

---

# Détection des régions de couleur de peau dans l'image

Mohamed HAMMAMI<sup>1</sup>, Youssef CHAHIR<sup>2</sup>, Liming CHEN<sup>1</sup>,  
Djamel ZIGHED<sup>3</sup>

<sup>1</sup>École centrale de Lyon, 36 avenue Guy de Collongue, BP 163-69131 Ecully Cedex.

<sup>2</sup>Université de Caen, Campus II- BP 5186, 14032 Caen Cedex.

<sup>3</sup>Université Lumière Lyon 2, France, 86 rue Pasteur, 69007 Lyon, France.

{mohamed.hammami, liming.chen}@ ec-lyon.fr

chahir@info.unicaen.fr

zighed@univ-lyon2.fr

---

**RÉSUMÉ.** Dans cet article, nous proposons une technique de détection et de segmentation de zones de couleur de peau. Cette méthode s'appuie sur des techniques de data mining et d'analyse d'images pour définir un modèle de peau capable de différencier les pixels de peau de ceux de non-peau suivant différents axes. La méthode utilise les techniques de data mining pour produire les règles de prédictions, suivie d'une phase de segmentation en régions cohérentes de peau en utilisant les règles déjà produites. Les expérimentations réalisées sur une base d'images importante montre l'efficacité et la faisabilité de notre approche.

**ABSTRACT.** In this article, we propose a technique of detection and segmentation of areas of skin color. This method is based on datamining techniques and of image analysis to define a model of skin capable to differentiate the pixels of skin of those of non skin following different axes. The method uses techniques of data mining to produce the rules of predictions, followed by segmentation phase in coherent regions of skin while using the rules of decision. *Experimental results on the representative database of images show effectiveness and high reliability of our approach.*

**MOTS-CLÉS :** Classification, Segmentation, Data mining, Modèle de peau.

**KEYWORDS:** Classification, Segmentation, Data-mining, skin color model

---

## 1. Introduction

De nos jours, la détection des régions de peau dans l'image est devenue un sujet de recherche à l'enjeu important dans la mesure où elle est indispensable avant d'envisager d'autres analyses et traitements sur les images telles que la détection et la reconnaissance de visages ou encore la classification d'images en image adulte/non-adulte. En effet, la détection de visages est un sujet de recherche très important étant donné qu'il a une utilité potentielle pour de nombreuses applications telles que les applications liées à la sécurité (surveillance, droit d'accès, ...). Un système de détection et reconnaissance de visages peut être utilisé aussi pour faciliter la recherche et la navigation dans une masse de vidéos tel que l'identification de séquences vidéo où un visage particulier apparaît. La mise en place d'un tel système de détection et reconnaissance de visages doit s'appuyer en préalable sur un système de détection et segmentation de régions de peau. Une application immédiate aussi de notre approche est le filtrage des images sur le Web. En effet, Internet apparaît comme un immense gisement d'informations. Son libre accès conduit à des usages indésirables comme par exemple l'accès par des enfants à des sites adultes, il est donc nécessaire d'introduire des outils de filtrage de sites pour des applications comme le contrôle parental. Ces outils doivent s'appuyer sur une analyse sémantique d'images dans le processus d'identification, où, le texte à lui seul n'est plus suffisant. La détection des régions de peau dans l'image et le pourcentage de ces derniers sont des indicateurs pertinents pour classer les images en image adulte/non-adulte.

Même si le problème de détection des régions de peau dans les images a déjà attiré l'attention des chercheurs, peu de travaux cités dans la littérature utilisent un corpus aussi large que le nôtre pour la phase d'apprentissage ou de test.

Nous pouvons citer les modèles basés sur l'histogramme proposés par Waibel [6] et Kender [3] qui utilisent un modèle simple de couleur de peau dédiés aux applications de vidéo conférence. Un autre modèle est celui de Yang et al. [11], ils proposent dans leur approche un modèle de peau basé simplement sur une densité gaussienne, alors que Jebera et al. [2] utilisent un mélange de densités. Tous ces systèmes pratiquent une phase d'apprentissage sur un nombre restreint d'images sous des conditions d'éclairage connues à l'avance. À l'exception de [2][3], aucune des approches proposées n'utilisent un modèle de non-peau. Si ces modèles conviennent généralement aux systèmes à base d'images peu variées, ils sont peu adaptés aux systèmes contenant une grande variété d'images.

Dans nos travaux, nous apportons plusieurs améliorations aux méthodes que nous venons de citer. Ces améliorations sont d'abord le choix des axes de couleurs et la manière dont ce choix est fixé, puis l'utilisation de Data-mining comme une nouvelle philosophie de traitement des données.

## 2. Notre démarche

Le but principal de nos travaux est la détection des régions de couleur de peau dans l'image. Pour atteindre cet objectif nous avons défini un modèle efficace de peau.

Ce dernier est essentiellement basé sur l'indice couleur, qui est la primitive la plus simple à calculer et la plus riche. Dans un premier temps, afin de distinguer les axes de couleur les plus discriminants, nous avons utilisé les différentes combinaisons d'axes provenant des espaces de couleurs, pour représenter les histogrammes de pixels de peau et de non-peau. Dans un deuxième temps, nous avons établi les probabilités pour qu'un pixel soit un pixel de peau dans chaque combinaison d'axes. Par la suite, l'application des outils de Data Mining nous permet de définir de manière précise, les règles de décision pour classer un pixel en pixel de peau ou non peau. Finalement, la phase de segmentation nous permet d'avoir des régions de peau cohérentes. La figure 1 résume notre démarche.

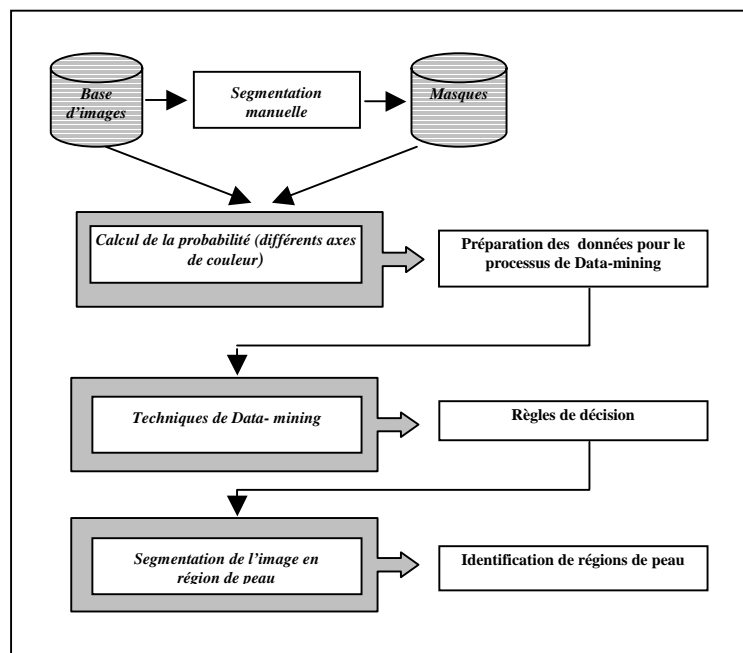


Figure1. Notre démarche

### 3. Modèle de peau

Dans notre approche la couleur est l'indice fondamental pour identifier les pixels de peau dans une image. Pour aboutir à un tel modèle de couleur de peau nous avons procédé en deux étapes :

La première consiste à trouver un modèle de couleur capable de différencier les pixels de peau de ceux de non-peau. L'idée ici est de pouvoir caractériser des histogrammes de couleur de peau et de non-peau selon différentes combinaisons d'axes de couleurs. Dans cette phase de notre travail nous extrayons des données qui sont utilisées par la suite dans une phase d'apprentissage

La deuxième étape consiste à utiliser les outils de Data mining, abordés par la suite, qui nous ont permis de retenir les combinaisons d'axes les plus discriminantes.

#### 3.1. Histogrammes de peau et non-peau

##### 3.1.1. Construction des masques

Dans notre approche nous avons utilisé un corpus constitué de 12230 photos[Compaq]. Chaque photo a été traitée de la façon suivante: La photo a été examinée pour déterminer si elle contenait la peau, si aucune peau n'était présente, elle était placée dans le groupe de non-peau. Si elle contenait la peau, les régions de couleur de peau ont été manuellement étiquetées en utilisant un logiciel. Le résultat est donc un masque binaire enregistré avec chaque photo et qui identifie ses pixels de peau. Toutes les images segmentées que nous appelons aussi masques ont été enregistrées dans un fichier indépendant. Les masques sont enregistrés comme des images avec les pixels blancs représentant les pixels de couleurs de peau et les pixels noirs ceux de non peau. Chaque masque doit prendre le même nom que son image d'origine ce qui nous permet par la suite d'extraire automatiquement des pixels de couleur de peau à partir de l'image et de son masque. Cette démarche est nécessaire non seulement pour la construction d'histogramme de peau mais aussi pour tester notre système de détection des régions de couleur de peau.

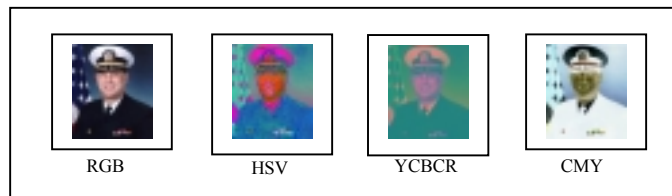


**Figure 2.** : (a) et (b) représentent respectivement l'image originale et le masque binaire.

##### 3.1.2. Choix de l'espace de couleurs

Le choix de l'espace de couleur est très important pour la perception des couleurs proches par l'utilisateur. Les images sont souvent représentées et affichées en espace RGB. Suivant les applications, les caractéristiques sont plus perceptibles

dans certains espaces plutôt que dans d'autres. La figure 3 illustre la représentation d'une image dans quelques espaces de couleurs.



**Figure3.** Représentation d'une image dans différents espace de couleur

Dans notre démarche on se limite à l'utilisation de deux axes pour la caractérisation de la couleur de peau, nous avons construit des histogrammes de couleur de peau et de non-peau selon différentes combinaisons d'axes de couleurs. Par la suite les outils de Data mining abordés dans la section 4 nous permettront de retenir les combinaisons d'axes les plus discriminantes et qui représentent le mieux la distribution des couleurs de pixels de peau. La figure 4 illustre les 12 composantes que nous avons choisis pour la construction de différents histogrammes de couleurs.

<b>R</b>	<b>G</b>	<b>B</b>	<b>H</b>	<b>S</b>	<b>V</b>	<b>Y</b>	<b>CB</b>	<b>CR</b>	<b>I</b>	<b>R-G</b>	<b>H1</b>
----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	-----------	-----------	----------	------------	-----------

**Figure 4. :** les composantes d'espaces de couleurs

### 3.1.3. Construction des modèles d'histogrammes

Pour construire les histogrammes de couleur de peau et de non-peau, nous avons associé à chaque case (bins) des axes utilisés, le nombre de fois que la valeur de couleur s'est produite dans la base de données des images. Les pixels de 12230 images ont été utilisés pour peupler l'histogramme. Les pixels de peau présents dans les 3265 images contenant la peau, et qui ont été marqués manuellement sont placés dans l'histogramme de peau. Les pixels présents dans les 8965 images ne contenant pas de peau sont placés dans l'histogramme non peau.

Les pixels non peau qui appartiennent à des images contenant de la peau n'ont pas été utilisés dans la construction de notre modèle de peau. Cette démarche est nécessaire car on ne peut pas avoir une segmentation parfaite des régions de peau pour toutes les images [11].

La figure 5 illustre la construction d'un histogramme de couleur pour les pixels de peau en utilisant les masques binaires. Par souci de clarté, nous avons utilisé ici une seule composante d'espace de couleur.



**Figure5.** Construction d'histogramme de couleurs de peau

Après l'obtention des histogrammes de couleurs de pixels de peau et de non-peau, nous calculons la probabilité conditionnelle pour chaque couleur sachant que cette couleur est une couleur de peau ou non. Les valeurs contenues dans les histogrammes sont alors converties en distribution discrète  $P(.)$  :

$$P(C1, C2 / peau) = \frac{P[C1, C2]}{T_p} \qquad P(C1, C2 / non.peau) = \frac{P[C1, C2]}{T_N}$$

$P[C1, C2]$  est le nombre de pixels associé à une case (bins) de l'histogramme de peau formé par les deux axes  $C1$  et  $C2$ .  $N[C1, C2]$  est calculé de la même manière pour l'histogramme non-peau.  $T_p$  et  $T_N$  représentent respectivement le nombre total de pixels dans l'histogramme de peau et de non-peau.

### 3.2. Calcul de probabilité

Dans la section précédente nous avons calculé les histogrammes de couleurs de pixels de peau et de non peau ainsi que la probabilité conditionnelle pour chaque couleur et dans chaque combinaison d'axes, ce qui nous permet de calculer dans cette étape la probabilité qu'une couleur de pixel appartienne aux classes de peau. Le calcul de cette probabilité  $P(peau/C1C2)$  est donné par la formule de Bayes :

$$P(peau / C1C2) = \frac{P(C1C2 / peau).P(peau)}{P(C1C2 / peau).P(peau) + P(C1C2 / non.peau).(1 - P(peau))}$$

avec  $0 \leq P(\text{peau} / C1C2) \leq 1$ ,  $P(\text{peau}) + p(\text{non.peau}) = 1$  et  $P(\text{peau}) = \frac{T_p}{T_p + T_N}$

Dans cette étape nous calculons pour chacun des pixels de notre base d'images et selon chaque combinaison d'axes, la probabilité qu'il soit un pixel de peau. On aura donc pour chaque pixel d'image 78 valeurs, étant donné que nous utilisons 12 axes.

Le but de notre approche est d'identifier un pixel de peau avec un degré élevé de précision, c'est pourquoi nous n'avons pas arrêté notre démarche uniquement au niveau du calcul de probabilité. En effet, si lors de la prise de décision on se base uniquement sur les probabilités, on peut être confronté au cas où un pixel P a une probabilité élevée suivant une combinaison d'axes et faible suivant d'autres combinaisons. Dans un tel cas nous sommes en présence d'une ambiguïté que nous essaierons de lever en utilisant les outils de Data mining que nous présenterons dans la section suivante. L'avantage de cette démarche est de pouvoir prendre une décision suivant la combinaison d'axes la plus pertinente et selon des seuils fixés automatiquement.

#### 4. Data-mining pour l'extraction des règles de décision

Les grands volumes des bases de données, la diversité et l'hétérogénéité des sources de données nécessitent une nouvelle philosophie de traitement de celles-ci. Dans ce contexte, la fouille de données (Data mining) s'intéresse à découvrir des connaissances implicitement contenues dans un ensemble de données en s'appuyant sur différentes techniques qui peuvent être mises en œuvre indépendamment ou couplées. Ces techniques visent à explorer les données, à décrire leur contenu, et à en extraire l'information la plus significative. Parce qu'une grande partie de l'information qui existe dans les organisations est informelle et non structurée, ces techniques ne se limitent pas à des données factuelles, mais doivent s'adresser aux données textuelles et multimédias.

Dans nos travaux, nous introduisons un nouveau champ d'application de la fouille de données aux collections de pixels. Nous nous concentrons sur le problème de la découverte de connaissances à partir d'un nombre important de pixels. Notre objectif est de construire un modèle de prédiction permettant d'identifier si un pixel est un pixel de peau ou non à partir des différents descripteurs définis dans la section précédente. Nous avons choisi la méthode SIPINA [9] que nous considérons comme la meilleure parmi les méthodes à base de graphes d'induction.

Les méthodes arborescentes (ID3, C4.5...) conduisent souvent à des situations non désirables du fait qu'elles considèrent certaines distributions sur les classes comme équivalentes alors qu'elles ne le sont pas. Ces inconvénients résultent à la fois du processus qui procède exclusivement par divisions et des critères utilisés qui sont insensibles à la taille de l'échantillon. La méthode SIPINA tente de réduire les

inconvenients des méthodes arborescentes d'une part par l'introduction de l'opération de fusion et d'autre part par l'utilisation d'une mesure sensible aux effectifs.

#### 4.1. Utilisation de Data Mining pour l'extraction des règles

Pour des raisons diverses telles que la condition de luminosité, les différentes races etc., l'identification du pixel de peau est un problème difficile. C'est la raison pour laquelle nous cherchons un moyen  $\phi$  pour prédire la classe de pixel (peau /non peau)

Dans notre démarche le modèle de prédiction  $\phi$  est lié à l'hypothèse selon laquelle un pixel n'est pas pris au hasard (de peau ou non), mais selon certains critères bien déterminés. Pour cela, nous établissons 78 descripteurs appelés variables exogènes et nous les notons de 1 à 78.

$$X : \Omega \rightarrow \mathfrak{R}$$

$$w \rightarrow X(w) = (X_1, X_2, \dots, X_{78})$$

Les variables exogènes utilisées dans notre démarche sont les 78 variables issues des différents espaces de couleurs. Chaque variable est une combinaison de deux axes de couleurs et a une valeur comprise entre 0 et 1 désignant la probabilité qu'un pixel soit de peau selon cette combinaison. Notre objectif est donc d'extraire les combinaisons d'axes, ainsi que les seuils permettant de discriminer les pixels de peau à ceux de non peau. Le tableau1 donne les différentes combinaisons possibles.

	R	G	B	I	R-G	H1	H	S	V	Y	CB	CR
R	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
G		13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
B			24	25	26	27	28	29	30	31	32	33
I				34	35	36	37	38	39	40	41	42
R-G					43	44	45	46	47	48	49	50
H1						51	52	53	54	55	56	57
H							58	59	60	61	62	63
S								64	65	66	67	68
V									69	70	71	72
Y										73	74	75
CB											76	77
CR												78

Tableau 1. Les 78 combinaisons d'axes

L'algorithme utilisé dans notre démarche est celui de SIPINA [8]. Celui-ci fournit une suite de partitions non nécessairement hiérarchisées. C'est un graphe d'induction non arborescent. L'algorithme de construction est une heuristique qui produit une succession de partitions par fusion et /ou éclatement des nœuds du graphe.

Le processus de construction du graphe est le suivant : On part d'une partition représentée par un ensemble de pixels de peau et de non-peau et on cherche parmi les 78 descripteurs celui qui donne la meilleure partition. On répète le processus de



segmentation pour chaque élément de la nouvelle partition. Les questions qui se posent maintenant sont :

- comment obtenir une meilleure partition ?
- quand arrête-t-on le processus de partition ?

Répondons d'abord à la première question. Une meilleure partition est obtenue en maximisant la variation d'incertitude  $\mathfrak{S}_\lambda$  entre la partition courante et la partition précédente.

Soient  $I_\lambda(S_i)$  la mesure d'entropie de la partition  $S_i$  et  $I_\lambda(S_{i+1})$  la mesure d'entropie de la partition suivante  $S_{i+1}$ . La variation d'incertitude est donc :  $\mathfrak{S}_\lambda(S_i) = I_\lambda(S_i) - I_\lambda(S_{i-1})$ . Pour  $I_\lambda(S_i)$  nous pouvons utiliser plusieurs fonctions construites à partir de mesure d'incertitude telles que :

- **l'entropie de Shannon** : 
$$I_\lambda(S_i) = \sum_{j=1}^K \frac{n_j}{n} \left( - \sum_{i=1}^m \frac{n_{ij} + \lambda}{n_j + m\lambda} \log_2 \frac{n_{ij} + \lambda}{n_j + m\lambda} \right)$$

- **l'entropie quadratique** : 
$$I_\lambda(S_i) = \sum_{j=1}^K \frac{n_j}{n} \left( - \sum_{i=1}^m \frac{n_{ij} + \lambda}{n_j + m\lambda} \left( 1 - \frac{n_{ij} + \lambda}{n_j + m\lambda} \right) \right)$$

$n_{ij}$  : le nombre de pixel de la classe  $i$ , se trouve au sommet  $S_j$ , avec  $i \in \{\text{peau, non peau}\}$

$n_i$  : le nombre total de pixels de la classe  $i$  dans une partition,  $n_i = \sum_{j=1}^K n_{ij}$

$n_j$  : le nombre de pixels du sommet  $S_j$ ,  $n_j = \sum_{i=1}^2 n_{ij}$

$n$  : le nombre total de pixels,  $n = \sum_{i=1}^2 n_i$

$\lambda$  : contrôle le développement du graphe et pénalise les nœuds de faible effectif et, de ce fait, favorise les fusions entre sommets semblables. L'une des stratégies utilisées pour fixer  $\lambda$  consiste à définir une situation indésirable et de trouver  $\lambda^*$  qui pénalise le plus cette situation.

Quant à la condition d'arrêt, elle est satisfaite si aucune nouvelle partition n'apporte un gain d'incertitude.

Nous pouvons décrire l'algorithme SIPINA comme suit :

1. Choix de la mesure d'incertitude.
2. Nous déterminons la valeur de l'effectif minimal exigé en chaque sommet.
3. Nous déterminons la valeur de  $\lambda$  suivant la procédure décrite plus haut
4. On considère la partition grossière  $S_0$ , pour laquelle nous déterminons la mesure d'entropie  $I_\lambda(S_0)$ .
5. On cherche parmi les 78 variables exogènes  $X_1, \dots, X_{78}$ , celle qui engendre la meilleure partition. Si on note  $S_1^j$  la partition engendrée par  $X_j$  et  $T_1^j$  le

tableau de contingence associé, nous aurons à déterminer  $S_i$  telle que

$$(I_\lambda(T_0) - I_\lambda(T_1)) = \max_{j=1}^p (I_\lambda(T_0) - I_\lambda(T_1^j))$$

6. soit  $i$  l'indice de l'itération,  $i=1$ .
7. l'itération courante consiste à appliquer la procédure de passage de la partition  $S_i$  à  $S_{i+1}$  décrite précédemment.

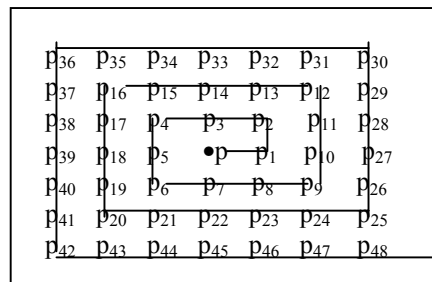
Dans le graphe d'induction obtenu, chaque chemin correspond à une règle exprimée sous la forme "si condition alors conclusion" dans laquelle "condition" désigne une disjonction de conjonctions de propositions logiques de type "attribut, valeur". L'ensemble de règles obtenues constitue ainsi le modèle de prédiction qui nous permet de savoir si un pixel appartient à la classe peau ou non.

#### 4.2. Identification de la région de peau

Afin d'exploiter les règles obtenues à partir du graphe d'induction, il est nécessaire d'identifier les régions de couleur de la peau dans l'image. Une région de couleur de peau est une région homogène et cohérente selon différents critères[1]. La procédure d'identification de régions consiste à assembler tous les pixels voisins similaires selon deux critères principalement, celui du voisinage et celui de la similarité visuelle. En effet, le processus commence avec un pixel de départ et essaie d'attirer tous les pixels voisins à cette région qui s'agrandit au fur et à mesure : c'est le principe de la croissance de région.

L'algorithme choisit le meilleur pixel candidat parmi tous les pixels situés dans le voisinage de la région. Chaque pixel est évalué suivant différents critères tels que l'homogénéité du pixel par rapport à la région, et le voisinage. Partant du constat que seules les composantes dominantes sont discriminantes pour notre application, nous avons opté pour une segmentation de l'image orientée objets dominants en utilisant l'heuristique suivante : "*Une région dominante a de fort probabilité d'être composée de couleurs dominantes*". Autrement dit, si on parcourt l'histogramme dans l'ordre de ses distributions maximales, on a plus de chance d'extraire des régions dominantes. Le choix des germes se fait parmi les pixels de couleurs dominantes jusqu'à satisfaction d'un seuil de représentation des objets. Le parcours des pixels se fait dans l'ordre "escargot" qui favorise la compacité de la région. En effet, ce parcours ( Figure 6) a pour effet de remplir d'abord l'entourage du pixel candidat dans la région durant sa construction.

La croissance guidée par l'homogénéité consiste à préférer un pixel dont l'aspect visuel (couleur, texture) est proche de celui de la région courante. La cohérence des régions consiste à ne garder que les zones représentatives c.a.d dont la taille est au dessus d'un seuil donné. En fait,



**Figure 6.** Parcours des N-voisins d'un pixel  $p$

une région homogène n'est considérée comme cohérente qu'à la condition de représenter plus de  $\lambda$  % de l'image. La région continue à croître jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de pixels candidats.

### 5. Expérimentation

Cette section présente les résultats expérimentaux de notre technique, la figure 7 illustre les résultats obtenus à l'aide de notre méthode de détection des régions de peau dans l'image.



**Fig7** : Détection des régions de peau

## 6. Conclusion

Nous avons présenté une définition d'un modèle efficace de peau pour détecter des régions de couleur de peau dans une image en fonction d'un certain nombre de critères précis. Cette étude a mis en évidence l'intérêt des outils de Data mining pour extraire les informations les plus pertinentes à partir de données complexes et diverses. Ces outils, en particulier la méthode SIPINA, nous ont permis d'extraire des connaissances qui ont abouti à la construction d'un modèle de prédiction de peau/non peau indépendamment du problème de la variabilité des conditions de luminosité. Les résultats de nos expérimentations montrent que ce processus de fouille de données apporte un plus indéniable. Nous avons également montré la faisabilité et l'efficacité de notre approche. En effet, une étude comparative avec d'autres méthodes montre un gain d'efficacité substantiel, qui est d'autant plus important que la méthode est combinée avec une méthode de segmentation appropriée. Il existe de nombreuses perspectives à ces travaux. On peut remarquer en premier lieu que cette approche peut être facilement adaptée et enrichie pour déterminer la meilleure approximation d'un modèle de visage. Il suffit en effet de filtrer les régions de peau en fonction de la position, de la forme et d'autres critères géométriques. Une autre perspective à ces travaux consiste à faire une classification de ces images en différents plans. Enfin, la détection de régions de couleur de peau est un bon indicateur pour repérer des images de nudité. En effet, on peut envisager une technique efficace afin de contrôler l'accès à des sites adultes en fonction de mots clés répertoriés dans un dictionnaire et aussi en fonction des images qui contiennent un pourcentage de nudité en dessous d'un certain seuil. Tous ces travaux constituent des perspectives intéressantes vers lesquelles nous orientons actuellement nos recherches.

## 7. Références

- [1] Y. Chahir, L. Chen, "Searching Images on the Basis of Color Homogeneous Objects and their Spatial Relationship", *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 11, n° 1, pp. 302-326, 2000.
- [2] Tony s. Jebara and Alex Pentland. Parameterized structure from motion for 3d adaptive feedback tracking of faces. In proceedings of the IEEE Conference on *computer vision and pattern Recognition*, pages 144-150, San Juan, Puerto Rico, June 17-19 1997.
- [3] Rick Kjeldsen and John Kender. Finding skin in color images. In proceedings of the *international conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, pages 312-317, Killington, VT, octobre 14-16 1996.
- [4] Chahab Nastar. Indexation d'Images par le Contenu: un Etat de l'Art, journées CNET CORESA, 1997
- [5] Bruce Schatz and Hsinchun Chen. Building Large-scale digital libraries, *Computer* 1996

- [6] Alex Waibel and Bernt Schiele. Gaze tracking based on face-color. In proceeding of the international Workshop on *Automatic Face-and Gesture-Recognition*, pages 344-349, Zurich, Switzerland, June 26-28 1995Y.
- [7] James Ze Wang, Jia Li, Gio Wiederhold, and Oscar Firshein. System for screening objectionable images using daubechies, wavelets and color histogram. In proc of the international workshop on Interactive Distributed Multimedia Systems and télécommunication Services, pages20-30
- [8] D.A.ZIGHED, J.P.AURAY et G.DURU. SIPINA: Méthode et logiciel. Lacassagne,1992.
- [9] D.A.Zighed et R.RAKOTOMALALA. A methode for non arborescent induction graphs. Technical report, Laboratory ERIC, University of Lyon2, 1996
- [10] D.Zighed “Méthodes d’apprentissage ”, Equipe de recherche en ingénierie des connaissances, Université lumière Lyon, Décembre 1997.
- [11] M.J.Jones, J..M.Regh, “Statistical Color Models with application to Skin Detection”, Cambridge Research Laboratory, CRL 98/11, 1998.