



INSTITUT
FRANCOPHONE
INTERNATIONAL

**UNIVERSITÉ NATIONALE DU VIETNAM À HANOÏ
INSTITUT FRANCOPHONE INTERNATIONALE**

OPTION : SYSTÈMES INTELLIGENTS ET MULTIMÉDIA (SIM)

PROMOTION : 25 ANNÉE ACADÉMIQUE 2021-2022

MODULE : VISION PAR ORDINATEUR

**DÉTECTION DE LA PEAU EN SE BASANT SUR
LA COULEUR**

**SOLUTION PROPOSÉES PAR LE GROUPE 5
CONSTITUÉ DE :**

**TANKEU NGUEKEU BAUDELAIRE ISMAËL
DONGMO TCHIEDU Ivan Ulrich
ADOSSEHOUN Kossi Josué**

ENCADRÉE PAR :

NGUYEN THI OANH – IPH, oanhnt@soict.hust.edu.vn

Table des matières

1	Introduction	2
2	Explication des résultats obtenus	2
3	Explication des résultats obtenus	2
3.1	L'entraînement	2
3.2	Le test du modèle	5
4	Conclusion	6

Table des figures

1	Images RGB, Lab et label	2
2	Valeurs minimales et maximales des valeurs de pixel dans les canaux L, a et b	3
3	Valeurs minimales et maximales de pixel dans les canaux L, a et b sur 5 bits .	3
4	Image Lab réduite 32 et non-réduite 256	3
5	Histogramme normalisée des valeurs de pixels peaux sur a et b	4
6	Histogramme normalisée des valeurs de pixels non peaux sur a et b	4
7	Visualisation du résultat avec le seuil de probabilité 0.4	5
8	Visualisation du résultat avec avec variation du seuil de probabilité	5
9	Visualisation du résultat des images différentes avec le même seuil	6
10	Résultat avec image d'origine et image filtrée	6

1 Introduction

Dans le monde actuelle, la vidéo surveillance a pris un essor considérable dans beaucoup d'espaces privé comme public permettant ainsi une visualisation ou distinction entre l'être humain et les autres objets. Mais nous remarquons que ces êtres humains eux aussi ne sont de même nature en terme de caractère, couleur de peau, culture, etc. Si nous prenons le cas de la couleur de peau, comment distingué la peau d'un être humain des autres parties de lui ou qui l'entoure ? L'auteur [1] dans son article offre diverses approches pour la détection de la peau. Pour les auteurs, la construction d'un système de détection de la peau en utilisant les couleurs se caractérise par trois principes à savoir :

- l'espace de calorimétrique choisi ;
- la modélisation exacte de la distinction des couleurs de peau ;
- l'approche de traitement des résultats de segmentation des couleurs pour la détection des visages ;

Pour le cadre de notre travail, nous avons choisir d'utiliser l'espace de calorimétrique **CIE LAB** et la **méthode bayésienne** pour différencier la peau de la non-peau. Dans le cadre de notre travail, nous allons insister sur le processus de construction de notre système en se basant sur les deux (02) premières approches que les auteurs proposent tout en montrant les solutions obtenues.

2 Explication des résultats obtenus

pour l'obtention du modèle de notre système, nous avons utiliser 2 approches basées sur l'entraînement et le test pour tester l'efficacité de notre modèle. Nous avons utilisé comme outils : **google colab** ou **jupyter-notebook**, **opencv** avec **python3**.

3 Explication des résultats obtenus

3.1 L'entraînement

Il a permis de construire notre modèle en basant par notre dataset d'entraînement qui était constitué de 1200 images avec leurs labels. Nous avons commencé par accéder à ces différents images et labels d'entraînement. Nous observons en allant de la gauche vers la droite



FIGURE 1 – Images RGB, Lab et label

que nous avons l'image d'origine dans son espace de colorimétrie **RGB**, **Lab** et le **masque**. Nous observons que le RGB propose un bon affichage sur l'écran alors que celui du Lab n'a pas une bonne qualité visuelle sur l'écran. Mais en terme de traitement des couleurs, le RGB n'est pas meilleur que le Lab d'où le choix de l'espace Lab.

Nous avons par la suite vérifier le comportement des valeurs des pixels dans chaque canal de notre espace choisi. Nous obtenons le résultat suivant : Nous observons sur la figure 2 que sur 8 bits nous pourrions représenter 256 valeurs allant de 0 à 255. pour le cas de l'image 30 choisie plus haut, nous remarquons que la valeur minimale et maximale de L sont 0 et

```

valeur minimale d'un dans le chanel L : 0
valeur maximale d'un dans le chanel L : 245

valeur minimale d'un dans le chanel a : 126
valeur maximale d'un dans le chanel a : 153

valeur minimale d'un dans le chanel b : 126
valeur maximale d'un dans le chanel b : 160

```

FIGURE 2 – Valeurs minimales et maximales des valeurs de pixel dans les canaux L, a et b

245, de a sont 126 et 153 et 126 et 160 pour b. Ces valeurs sont ainsi parce que nous récupérons ces valeurs grâce à la librairie openCV qui utilise les valeurs entières positive différentes des autres librairies comme skimage qui vont utilisées les valeurs réelles signées c'est-à-dire compris entre -128 et 128 c'est-à-dire juste ajouté +128 à chaque pixel pour avoir un codage allant de zéro (0) à 255.

Nous remarquons que le nombre de valeurs des pixels dans chacune de ces images peuvent être très grande, afin de nous faciliter la tâche leur de la détection de la peau, il nous convient de pouvoir réduire nos différentes images. Ainsi, nous obtenons la figure 3 ci-dessous. Nous

```

valeur minimale d'un dans le chanel L : 0
valeur maximale d'un dans le chanel L : 245

valeur minimale d'un dans le chanel a : 15
valeur maximale d'un dans le chanel a : 19

valeur minimale d'un dans le chanel b : 15
valeur maximale d'un dans le chanel b : 20

```

FIGURE 3 – Valeurs minimales et maximales de pixel dans les canaux L, a et b sur 5 bits

observons un changement sur les valeurs minimales et maximales des pixels qui sont de 0 et 245 pour L, entre 15 et 19 pour a et entre 15 et 20 pour b pour l'image numéro 30. La valeur de L (luminance) n'a pas changée parce que nous ne nous sommes pas intéressés à elle, car la détection de la peau sera concentré sur les canaux de couleurs a et b.

Par la suite, nous pouvons visualiser les images non-réduites et réduites dans notre espace Lab. Nous avons comme image : Nous observons la même luminance des images de gauche à



FIGURE 4 – Image Lab réduite 32 et non-réduite 256

droite qui représentent les images non-réduite sous 256 valeurs vers une réduction 32 valeurs réduites.

Par la suite, nous pouvons ainsi déterminer le nombre de pixels peau et non-peau de nos données d'entraînement de nos images réduites. Nous pouvons ainsi constaté que nous avons comme nombre total de pixel peau : **40599139** et comme nombre total de pixel non-peau : **21234970**. Ceci nous permet de représenter nos pixels peau et non-peaux. Pour obtenir ces valeurs, nous avons fixé un seuil égale à 150 pour filtrer les valeurs de pixels peau et non-peau de a et b. Ce seuil sera utilisé sur notre label, pour dire qu'au dessus de ce seuil, le

pixel est considéré comme peau et en dessous comme non-peau sachant que nos images labels sont binaires (valeur zéro(noir) pour non-peau et 255 (blanc) pour peau). La figure 5

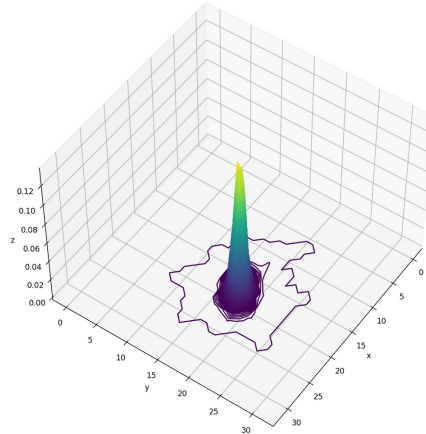


FIGURE 5 – Histogramme normalisée des valeurs de pixels peaux sur a et b

représente l'histogramme normalisée des valeurs de pixels. Nous l'avons normalisé afin de mieux représenter la valeurs des pixels. Nous observons quel qu'en soit le canal a une forte concentration des valeurs des pixels entre les valeurs 14 et 23 alors que pour le canal b, elles sont concentrées entre 14 et 2.

Ainsi, nous pouvons aussi visualiser les variations et concentrations des valeurs des pixels non-peaux pour notre jeu d'entraînement. La figure 6 le présente : Nous observons ainsi sur

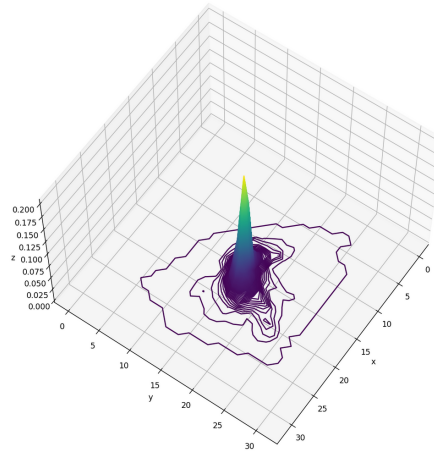


FIGURE 6 – Histogramme normalisée des valeurs de pixels non peaux sur a et b

cette figure que quelqu'en soit le canal utilisé (a ou b), les valeurs des pixels sont concentrées entre 14 et 20.

Par les figures 5 et 6 des histogrammes normalisés permettent ainsi de déterminer les probabilités conditionnelles des pixels sachant qu'ils sont peau (figure 5) et non peau (figure 6). Nous pouvons avoir une meilleur représentation des valeurs de pixels de nos peaux et non-peaux sur nos jeux de données d'entraînement. Par ces valeurs, nous pouvons ainsi construire notre modèle en se servant de la méthode de Bayes qui calcule la probabilité de peau comme le montre la formule suivante

$$p(peau|a, b) = \frac{p(c|peau)p(peau)}{p(c|peau)p(peau) + p(c|\neg peau)p(\neg peau)}$$

.

3.2 Le test du modèle

Par cette formule, nous pouvons ainsi évaluer notre modèle lors du test sur des images de test en fixant un seuil de probabilité à 0.4, nous obtenons la figure suivante. De la gauche vers

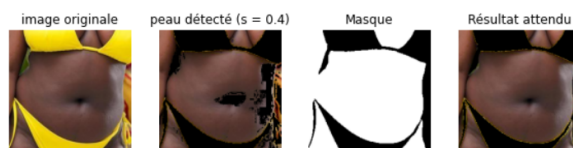


FIGURE 7 – Visualisation du résultat avec le seuil de probabilité 0.4

la droite, nous avons l'image d'origine, le résultat obtenu avec notre modèle, le label ainsi que le résultat que nous attendions ou espérons avoir. Nous pouvons remarquer qu'on arrive à détecter la peau sur l'image mais nous avons quelques erreurs qui sont la non-détection de la peau du nombril et une petite partie du côté droit du ventre ainsi que certaines parties du fond c'est-à-dire non-peau ne sont pas mis en noires. Ceci montre que notre modèle n'est pas fiable à ce 100%.

Nous pouvons ainsi, continuer l'observation des résultats que proposent notre modèle en variant le seuil de probabilité de la peau. Nous obtenons ainsi, l'image suivante.

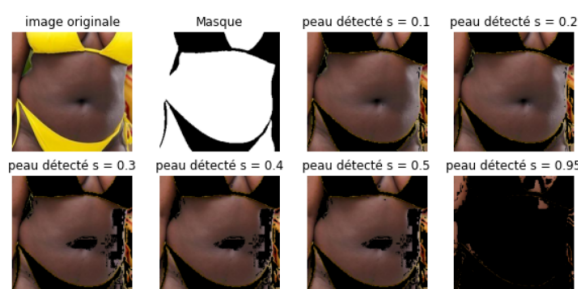


FIGURE 8 – Visualisation du résultat avec avec variation du seuil de probabilité

Nous observons sur le résultat qu'en variant ce seuil de probabilité entre 0.1 et 0.95, nous avons des résultats différents. Avec une valeur de 0.1 ou 0.2, on détecte déjà très bien la peau mais avec une non bonne détection sur le background de l'image, car elle se rapproche de la peau en coloration. Mais lorsque ce seuil est augmenté, on continue par détecter la peau mais par comme avec les valeurs de 0.1 et 0.2 mais on détecte aussi de mieux en mieux la non peau. Avec la valeur 0.95, on constate qu'on détecte bien la non peau sans pour autant bien détecté la peau. Ainsi, il nous faut appliquer le même seuil de probabilité sur des images différentes afin d'observer.

Nous avons pris sur la figure 9 des images aléatoires que nous appliquons le même seuil de probabilité, nous constatons que les images 93, 84, 43 et 69 donnent des résultats meilleurs que ceux des images 6, 49, 101 et particulièrement 88 avec la valeur de seuil de probabilité égale à 0.4. Nous observons que sur la figure 49, la couleur de l'éclairage est à l'origine de ce résultat. Pour les figures 88 et 101, les couleurs des pixels non peau sont plus proches des couleurs des pixels peau d'ou cette détection comme peau au lieu de non peau.

L'image 49 attire notre attention, nous allons essayer de filtrer cette image afin de comparer le résultat obtenu avec celle de l'image non filtrée.



FIGURE 9 – Visualisation du résultat des images différentes avec le même seuil



FIGURE 10 – Résultat avec image d'origine et image filtrée

Nous remarquons qu'en appliquant un filtre médian à cette image visible dans la figure 10, on a une amélioration du résultat avec le même seuil de probabilité qui est de 0.3. Ce qui montre à suffisance qu'en lisant les images bruitées on peut avoir une meilleure qualité de détection de la peau et non-peau dans notre modèle.

4 Conclusion

Nous pouvons dire que ce travail nous a permis de créer un modèle afin de pouvoir détecter la peau et la non-peau. Nous avons remarqué que le nombre de pixels peau de notre jeu de données était largement supérieur au nombre de pixels non peau. Nous pouvons nous demander si nous augmentons notre jeu d'entraînement avec des images ayant des pixels non peau est-ce que le modèle sera plus performant dans la détection des pixels non peau dans notre jeu de test ?

L'accès au code source se fait en par un clic [ici](#)

Références

- [1] Vladimir Vezhnevets, Vassili Sazonov, and Alla Andreeva. A survey on pixel-based skin color detection techniques. In *Proc. Graphicon*, volume 3, pages 85–92. Moscow, Russia, 2003.