadrement du visage. 23

Figure 3. 9: Quelques exemples de résultats de la détection de visage avec notre méthode dans nos images de visage collectées. 23

Figure 3. 10: Exemple de fausses détections de visages.....24

INTRODUCTION GENERALE

Le visage est notre principal centre d'attention dans la vie sociale et joue un rôle important dans la transmission de l'identité et des émotions. Nous pouvons reconnaître un certain nombre de visages appris tout au long de notre vie et identifier les visages en un coup d'œil, même après des années de séparation. Cette compétence est assez robuste malgré les changements tels que : le vieillissement, la barbe, les lunettes ou les changements de coiffure... d'où l'intérêt d'automatiser la détection du visage.

En effet, la détection automatique de visages, qui est une technique qui identifie ou localise les visages humains dans des images numériques, est utilisée dans plusieurs applications, ces applications incluent la reconnaissance faciale [1], le suivi du visage[2], l'analyse des expressions faciales[3], le système biométrique[4], le système de vidéosurveillance[5], le système d'interaction homme-machine[6]

C'est précisément dans ce contexte que ce modeste travail s'inscrit. Dans ce mémoire, nous avons étudié et mis en œuvre un algorithme de détection faciale en se basant sur les méthodes de traitement d'images. L'algorithme est assez simple mais efficace qui tient compte de la couleur de la peau humaine.

Ce mémoire est organisé et présenté comme suit :

Le premier chapitre est dédié à l'état de l'art sur quelques méthodes proposées pour la détection des visages.

Le deuxième chapitre est consacré aux définitions simples et explications des différentes méthodes de traitement d'images utilisées au cours de ce travail, tel que la segmentation en Superpixel communément appelé la sure-segmentation, les méthodes de la morphologie mathématique. Le chapitre aborde également les différents systèmes couleurs (RVB, HSV, YCbCr).

Dans le troisième chapitre nous présentons et détaillons les différentes étapes de la méthode proposée. Nous présentons les résultats expérimentaux obtenus.

Le mémoire se clôture par une conclusion en citant quelques perspectives.

CHAPITRE 01

1. Introduction

La détection de visages nécessite des algorithmes très puissants compte tenu des différents paramètres qui peuvent influencer les techniques de traitement et d'analyse d'images telle que, l'éclairage, l'emplacement et orientation du visage à détecter [1]. Ce chapitre cite quelques méthodes de détection de visages proposés et publiés.

2. Approches basées sur la géométrie et l'extraction de traits caractéristiques

Les méthodes basées sur la géométrie et l'extraction de traits caractéristiques du visage permettent non seulement la segmentation du visage mais aussi la reconnaissance faciale.

Dans le cas de la détection du visage, cette approche cherche à localiser les yeux, le nez, la bouche et les contours extérieurs sont utilisés pour envelopper le visage, et la détection s'appuie sur le fait que les distances entre les traits de visage sont à des distances relatives fixes. Govindaraju et al.[7] ont proposé un modèle qui est basé sur la détection des contours du visage, la détection de ces courbes et leur regroupement donnent une idée sur la position du visage. Waite et al.[8] , Craw et al.[9], et Cootes et al.[10] ont proposé des méthodes qui utilisent les contours actifs permettant une localisation adaptative à la forme, la taille et l'orientation du visage. Yow et Cipolla [11] proposent des approches de détection de visage basé sur l'extraction des traits (les yeux, la bouche et le nez) un filtrage en quadrature de phase.

3. Approches basées sur le mouvement

Cette méthode est utilisée pour la détection de la peau dans les vidéos. En effet, la peau est détectée par une simple différence entre deux images successives, en fixant quelques conditions telles que l'arrière-plan de la scène vidéo est fixe et le visage en mouvement. Les méthodes basées sur le mouvement sont souvent combinées les caractéristiques couleurs de peau ou/et avec les traits caractéristiques.

A. Elgammal et al. [12], McIvor [13] et T. Horprasert et al. [14], ont proposé des systèmes basés sur la soustraction de l'arrière-plan. Horprasert et al. [14] a proposé un modèle qui utilise la couleur (RGB) sa technique classifie l'image en quatre classes : arrière plan original, illuminé, ombré, et en mouvement.

4. Approche de Viola et Jones

La méthode de Viola et Jones [15] décrit une approche d'apprentissage automatique [16] pour la détection d'objets visuels capable de traiter des images très rapidement et atteindre des taux de détection élevés. Elle se distingue par trois contributions clés. La première est l'introduction d'une nouvelle représentation d'image appelée « Image intégrale » qui permet de calculer très rapidement les fonctionnalités utilisées par le détecteur.

La deuxième contribution est une méthode pour construire un classificateur en sélectionnant un petit nombre de caractéristiques importantes à l'aide d'AdaBoost [17]. Dans n'importe quelle sous-fenêtre d'image, le nombre total de caractéristiques de type Harr est très grand, beaucoup plus grand que le nombre de pixels. Afin d'assurer une classification rapide, le processus d'apprentissage doit exclure une grande majorité des caractéristiques disponibles et se concentrer sur un petit ensemble de caractéristiques critiques.

Les caractéristiques simples utilisées rappellent les fonctions de base de Haar qui ont été utilisées par Papageorgiou et al[18]. Trois types de caractéristiques sont utilisés. La valeur d'une caractéristique de deux rectangles est la différence entre la somme des pixels dans deux régions rectangulaires.

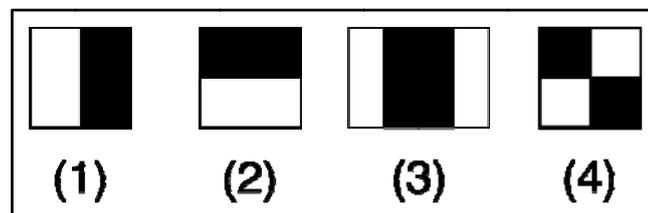


Figure 1.1: Les descripteurs de Haar.

Les régions ont la même taille et la même forme et sont adjacents horizontalement ou verticalement (voir la figure 1.1). Une caractéristique de trois rectangles calcule la somme à l'intérieur de deux rectangles extérieurs soustraits de la somme dans un rectangle central. Enfin un rectangle de quatre permet de calculer la différence entre les paires diagonales de rectangles.

La troisième contribution est une méthode pour combiner successivement des classificateurs plus complexes dans une structure en cascade qui augmente considérablement la vitesse de détecteur en concentrant l'attention sur les régions prometteuses de l'image. Le traitement plus complexe n'est réservé qu'à ces régions prometteuses.

Dans le domaine de la détection de visage, le système offre des taux de détection comparables aux meilleurs systèmes précédents. Utilisé dans des applications en temps réel.

La méthode de Viola et Jones réduit le temps de calcul tout en obtenant une grande précision de détection. Elle a été utilisée pour construire un système de détection du visage qui est environ 15 fois plus rapide que toute approche précédente.

5. Approches basées sur la couleur

Des chercheurs tels que, Fleck *et al*[19], Kjeldsen *et al*[20] ont montré que l'utilisation de la couleur est un moyen assez robuste pour la classification et la détection des pixels de la peau. Ces approches comportent deux axes de recherche principaux, le premier concerne la modélisation de peau/ non peau. Et le deuxième axe se base sur le choix de l'espace couleur à utiliser pour assurer une bonne classification.

Les modèles de la peau peuvent être classifiés en deux sous axes principaux : modèles de peau paramétrique et non paramétrique.

5.1. Modèle de peau paramétrique

Les modèles de peau paramétriques consistent à trouver des fonctions paramétrées qui s'adaptent et s'ajustent à la distribution des pixels peau.

a) Modèle basé sur une simple gaussienne

Saber[21] et Yang[22] ont utilisé des fonctions de probabilités gaussiennes pour estimer la répartition de couleur de peau.

$$P(c|peau) = \frac{1}{2\pi\sqrt{|\Sigma_{peau}|}} e^{-\frac{1}{2}(c-\mu_{peau})^T \Sigma_{peau}^{-1} (c-\mu_{peau})} \quad (1)$$

b) Modèle basé sur un mélange de gaussienne

Le mélange de gaussiennes est une extension des gaussiennes simples. Il est capable de représenter les distributions les plus complexes ce qui n'est pas possible dans le cas d'une simple gaussienne.

Terrillon[23], Teague[24], Jones [25] ont proposé des modèles mixtes de gaussiennes.

c) Modèle elliptique de borne

Lie et Yoo[26] ont démontré que la distribution des pixels peau et non peau prend la forme d'une ellipse. Ainsi les couleurs sont séparées par une borne elliptique. Le modèle est défini comme :

$$\Phi(c) = (c - \phi)^T \Sigma_{\text{peau}}^{-1} (c - \phi) \quad (2)$$

Où ϕ est Σ_{peau} sont calculés à partir des données d'apprentissage comme suit :

$$\phi = \frac{1}{|C_{\text{peau}}|} \sum_{c \in \text{peau}} c \quad (3)$$

Où $|C_{\text{peau}}|$ est le nombre de pixels de couleur de peau avec $C_{\text{peau}} \subseteq C$.

μ_{peau} est l'espérance des vecteurs d'apprentissage de pixels de peau défini par l'équation (3).

Pour classifier les pixels on compare $\Phi(c)$ avec un seuil fixé Θ .

C'est considéré comme un pixel de peau si $\Phi(c) < \Theta$ sinon il est un pixel de non peau.

5.2. Modèle de peau non paramétrique

Le but de ces modèles est l'estimation de la distribution des pixels de la peau en se basant sur l'apprentissage.

a) Classification de pixels par table de correspondance : lookup table (LUT)

Cette méthode a été exploitée par plusieurs auteurs [27], [28] et [29], qui se sont basés sur cette méthode pour segmenter les pixels de peau. La méthode consiste d'abord à créer un modèle de peau basé sur le calcul d'histogramme à partir d'une base d'apprentissage, puis utilisé pour la création d'une carte de probabilité d'appartenance de chaque pixel.

b) Modèle basé sur l'appariement d'histogrammes

La méthode basée sur l'assemblage d'histogrammes décrite dans [30], cette méthode consiste à calculer la fréquence d'apparition de chaque couleur par son histogramme.

c) Modèle Bayésien basé sur les Histogrammes

Utilisé dans les travaux[25]et[31], la méthode consiste à créer un modèle de couleur de peau et de non-peau par des histogrammes, puis de quantifier l'espace de couleur en plusieurs cases qui appartiennent à cet espace et compter le nombre de pixels de couleurs dans chaque case. Enfin, normalisé chaque case pour obtenir la distribution conditionnelle des pixels de peau et de non-peau.

$$P(c|peau) = \frac{N_{peau(c)}}{N_{peau}} \quad (4)$$

$$P(c|-peau) = \frac{N_{peau(c)}}{N_{-peau}} \quad (5)$$

$$P(peau) = \frac{N_{peau}}{N_{peau} + N_{-peau}} \quad (6)$$

$$P(-peau) = \frac{N_{-peau}}{N_{peau} + N_{-peau}} = 1 - p(peau) \quad (7)$$

Par la suite, la formule de Bayes ci-dessous est utilisée pour calculer la probabilité qu'un pixel soit un pixel de peau ou non selon sa couleur.

$$P(peau|c) = \frac{P(c|peau)P(peau)}{P(c|peau)P(peau) + P(c|-peau)P(-peau)} \quad (8)$$

$$P(-peau|c) = 1 - p(peau|c) \quad (9)$$

La décision concernant les deux classes est faite selon un seuil choisi $0 < \theta < 1$. Le pixel sera considéré comme un pixel de peau si $p(peau|c) > \theta$ et comme un pixel de non-peau si $p(peau|c) \leq \theta$.

6. Autres modèles basés sur la couleur

Dans certaines applications, telles que le suivi de visage ou le filtrage des images de nudités, la détection de peau doit être instantanée. Un certain nombre de caractéristiques doivent être établies pour éliminer les couleurs non-peau pour ne sélectionner que les pixels peau.

Peer et al. [32] considère un pixel appartient à la peau si chacune des conditions ci-dessous est respectée :

$$\begin{cases} R > 95 \text{ ET } G > 40 \text{ ET } B > 20 \\ \max\{R, G, B\} - \min\{R, G, B\} > 15 \\ |R - G| > 15 \text{ et } R > G \text{ et } R > B \end{cases} \quad (10)$$

Néanmoins, le choix de l'espace de couleur, les règles et seuils représentent l'inconvénient principal de la méthode.

7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les approches principales existantes utilisées pour la détection de visage et leurs principes de fonctionnement. La liste des méthodes présentées dans ce chapitre est riche avec une multitude des méthodes et principes de fonctionnement ce qui rend la détection de visage un domaine vaste et concurrent pour développer des méthodes efficaces et robustes. Le chapitre suivant sera consacré aux méthodes de traitement d'images utilisées dans notre modèle.

CHAPITRE 02

1. Introduction

Dans notre travail, nous nous sommes basés sur la couleur pour la détection du visage en utilisant les techniques de traitement d'images. Ce chapitre est consacré aux définitions et à la familiarisation avec certaines espaces couleurs et quelques outils de traitement d'images que nous avons utilisés.

2. Les systèmes couleurs

L'espace de couleur est un modèle mathématique qui représente l'information de couleur en trois ou quatre composantes couleurs. Différents espaces de couleur (modèles) sont utilisés pour différentes applications telles que l'infographie, le traitement d'images, la télédiffusion et la vision par ordinateur [33].

Selon la littérature on trouve trois espaces couleurs les plus utilisés pour la détection de la peau. Il s'agit de l'espace chromatique basé sur les couleurs rouge, vert et bleu (RVB), de l'espace chromatique basé sur la teinte, la saturation et la luminosité (TSL) ou Hue, Saturation et Value en anglais (HSV), de l'espace chromatique basé sur la luminance (Y 'CbCr).

La figure 2.1 illustre la représentation d'une image dans les trois espaces couleurs les plus utilisés pour la détection de la peau.

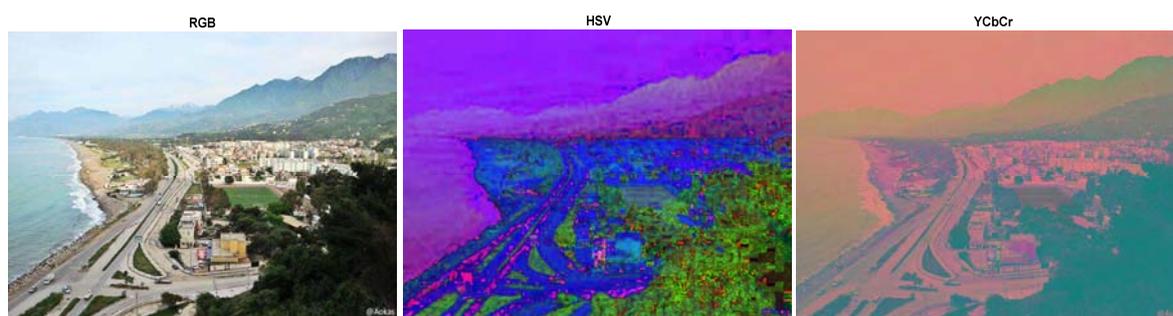


Figure 2. 1: Représentation d'une image (Ville d'Aokas) dans quelques espaces de couleurs.

2.1 Espace de couleur RGB

L'espace de couleur RGB se compose de trois canaux Rouge, Vert et Bleu (RVB), il est basé sur la perception visuelle humaine, dont les longueurs d'ondes du spectre électromagnétique sont:

$$\lambda_R=700 \text{ nm} , \lambda_G=546 \text{ nm} , \lambda_B=435.8 \text{ nm}$$

RGB est un système additif, c'est-à-dire ; n'importe quelle couleur peut être obtenue en mélangeant les trois couleurs de base, c'est la synthèse additive. Par conséquent, nous obtenons une couleur avec la synthèse additive comme suit:

$$C = rR + gG + bB \quad (11)$$

Où r , g et b sont des variables qui gèrent les proportions des couleurs primaires (R, G et B respectivement) mélangées pour obtenir une couleur C. La figure 2.2 est un schéma qui représente la synthèse additive.

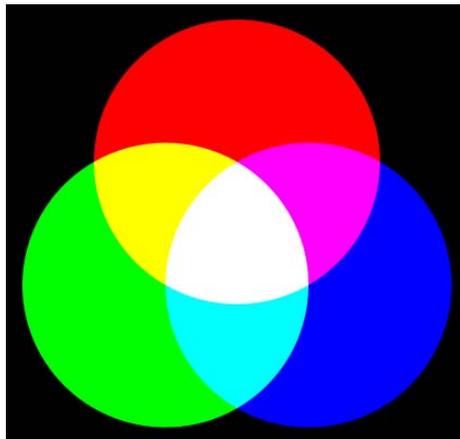


Figure 2. 2: La synthèse additive schématisée.

2.2 L'espace TSL ou HSV

HSV par rapport à ses trois composantes H pour Hue (teinte en français), S pour Saturation et V pour Value (luminance). **Teinte** est une mesure de la composition spectrale de la couleur, c'est la perception de la couleur.

Teinte: longueur d'onde de la couleur dominante dans la lumière blanche (mélange de couleurs).

Saturation indique le degré de dilution de la couleur dans la lumière blanche. Elle indique aussi la pureté de la couleur. Une lumière trop saturée donnera une couleur claire, une lumière pas très saturée donnera une couleur foncée.

Luminance ou intensité lumineuse indique l'intensité de la lumière blanche.

H, S et V sont trouvés en fonction du RGB comme suit[34] :

- La teinte (H): la longueur d'onde dominante

$$- \text{ Saturation: } S = 1 - \frac{\min(rR, gG, bB)}{V} \quad (12)$$

$$- \text{ Luminance (Value): } V = rR + gG + bB \quad (13)$$

$$r, g, b : \text{ Constantes, en général : } V = 0.3 R + 0.59 G + 0.14 B \quad (14)$$

Le système couleur HSV est usuellement représenté dans le système de coordonnées cylindrique (figure 2.3).

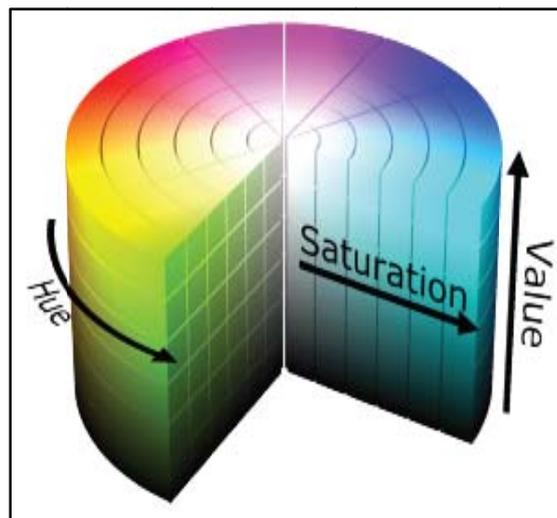


Figure 2. 3: Espace de couleurs HSV.

2.3 L'espace YCbCr

YCbCr est un système couleur utilisé pour représenter l'espace colorimétrique en vidéo. Luminance correspond à la composante (Y), et les informations de chrominance sont stockées en deux composants de différence de couleur (Cb et Cr). Cb représente la différence entre la luminance et la composante bleue (Y-bleu) et Cr la différence entre la luminance et la composante rouge (Y-rouge). Les valeurs YCbCr peuvent être obtenues à partir de l'espace de couleur RGB comme suit [33] :

$$Y = 0.299 R + 0.287G + 0.11B \quad (15)$$

$$Cr = R - Y \quad (16)$$

$$Cb = B - Y \quad (17)$$

3. Segmentation et super pixellisation

La segmentation en super-pixel est le fait de découper l'image en plusieurs régions dans lesquelles les pixels vérifient un certain critère d'homogénéité. Elle est considérée comme une sur-segmentation d'une image. Un super-pixel est donc un groupe de pixels avec des caractéristiques similaires (même couleur ou même niveau de gris des pixels) [35].

La figure 2.4 montre une super-pixellisation d'une image RGB en choisissant 200 puis 600 super-pixels.

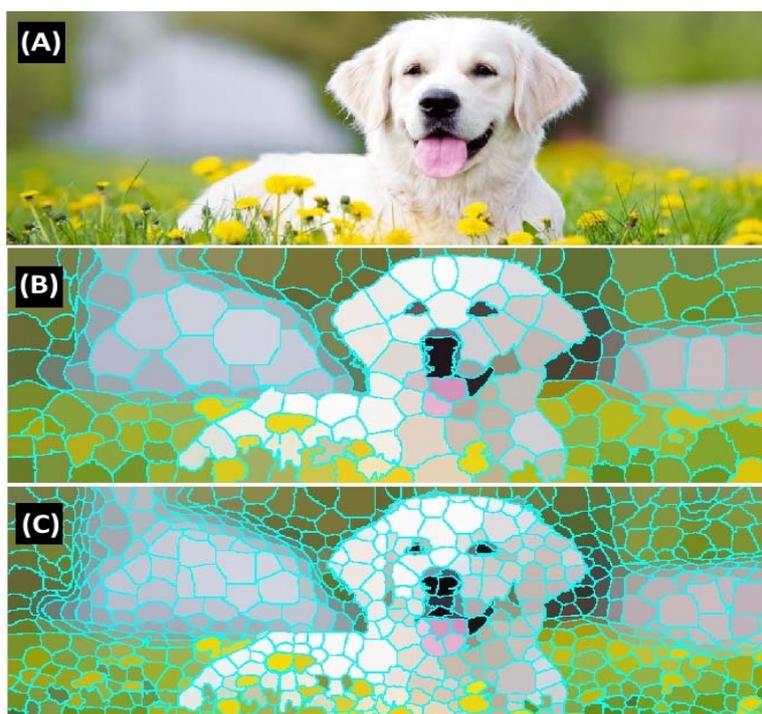


Figure 2. 4: Super-pixellisation d'une image.(A) image originale (B) Super-pixellisation en 200 super-pixels (C) Super-pixellisation en 600 super pixels.

4. Morphologie mathématique

La morphologie mathématique est une classe d'opérateurs de traitement d'images, développé à l'origine pour les images binaires, mais ensuite étendue aux images aux niveaux de gris [36].

Le filtrage morphologique utilise les opérateurs morphologiques pour enlever les objets ou corriger des imperfections des images binaires obtenues après seuillage, détection de contour ou segmentation. Ce sont des opérations qui peuvent être aussi étendus pour des

images aux niveaux de gris ou en couleurs. Ces opérateurs nécessitent des masques appelés Éléments structurants (ES). Un élément structurant (ES) est une petite matrice binaire, qui est caractérisée par sa taille et sa forme ; disque, ligne, diamant ... etc.

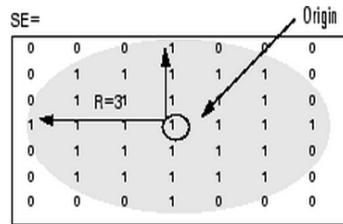


Figure 2. 5: Elément Structurant disque de rayon 3.

L'ES ballait l'image, en comparant les pixels sélectionnés par l'ES et les pixels du voisinage, on peut modifier la morphologie (forme) des objets contenus dans l'image. Les opérations possibles sont l'érosion, la dilatation, l'ouverture et la fermeture.

4.1. Érosion morphologique

L'érosion réduit le nombre de pixels à partir de la limite de l'objet ou 'rétrécit' les objets dans l'image binaire. Le nombre de pixels enlevés dépend de la taille de l'élément structurant ES. On note l'érosion d'une image donnée Img par l'élément structurant ES comme suit:
 $Img2 = Img \ominus ES$

L'image binaire résultante $Img2$:

$$Img2(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } ES \cap Img \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \tag{18}$$

La figure 2.6 montre un exemple d'érosion d'une image avec un élément structurant carré de dimension 3X3.

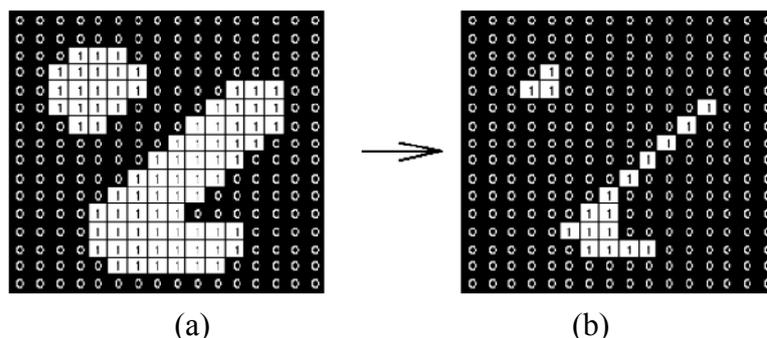


Figure 2. 6: Erosion d'une image binaire. (a) Image binaire (b) Image érodée.

L'érosion diminue la taille des objets, élargit les trous et les vides et supprime les petits objets.

4.2. La dilatation morphologique

Inversement à l'érosion, la dilatation augmente l'épaisseur des objets et bouche les petits trous dans l'image binaire. On note la dilatation d'une image donnée *Img* avec un élément structurant *ES* comme suit : $G=Img \oplus ES$

L'image binaire résultante *Img2* :

$$Img2(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{si } ES \cup Img \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \tag{19}$$

La figure 2.7 montre un exemple de dilatation d'une image avec un élément structurant carré de dimension 3X3.

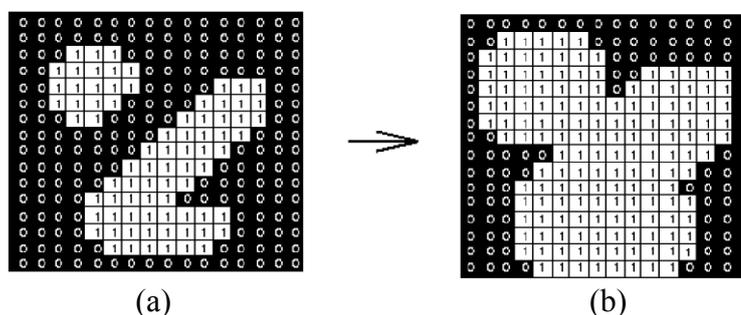


Figure 2. 7: Dilatation d'une image binaire. (a) Image binaire (b) Image dilatée.

La dilatation à l'effet n'inverse que l'érosion.

4.3. Ouverture morphologique

L'ouverture morphologique est composée de deux opérations successives : une érosion suivie d'une dilatation.

4.4. Fermeture morphologique

La fermeture morphologique est composée de deux opérations successives : une dilatation suivie d'une érosion.

5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les systèmes couleurs (RGB, YCbCr et HSV) et aussi les méthodes de traitement d'images : méthode de segmentation en super-pixels et la morphologie mathématique et leurs principes de fonctionnement. Ce qui va faciliter la compression de notre application qu'on va présenter dans le chapitre suivant.

CHAPITRE 03

1. Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons la méthode que nous avons développée pour la détection de visage dans une image. Nous allons présenter aussi les résultats obtenus dans chaque étape et le résultat final, ainsi que les perspectives pouvant améliorer la méthode proposée.

2. Algorithme réalisé

Dans notre travail, nous utilisons l'approche basée sur la couleur de la peau pour la détection du visage dans une image.

Les principales contributions de notre méthode sont l'utilisation d'une gaussienne dans l'espace de couleur RGB pour segmenter la couleur de la peau, le filtrage de l'image binaire pour supprimer les petits objets pouvant affecter le résultat de la détection du visage, et l'utilisation de caractéristiques de forme primitives pour sélectionner les visages dans l'image.

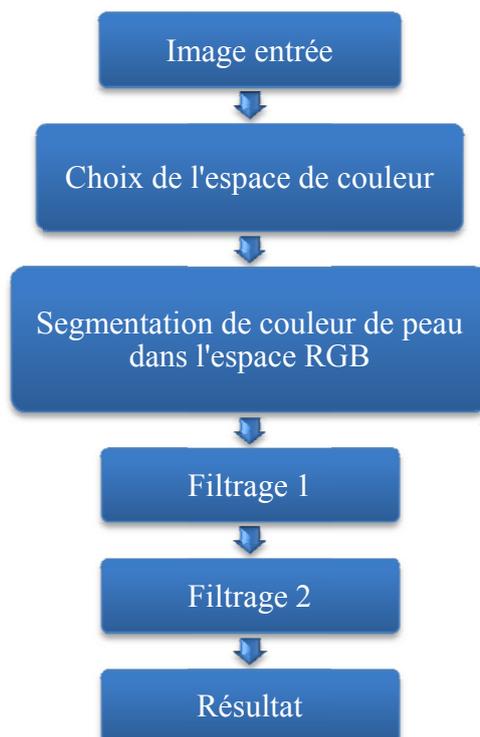


Figure 3. 1: L'organigramme de notre méthode.

Figure 3.1 illustre le système complet. Il commence par la segmentation de la couleur de la peau dans l'espace RGB précédemment choisi pour construire notre modèle de peau. Ensuite le résultat de la détection de la peau est soumis à deux filtrages successifs, le premier

est un filtrage basé sur la couleur et le deuxième est un filtrage morphologique. À la fin de ce processus les objets non visage sont éliminés et les visages sont encadrés.

2.1. Le choix du système couleur

Supposant que les pixels de la peau suivent une distribution gaussienne, nous collectons les valeurs des pixels de la peau de plusieurs visages, sur des images en RGB, HSV et Y'CrCb. Puis, à l'aide de l'équation (3.1), les gaussiennes sont construites et affichées pour chaque système couleur.

$$G_{\sigma}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

Les étapes sont comme suit :

a) Conversion de l'image

Afin de choisir le meilleur espace de couleur pour la détection de peau, on commence par transformer l'image couleur RGB en espaces couleurs HSV et YCbCr.

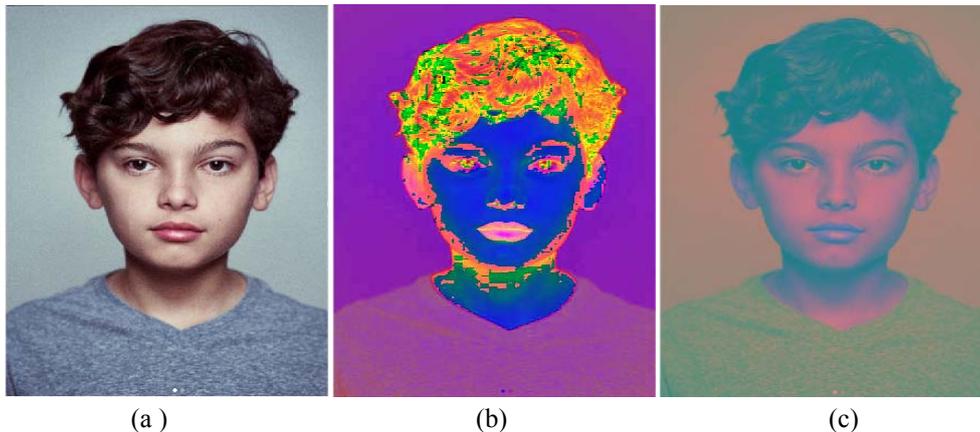


Figure 3. 2: Les images en : (a) RGB, (b) HSV et (c) YCbCr.

b) Décomposition en Superpixel de l'image

Ensuite, les images sont décomposées en super-pixels : pour prélever le maximum de pixels de la peau les images sont segmentées en zones homogènes plusieurs fois (500, 1000, 2000 puis 6000 super-pixels, ce dernier a donné de meilleurs résultats), ce qui facilitera ensuite le prélèvement des pixels de la peau.

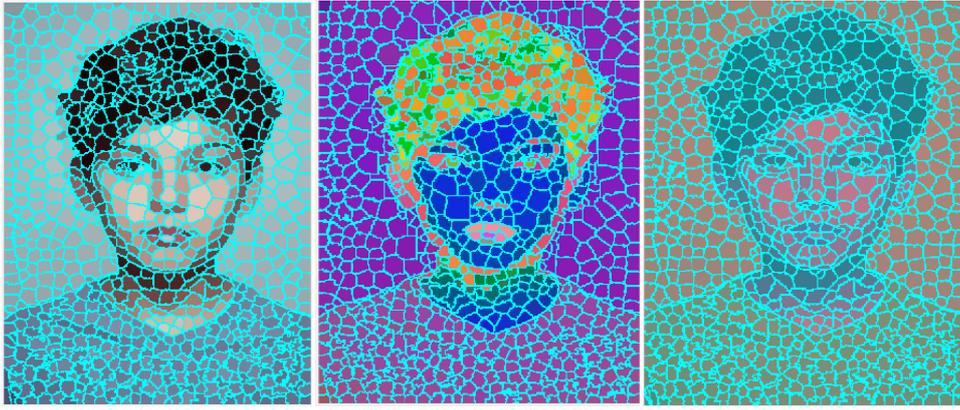


Figure 3. 3: Les résultats de la super-pixellisation dans les trois images (RGB,HSV et YCbCr).

c) Extraction des valeurs des pixels

Après avoir affiché les trois images segmentées en super-pixels, le maximum de valeurs des super-pixels de la peau des différents plans G, B, S, V, Cb et Cr sont prélevés manuellement sur Excel.

Les plans couleurs R, H, Y sont négligés parce que leurs variances sont minimales comparées aux autres plans.

d) Densité de probabilité pour chaque système couleur

Dans cette étape, nous avons programmé trois densités de probabilités (DP) en utilisant les valeurs de deux plans couleurs de chaque système couleur (GB, SV et CrCb): DP_{GB} , DP_{SV} et DP_{CrCb} .

Les trois DP sont affichés en 3D comme :

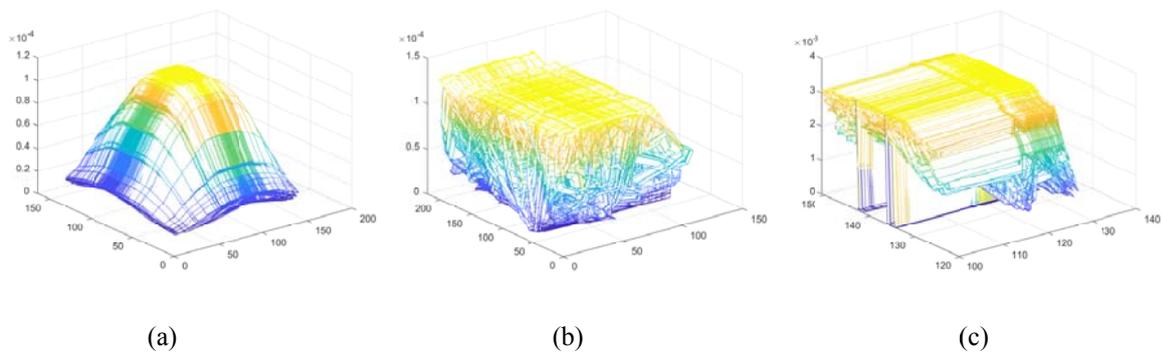


Figure 3. 4: La représentation des densités de probabilités des couples plans couleurs : (a) GB, (b) SV, (c) CrCb.

On remarque que la fonction DP_{GB} dans le système RGB forme une gaussienne. Ainsi notre choix pour la suite du travail va porter sur le système couleur RGB (les plans GB).

2.2. Détection de la peau

Pour notre modèle peau les moyennes et l'écart-types correspondant aux plans couleur G et B sont comme :

EcartType_G = 40,5934

Moyenne_G = 116,5171

EcartType_B = 40,7265

Moyenne_B = 114,3641

Pour détecter de la peau, l'image est segmentée en Super-pixel. Puis, pour chaque Super-pixel on calcule sa probabilité d'appartenance, en utilisant notre modèle peau. En fixant un seuil empirique, un masque peau est généré.

La figure 3.5 montre la segmentation par la méthode de superpixels en utilisant la probabilité d'appartenance.



Figure 3. 5: Détection de la peau sur des images.

On peut voir que la peau est détectée mais en incluant les bras et des objets non souhaités. Dans la prochaine étape, l'image sera filtrée afin de ne laisser que le visage.

2.3. Filtrage

Dans cette étape, on a raffiné le résultat précédent en filtrant les pixels non-peau qui seront mis à zéro.

a) Filtrage basé sur la couleur

Pour cela on a établi un ensemble de règles qui seront ensuite utilisées comme condition pour différencier les pixels peau des pixels non-peau.

Les règles de segmentation de la peau établies dans l'espace RGB sont :

$$\begin{aligned} &R \geq 41 \ \& \ R \leq 245 \ \& \\ &G \geq 37 \ \& \ G \leq 240 \ \& \\ &B \leq 190 \ \& \ B \geq 17 \ \& \\ &(\max\text{RGB} - \min\text{RGB}) > 15 \ \& \ (|R - G| > 15) \ \& \ (R > G) \ \& \ (R > B) \ \& \ (G \geq B) \end{aligned}$$

Puis nous supprimons tous les objets dont les surfaces sont inférieures à 2000 pixels après avoir érodé le masque avec un élément structurant disque de rayon 2. Le résultat du filtrage de la peau à l'aide de ces règles est donné dans la figure 3.6.



Figure 3. 6: Résultat du premier filtre sur la couleur.

b) Filtrage morphologique

Le prochain filtrage consiste à supprimer les objets dont les formes ne correspondent pas à un visage. Pour cela le filtrage se base sur la morphologie des objets.

Le filtre élimine tout objet avec les caractéristiques suivantes:

(Solidité < 0,8 ET Axe maximal < 200) OU (Axe Minimal/ Axe Maximal) < 0,55) OU (Nombre de trous dans l'objet) < 3

Tel que :

-Solidité = la surface de l'objet sur la surface du convexe de l'objet.

-L'objet qui correspond au visage doit contenir au moins trois trous qui correspondent à la bouche et les deux yeux. Les trous du nez sont détectés ou non selon la position du visage.

La dernière étape consiste au remplissage des trous dans l'objet qui n'est pas supprimé par le dernier filtrage et qui correspond au visage. La figure 3.7 montre le résultat du filtrage morphologique.

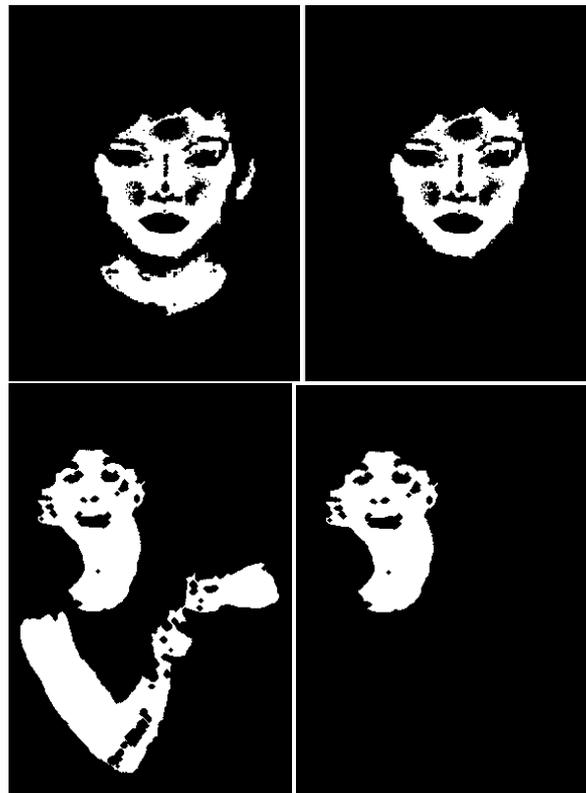


Figure 3. 7: Résultat du filtrage morphologique.

La figure 3.8 montre l'encadrement du visage en utilisant les coordonnées des extrémités les masques des visages détecté et montés dans la figure 3.7.

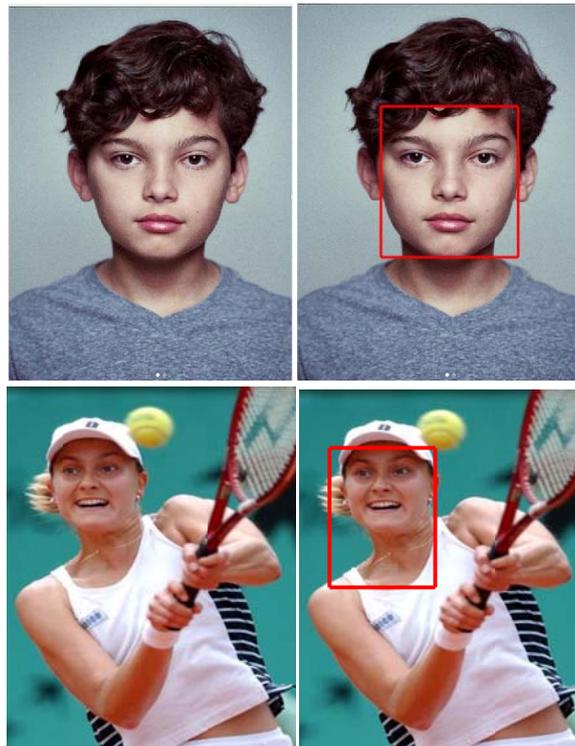


Figure 3. 8: Encadrement du visage.

On remarque pour la deuxième image que le cou est également détecté.

3. Évaluation de la méthode

La méthode est évaluée sur 100 images de la base de données Fddb (FullDome Database): une référence pour la détection des visages dans des paramètres sans contrainte [37]. Le résultat montre une bonne détection du visage sur 80 images, ce qui fait une bonne

détection de 80%. (Pourcentage = $\frac{\text{valeur partielle}}{\text{valeur totale}} * 100$)

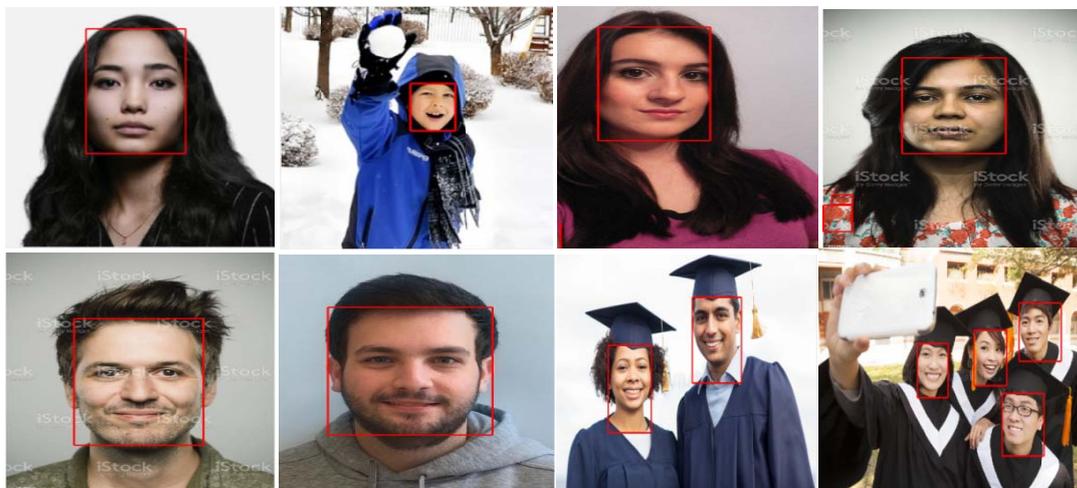


Figure 3. 9: Quelques exemples de résultats de la détection de visage avec notre méthode dans nos images de visage collectées.

Quoique cette méthode détecte bien les visages dans les images, le problème des faux positifs (arrière-plan et vêtements) causent des fois des fausses détections de visage comme la montre la figure ci-dessous.



Figure 3. 10: Exemple de fausses détections de visages.

On remarque que la couleur de vêtement porté est proche de celle de la couleur de la peau du visage.

4. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté et implémenter une méthode de détection de visage. Nous avons introduit l'enchaînement de notre application et montré le résultat de chaque étape, suivi du résultat final de l'algorithme. Nous avons testé notre application sur plusieurs images et montré e résultat de l'évaluation.

CONCLUSION GENERALE

Conclusion générale

La détection de visage est une opération très fondamentale dans les systèmes d'identification faciale dont l'efficacité est directement liée à la précision de la détection de visage. L'objectif de notre mémoire est de concevoir et d'implémenter une application de détection de visage basée sur la couleur de la peau.

La première étape consiste à vérifier le système couleur adéquat pour la modélisation de la peau. La deuxième étape est une segmentation grossièrement en utilisant une fonction gaussienne qui modélise la distribution des pixels de la peau. La troisième étape consiste à raffiner le résultat en introduisant des conditions sur les couleurs des pixels, suivie d'un filtrage morphologique, et enfin, la sélection du visage. L'algorithme est testé sur 100 images captées aléatoirement, où les personnes sont dans des poses et tailles différentes et dans des conditions d'éclairage sans contrainte. Le résultat a montré une efficacité de 80% d'images dont les visages sont bien détectés.

On peut considérer la couleur de la peau comme un moyen simple et efficace pour la détection de visage. L'algorithme peut être amélioré, pour cela, plusieurs perspectives sont à envisager : avec d'autres méthodes pour améliorer les résultats de la détection.

- Combiner notre méthode avec d'autres caractéristiques du visage tel que les yeux, le nez et la bouche.
- Utiliser les caractéristiques de texture pour un meilleur filtrage.

Créer automatiquement un modèle de visage par les algorithmes d'apprentissage automatique afin de mesurer la similarité entre le modèle et les candidats de visage

Bibliographie

- [1]. Castelluccia, C. and D. Le Métayer, *Analyse des impacts de la reconnaissance faciale- Quelques éléments de méthode*. 2019.
- [2]. Faux, F. and F. Luthon, *Théorie de l'évidence pour suivi de visage*. 2011.
- [3]. Abdat, F., *Reconnaissance automatique des émotions par données multimodales: expressions faciales et des signaux physiologiques*. 2010, Metz.
- [4]. Guesmi, H., *Identification de personnes par fusion de différentes modalités biométriques*. 2014.
- [5]. Beddiaf, L., *Vidéosurveillance: Principes et technologies*. 2008: L'Usine nouvelle.
- [6]. Thevenin, D., *Adaptation en Interaction Homme-Machine: le cas de la Plasticité*. 2001, Université Joseph-Fourier-Grenoble I.
- [7]. Govindaraju, V., et al. *Locating human faces in newspaper photographs*. in *1989 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 1989. IEEE Computer Society.
- [8]. Waite, J. and W. Welsh. *An application of active contour models to head boundary location*. in *BMVC*. 1990.
- [9]. Craw, I., D. Tock, and A. Bennett. *Finding face features*. in *European Conference on Computer Vision*. 1992. Springer.
- [10]. Cootes, T.F., et al., *Active shape models-their training and application*. *Computer vision and image understanding*, 1995. **61**(1): p. 38-59.
- [11]. Yow, K.C. and R. Cipolla, *Finding initial estimates of human face location*. 1995: Citeseer.
- [12]. Elgammal, A., D. Harwood, and L. Davis. *Non-parametric model for background subtraction*. in *European conference on computer vision*. 2000. Springer.
- [13]. McIvor, A.M. *Background Subtraction Techniques*. 2000.
- [14]. Horprasert, T., D. Harwood, and L.S. Davis. *A robust background subtraction and shadow detection*. in *Proc. ACCV*. 2000.
- [15]. Sénéchal, T. and L. Prévost, *Réseaux de neurones en cascade pour la localisation précise de points caractéristiques du visage*.
- [16]. Désoyer, A., et al., *Les coréférences à l'oral: une expérience d'apprentissage automatique sur le corpus ANCOR*. 2015.

Bibliographie

- [17]. Schapire, R.E., *Explaining adaboost*, in *Empirical inference*. 2013, Springer. p. 37-52.
- [18]. Papageorgiou, C.P., M. Oren, and T. Poggio. *A general framework for object detection*. in *Sixth International Conference on Computer Vision (IEEE Cat. No. 98CH36271)*. 1998. IEEE.
- [19]. Fleck, M.M., D.A. Forsyth, and C. Bregler. *Finding naked people*. in *European conference on computer vision*. 1996. Springer.
- [20]. Kjeldsen, R. and J. Kender. *Finding skin in color images*. in *Proceedings of the Second International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*. 1996. IEEE.
- [21]. Saber, E. and A.M. Tekalp, *Frontal-view face detection and facial feature extraction using color, shape and symmetry based cost functions*. *Pattern Recognition Letters*, 1998. **19**(8): p. 669-680.
- [22]. Yang, M.-H. and N. Ahuja. *Detecting human faces in color images*. in *Proceedings 1998 International Conference on Image Processing. ICIP98 (Cat. No. 98CB36269)*. 1998. IEEE.
- [23]. Terrillon, J.-C., et al. *Comparative performance of different skin chrominance models and chrominance spaces for the automatic detection of human faces in color images*. in *Proceedings Fourth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (Cat. No. PR00580)*. 2000. IEEE.
- [24]. Teague, M.R., *Image analysis via the general theory of moments*. *JOSA*, 1980. **70**(8): p. 920-930.
- [25]. Jones, M.J. and J.M. Rehg, *Statistical color models with application to skin detection*. *International Journal of Computer Vision*, 2002. **46**(1): p. 81-96.
- [26]. Lee, J.Y. and S.I. Yoo. *An elliptical boundary model for skin color detection*. in *Proc. of the 2002 International Conference on Imaging Science, Systems, and Technology*. 2002.
- [27]. Zarit, B.D., B.J. Super, and F.K. Quek. *Comparison of five color models in skin pixel classification*. in *Proceedings International Workshop on Recognition, Analysis, and Tracking of Faces and Gestures in Real-Time Systems. In Conjunction with ICCV'99 (Cat. No. PR00378)*. 1999. IEEE.
- [28]. Birchfield, S. *Elliptical head tracking using intensity gradients and color histograms*. in *Proceedings. 1998 IEEE Computer Society conference on computer vision and pattern recognition (Cat. No. 98CB36231)*. 1998. IEEE.

Bibliographie

- [29]. Soriano, M., et al. *Skin detection in video under changing illumination conditions*. in *Proceedings 15th International Conference on Pattern Recognition. ICPR-2000*. 2000. IEEE.
- [30]. Swain, M. and D. Ballard, *Color indexing*. International Journal of Computer Vision, 2004. **7**: p. 11-32.
- [31]. Saxe, D. and R. Foulds. *Toward robust skin identification in video images*. in *Proceedings of the Second International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*. 1996. IEEE.
- [32]. Kovac, J., P. Peer, and F. Solina, *Human skin color clustering for face detection*. Vol. 2. 2003: IEEE.
- [33]. Hammami, M., *Modèle de peau et application à la classification d'images et au filtrage des sites Web*. 1992, Université de Caen.
- [34]. Smith, A.R., *Color gamut transform pairs*. ACM Siggraph Computer Graphics, 1978. **12**(3): p. 12-19.
- [35]. Achanta, R., et al., *SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods*. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2012. **34**(11): p. 2274-2282.
- [36]. Van Den Boomgaard, R. and R. Van Balen, *Methods for fast morphological image transforms using bitmapped binary images*. CVGIP: Graphical Models and Image Processing, 1992. **54**(3): p. 252-258.
- [37]. Jain, V. and E. Learned-Miller, *Fddb: A benchmark for face detection in unconstrained settings*. 2010, UMass Amherst technical report.

Résumé

Le visage est notre principal centre d'attention dans la vie sociale et joue un rôle important dans la transmission de l'identité et des émotions. La détection automatique de visages est utilisée dans plusieurs applications. Dans ce mémoire, nous proposons une méthode de détection de visages humains sur des images couleurs. La première étape consiste à vérifier le système couleur adéquat pour la modélisation de la peau. La deuxième étape est une segmentation grossièrement en utilisant une fonction gaussienne qui modélise la distribution des pixels de la peau. La troisième étape consiste à raffiner le résultat en introduisant des conditions sur les couleurs des pixels, suivie d'un filtrage morphologique, et enfin, la sélection du visage. L'algorithme est testé sur 100 images captées aléatoirement, où les personnes sont dans des poses et tailles différentes et dans de conditions d'éclairage sans contrainte. Le résultat a montré une efficacité 80% d'image dont les visages sont bien détectés.

Mots-clés : la détection de visage, superpixel, la segmentation de la couleur, traitement morphologique, espace de couleur RGB.

Abstract

The human face is the center of attention in social life and it has an important role in the emotions transmission and the identity identification. Automatic face detection is used in several applications. In this work, we proposed a face detection algorithm. The first step consists on selection the best color system for skin modeling. The second step is a rough segmentation using a Gaussian function that models the pixel distribution of the skin. The third step is to refine the result by introducing conditions on the colors of the pixels, followed by morphological filtering, and finally, the selection of the face. The algorithm is tested on 100 images captured at random, where people are in different poses and sizes and in unconstrained lighting conditions. The result showed that in 80 images all faces are well detected.

Keywords: face detection, superpixel, color segmentation, morphological processing, RGB color space.

ملخص

إن الوجه هو محور اهتمامنا الرئيسي في الحياة الاجتماعية، وهو يلعب دورا مهما في نقل الهوية والعواطف يتم استخدام الكشف التلقائي عن الوجه في العديد من التطبيقات. في هذه المذكرة، نقترح طريقة للكشف عن الوجوه البشرية على الصور الملونة. الخطوة الأولى هي التحقق من نظام الألوان الصحيح لنمذجة الجلد. الخطوة الثانية هي التجزئة التقريبية باستخدام وظيفة gaussian التي تقوم بنمذجة توزيع وحدات بكسل الجلد. أما الخطوة الثالثة فهي تحسين النتيجة من خلال تقديم شروط على ألوان وحدات البكسل، ثم النصفية المورفولوجية وأخيرا تحديد الوجه. يتم اختبار الخوارزمية على 100 صورة تم التقاطها عشوائيا حيث يكون الأشخاص في أوضاع و أحجام مختلفة وفي ظروف إضاءة غير مقيدة. وقد أظهرت النتيجة كفاءة صورة بنسبة 80% تم اكتشاف وجوهها بشكل جيد.

كلمات رئيسية: مساحة ألوان , اكتشاف الوجه، بكسل فائق، المعالجة المورفولوجية، تجزئة الألوان RGB ،