# Introduction à la vision par ordinateur TP1 : Détection de visages

Romain Catajar - romain.catajar@student.ecp.fr 17 mars 2016

#### Résumé

Présentation d'implémentations de différentes méthodes de détection de peau ou de visage et analyse des résultats. Le code a été réalisé avec l'aide de deux autres étudiants : Léo Hoummady et Thibault Kaspi.

# 4 Approche 1 : Detection de la peau

#### 4.1 Avant de commencer

1. Que pensez vous de ce type d'approches, que l'on pourra qualifier d'approches colorimétriques, pour la détection de visages? La détection de la peau est-elle suffisante? Quelles en sont les limites?

Cette approche me semble être limité. En effet, même si on imagine pouvoir détecter parfaitement les pixels de peau, cela ne suffit pas a détecter le visage (le visage n'est pas forcement la seule peau apparaissant sur une image). De plus, je ne suis pas convaincu qu'une approche colorimetrique est suffisante pour detecter efficacement les pixels de peau. En effet la couleur des pixels de peau peux varier grandement d'une image a une autre en fonction de plusieurs critères (exposition et luminosité de la photo, ethnicité de la personne sur la photo, ...). Il me semble qu'une approche efficace devrait prendre en compte le contexte autour des pixels pour dire s'il s'agit de peau ou non (par exemple, en regardant le gradient de l'image, la couleur des pixels de peau devant a priori varier peu).

- 2. Dans la mise en oeuvre de ce type d'approches, quelles sont les principales questions à se poser?
  - Qualité et variété des images utilisées (différents éclairages et couleurs de peau par exemple)
  - Choix du modèle de séparation entre peau et non peau
  - Choix de l'espace de couleur

### 4.2 A vous de jouer

#### 4.2.1 Base d'images

J'ai construit une base de 78 images a partir du dataset *Pratheepan Dataset*. Ces images sont ensuite séparées en deux groupe, un groupe "d'entrainement" de 52 images et un groupe de test de 26 images.

#### 4.2.2 Une première méthode simple

Les résultats obtenues sont présenté dans le tableau ci dessous.

Dataset	Taux de bonne détection		Taux de mauvaise détection	
	Moyenne	Ecart type	Moyenne	Ecart type
Entrainement	0.87	0.14	0.28	0.20
Test	0.91	0.09	0.16	0.15

Table 1 – Résultats de la méthode de Peer et Al.

Globalement le taux de bonne détection est acceptable, mais celui de mauvaise détection est trop élevée (son ecart type egalement, ce qui indique l'existence d'image ou le taux de mauvaise detection est >50%). La règle semble être trop permissive.

TODO: montrer des exemples

#### 4.2.3 Approche non paramétrique : Histogramme et modèle de peau

TODO : Montrer les histogrammes

J'ai construit les histogramme a partir du dataset d'entrainement pour les espaces RGB, LAB et HSV. Les résultats sont présentés ci dessous.

Dataset	Taux de bonne détection		Taux de mauvaise détection	
	Moyenne	$Ecart\ type$	Moyenne	Ecart type
Entrainement	0.85	0.19	0.19	0.15
Test	0.86	0.20	0.13	0.14

Table 2 – Résultats avec les histogrammes RGB

Dataset	Taux de bonne détection		Taux de mauvaise détection	
	Moyenne	Ecart type	Moyenne	$Ecart\ type$
Entrainement	0.73	0.27	0.11	0.11
Test	0.73	0.28	0.08	0.10

Table 3 – Résultats avec les histogrammes LAB

TODO: Commentaires et exemples

Dataset	Taux de bonne détection		Taux de mauvaise détection	
	Moyenne	Ecart type	Moyenne	$Ecart\ type$
Entrainement	0.86	0.17	0.25	0.11
Test	0.89	0.15	0.21	0.15

Table 4 – Résultats avec les histogrammes HSV

#### 4.2.4 Méthode de Bayes

J'utilise les histogrammes de la partie précédente pour mon modèle de Bayes. Pour déterminer le meilleur seuil, je cherche a maximiser le taux de bonne détection tout en minimisant celui de mauvaise détection. Pour cela, j'ai fait le choix de tester différentes valeurs de seuil en cherchant a maximiser leur différence. J'obtiens les valeurs de seuil suivante :

-RGB: 0.2 -LAB: 0.15-HSV: 0.15

Des seuils plus faibles permettent d'augmenter le taux de bonne détection, mais rapidement le taux de mauvaise détection grimpe au dessus des 20% Les résultats présentés ci dessous sont basés sur ces seuils.

	Dataset	Taux de bonne détection		Taux de mauvaise détection	
Dataset	Moyenne	Ecart type	Moyenne	Ecart type	
	Entrainement	0.82	0.20	0.16	0.12
Г	Test	0.82	0.21	0.12	0.13

Table 5 – Résultats avec la méthode de Bayes (RGB, seuil 0.2)

Dataset	Taux de bonne détection		Taux de mauvaise détection	
	Moyenne	Ecart type	Moyenne	Ecart type
Entrainement	0.74	0.26	0.12	0.11
Test	0.73	0.28	0.08	0.10

Table 6 – Résultats avec la méthode de Bayes (LAB, seuil 0.15)

Dataset	Taux de bonne détection		Taux de mauvaise détection	
	Moyenne	Ecart type	Moyenne	Ecart type
Entrainement	0.88	0.15	0.26	0.21
Test	0.91	0.11	0.22	0.16

Table 7 – Résultats avec la méthode de Bayes (HSV, seuil 0.15)

TODO: Commentaires et exemples

#### 4.2.5 Évaluation

TODO: recap, comparaison histo et bayes.

#### 4.2.6 Discussion

TODO : proposer une ou deux ameliorations

# 5 Detection de visages par l'approche de Viola Jones

#### 5.1 Etude de la methode

 ${\it TODO}: {\it Code}, {\it exemples}, {\it resultats}$ 

# 5.2 Discussion: pour aller plus loin!

TODO: pipo (méthodes de deep learning)

6 Détection de visages par des algorithmes de segmentation