Interfețe Vizuale Om-Mașină
IVOM

Cosmin Țoca	
Mail.	cosmin.toca@gmail.com

IVOM

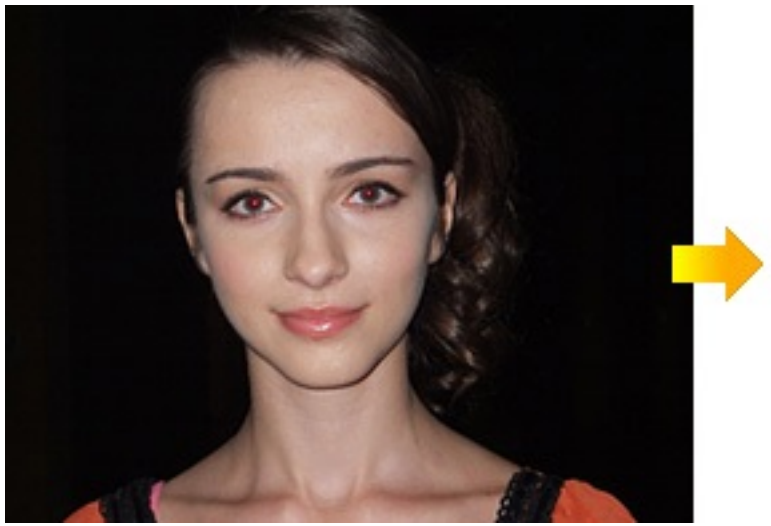
Cuprins

1. Introducere în problematica detecţiei de feţe
2. Identificarea pielii umane
3. Detecţia de feţe bazată pe culoare
4. Detecţia de feţe folosind informaţia de luminanţă: Viola-Jones

Ce presupune detecția de fețe?

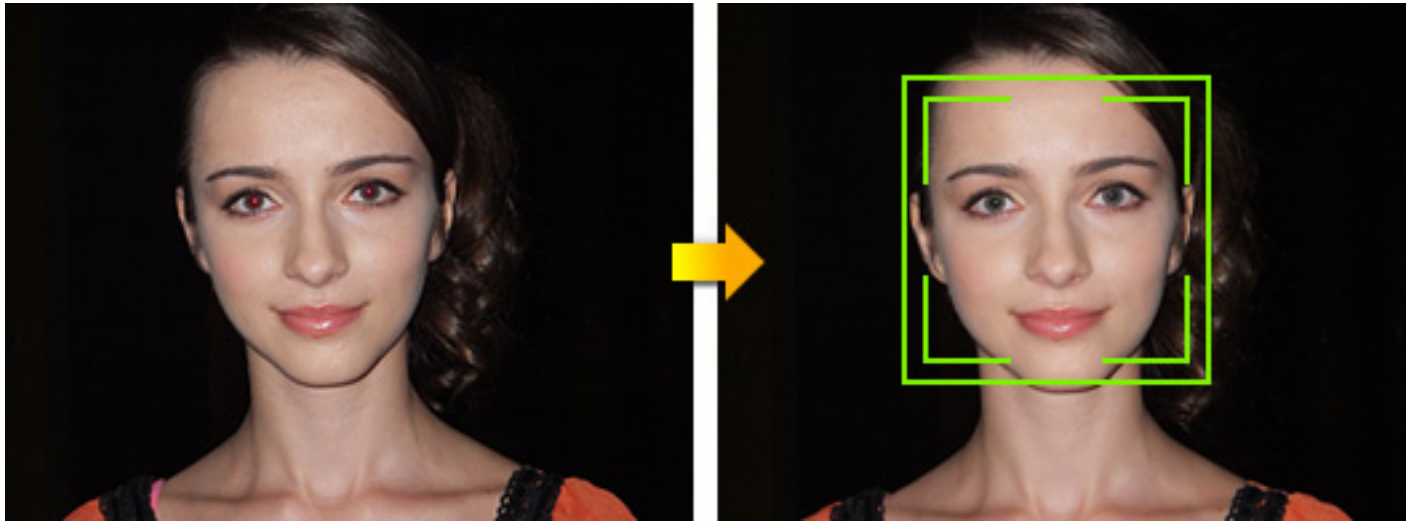
Ce presupune detecția de fețe?

“Dându-se o imagine, să se localizeze toate fețele prezente!”

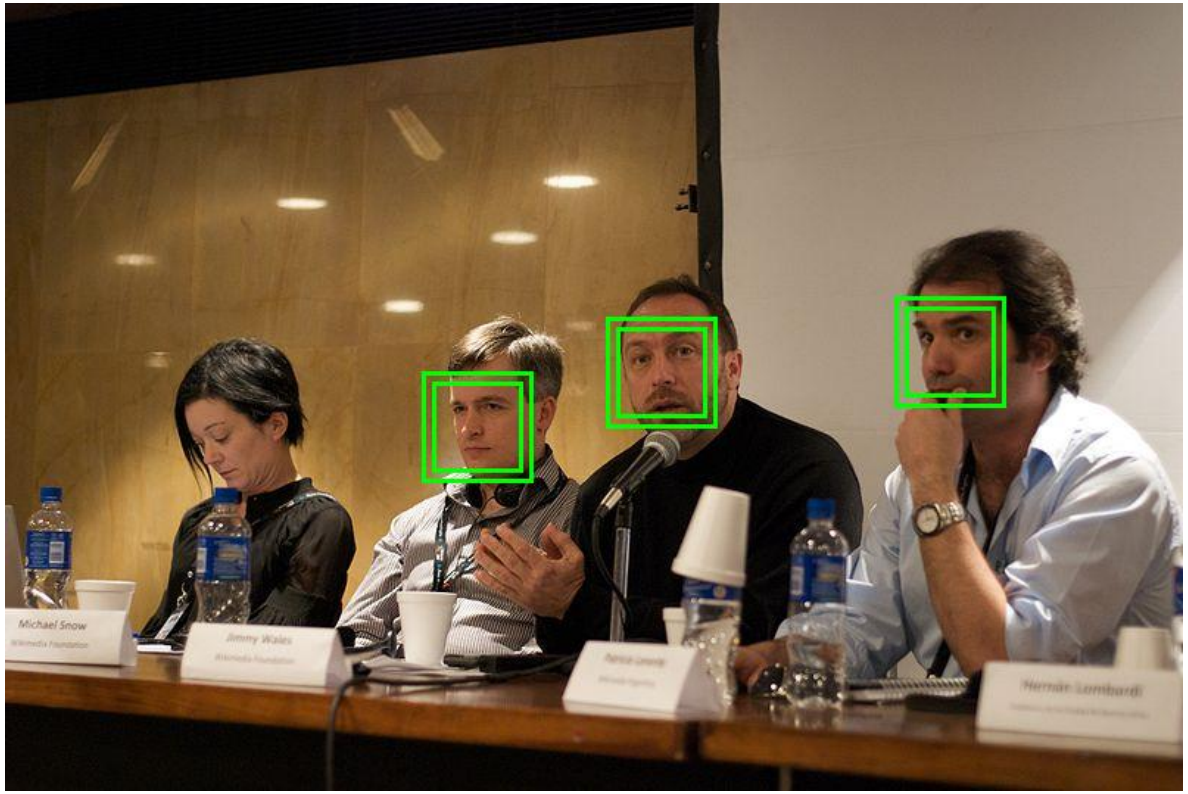


Ce presupune detecția de fețe?

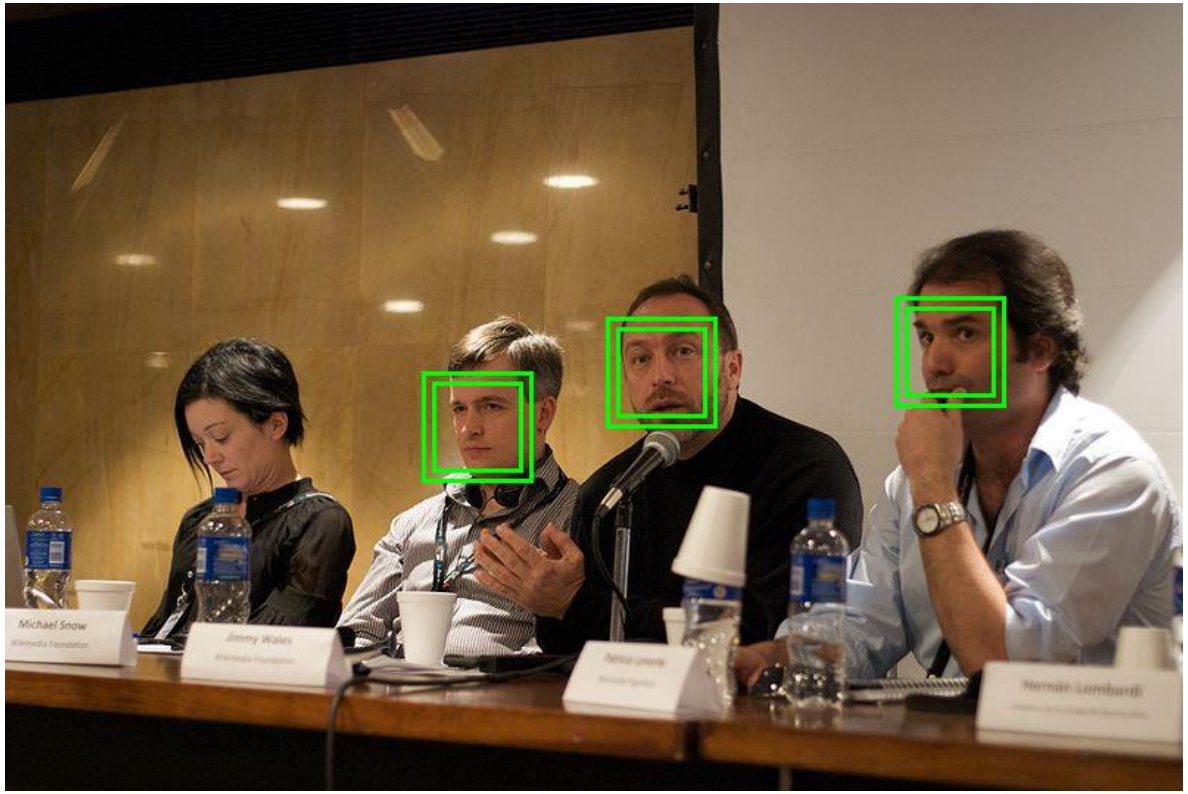
“Dându-se o imagine, să se localizeze toate fețele prezente!”

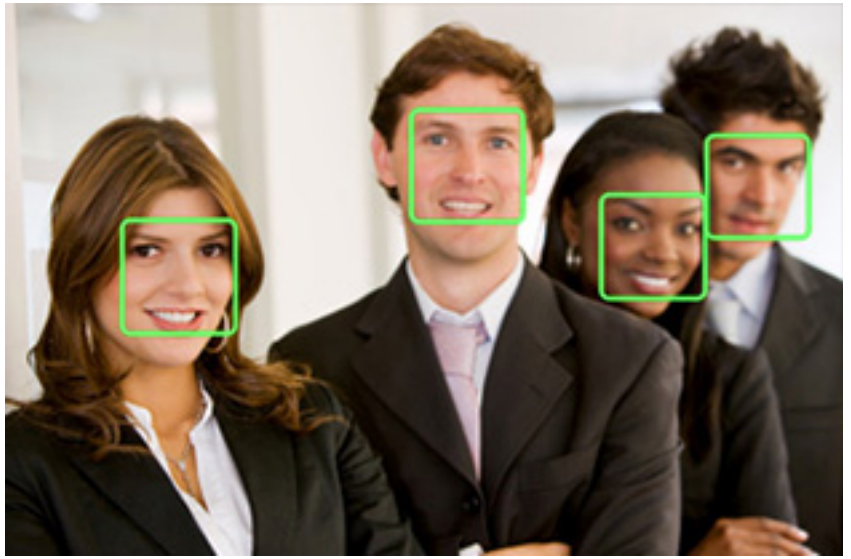


Ce presupune detecția de fețe?

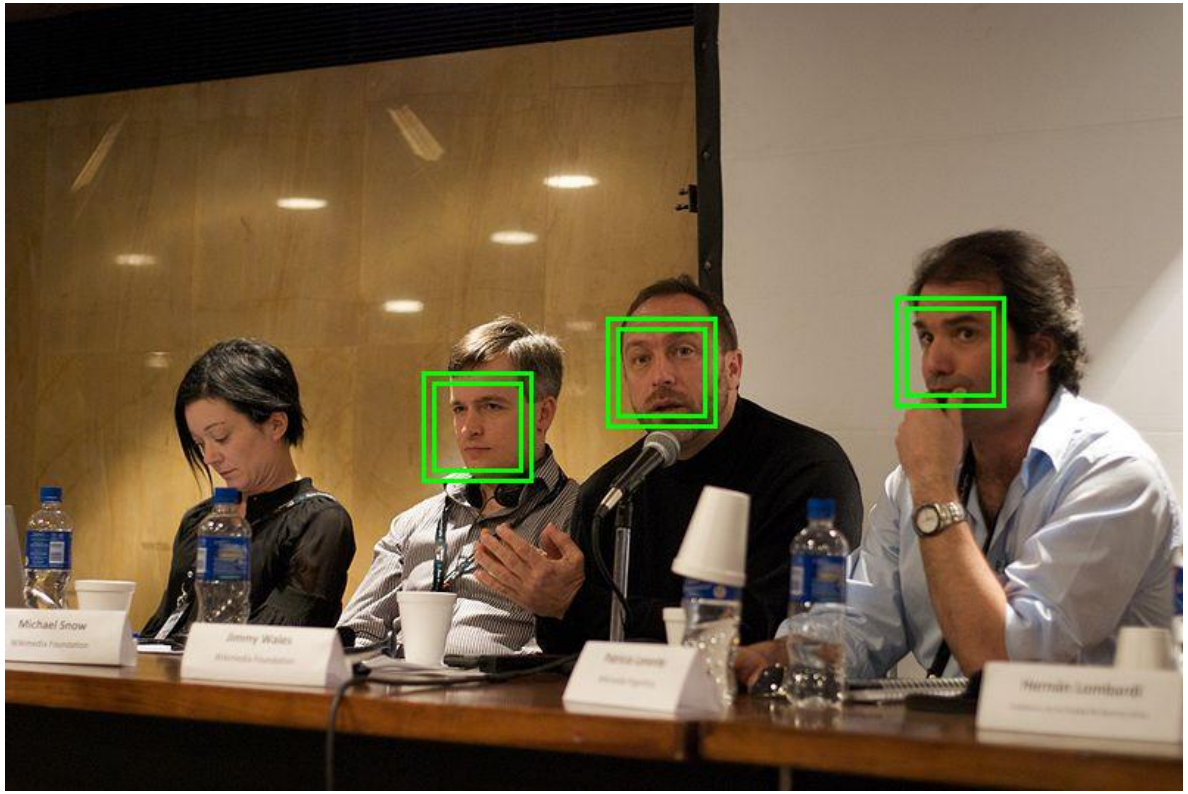


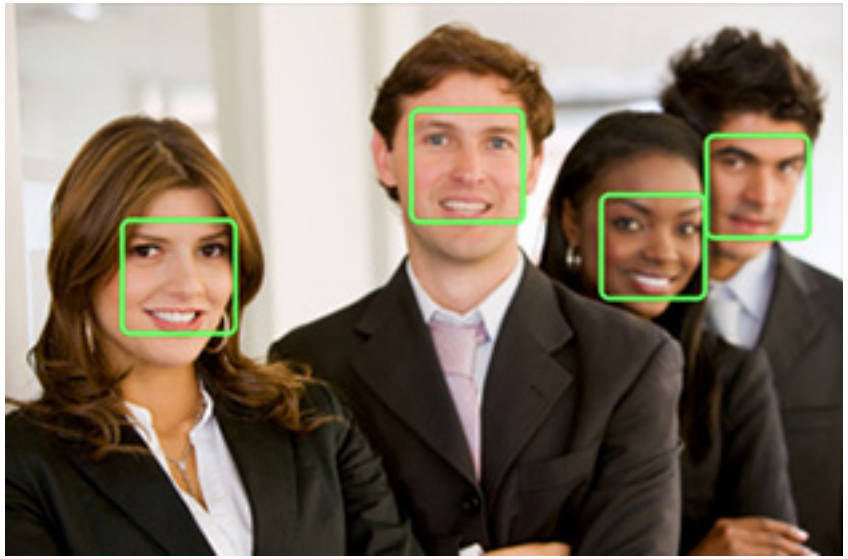
Ce presupune detecția de fețe?

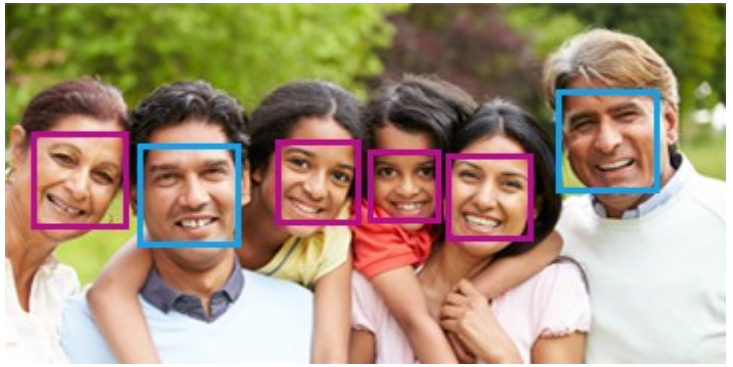




Ce presupune detecția de fețe?

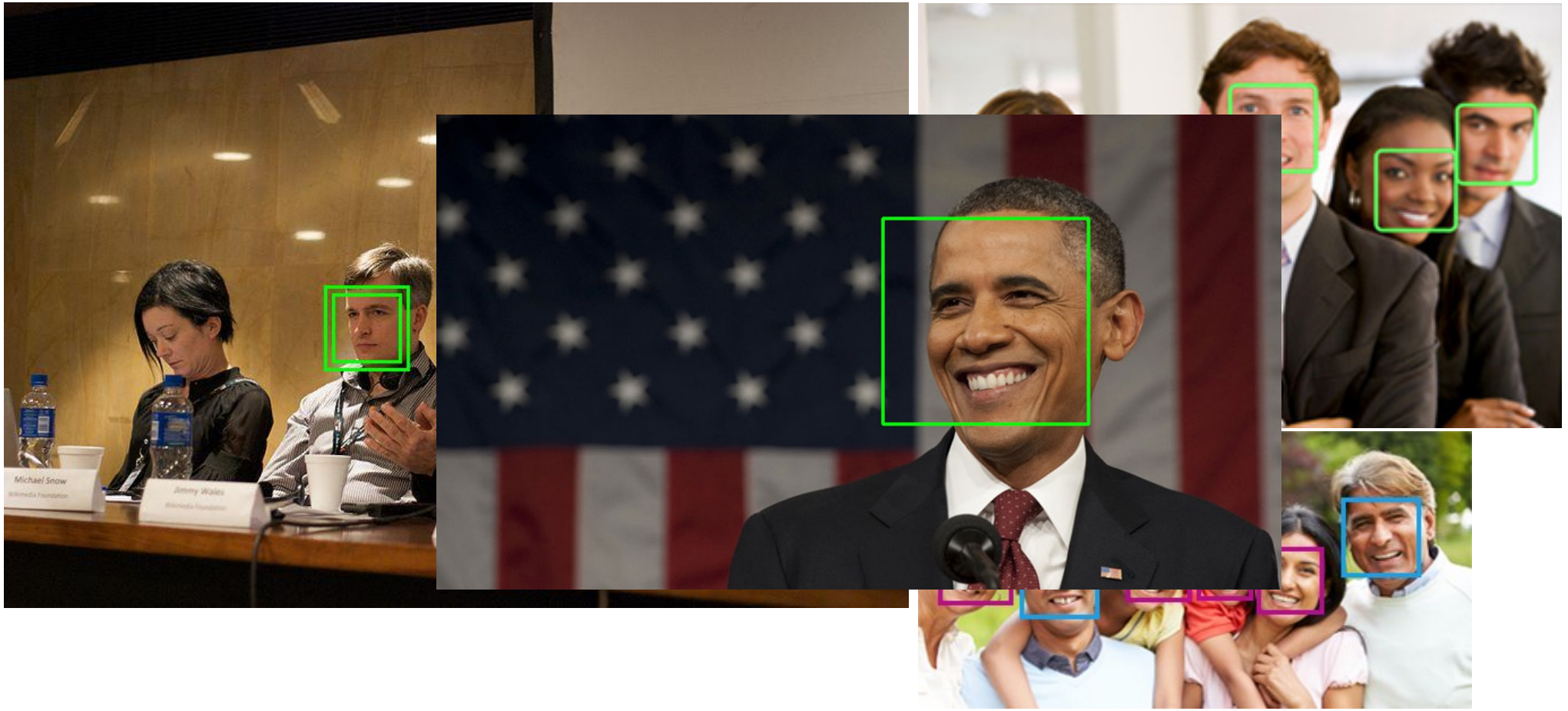




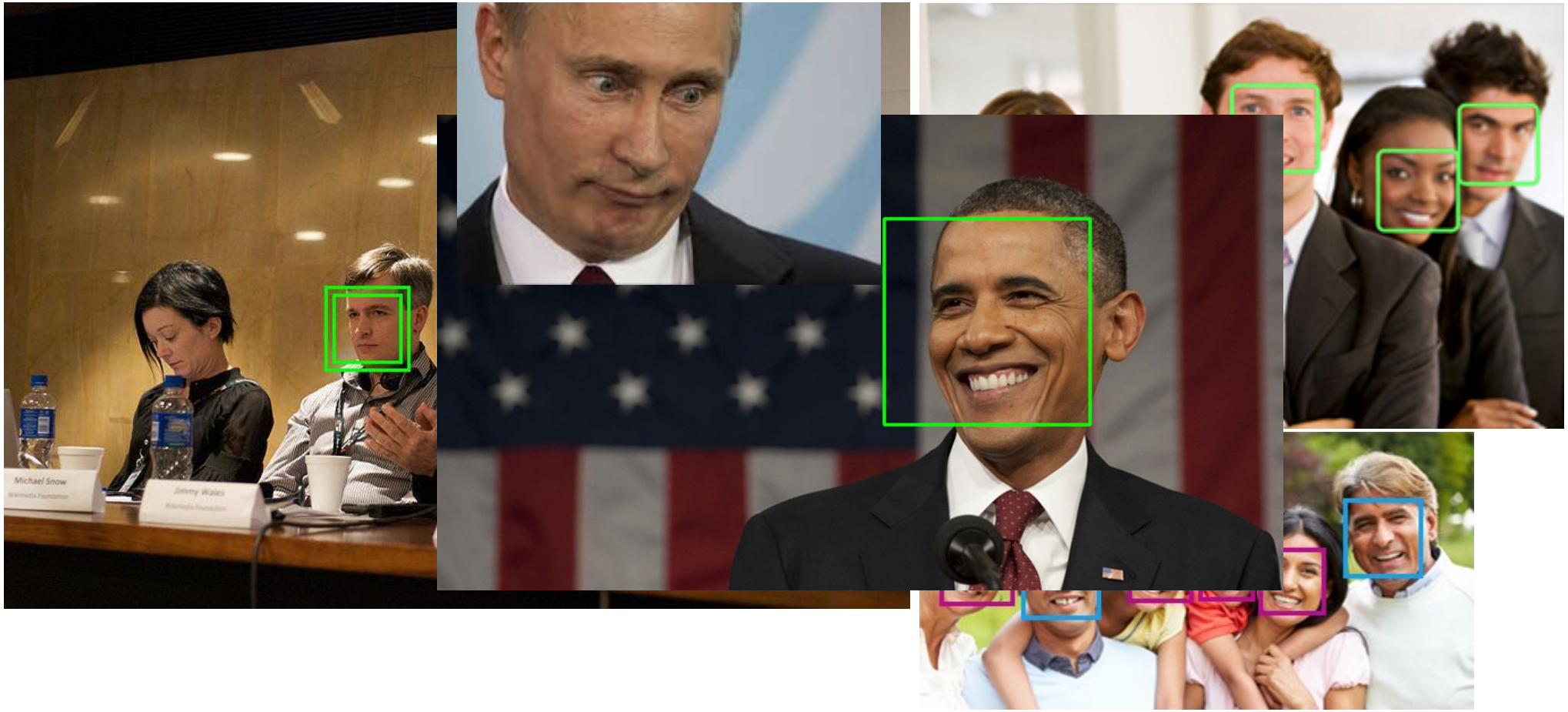


IVOM

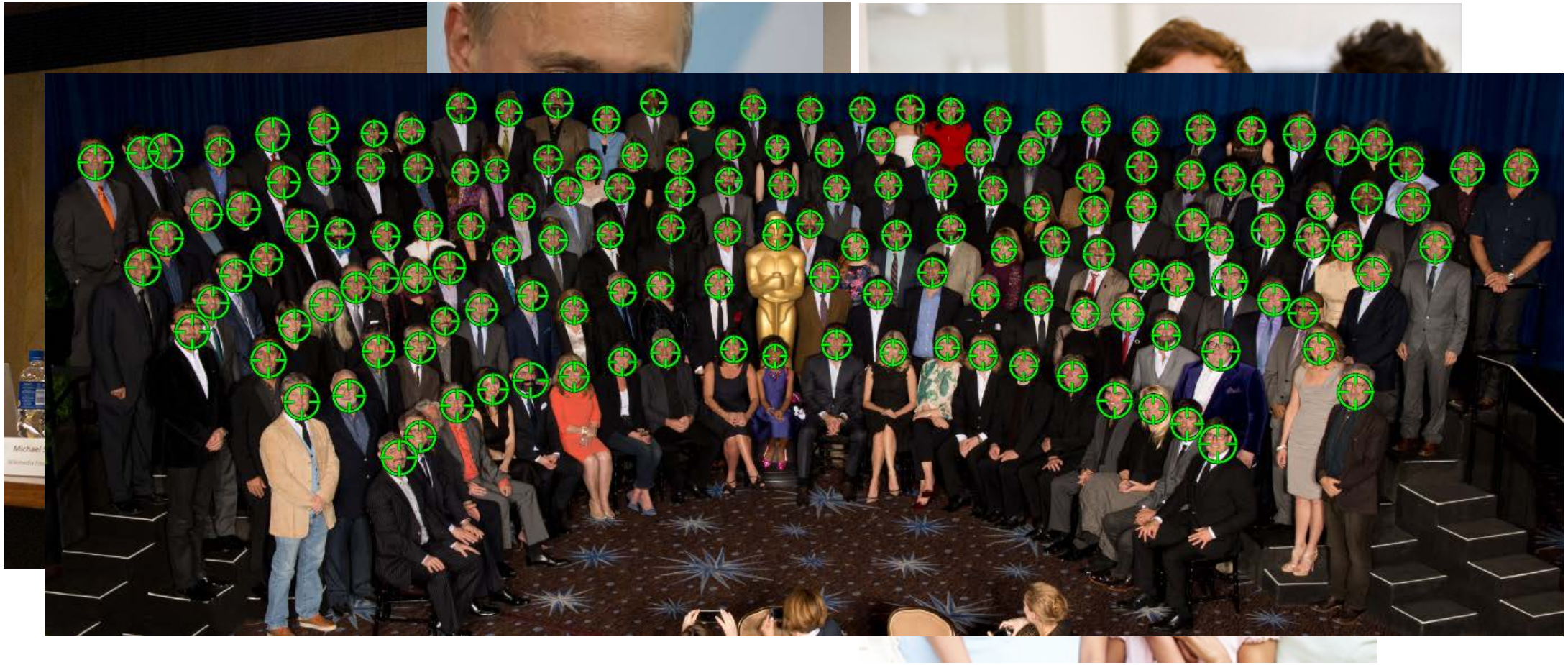
Ce presupune detecția de fețe?



Ce presupune detecția de fețe?



Ce presupune detecția de fețe?



Ce presupune detecția de fețe?



Ce presupune detecția de fețe?

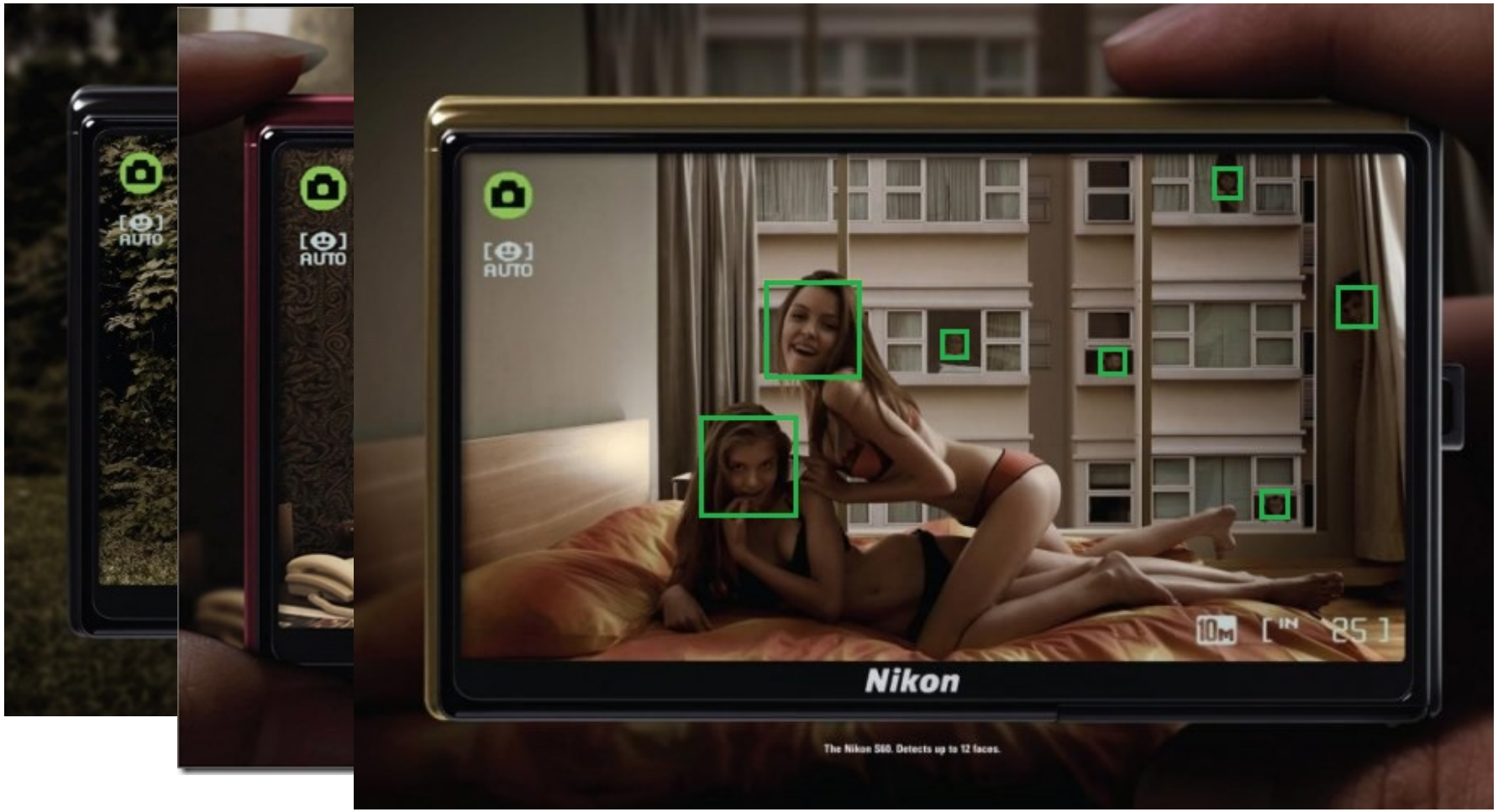


Ce presupune detecția de fețe?



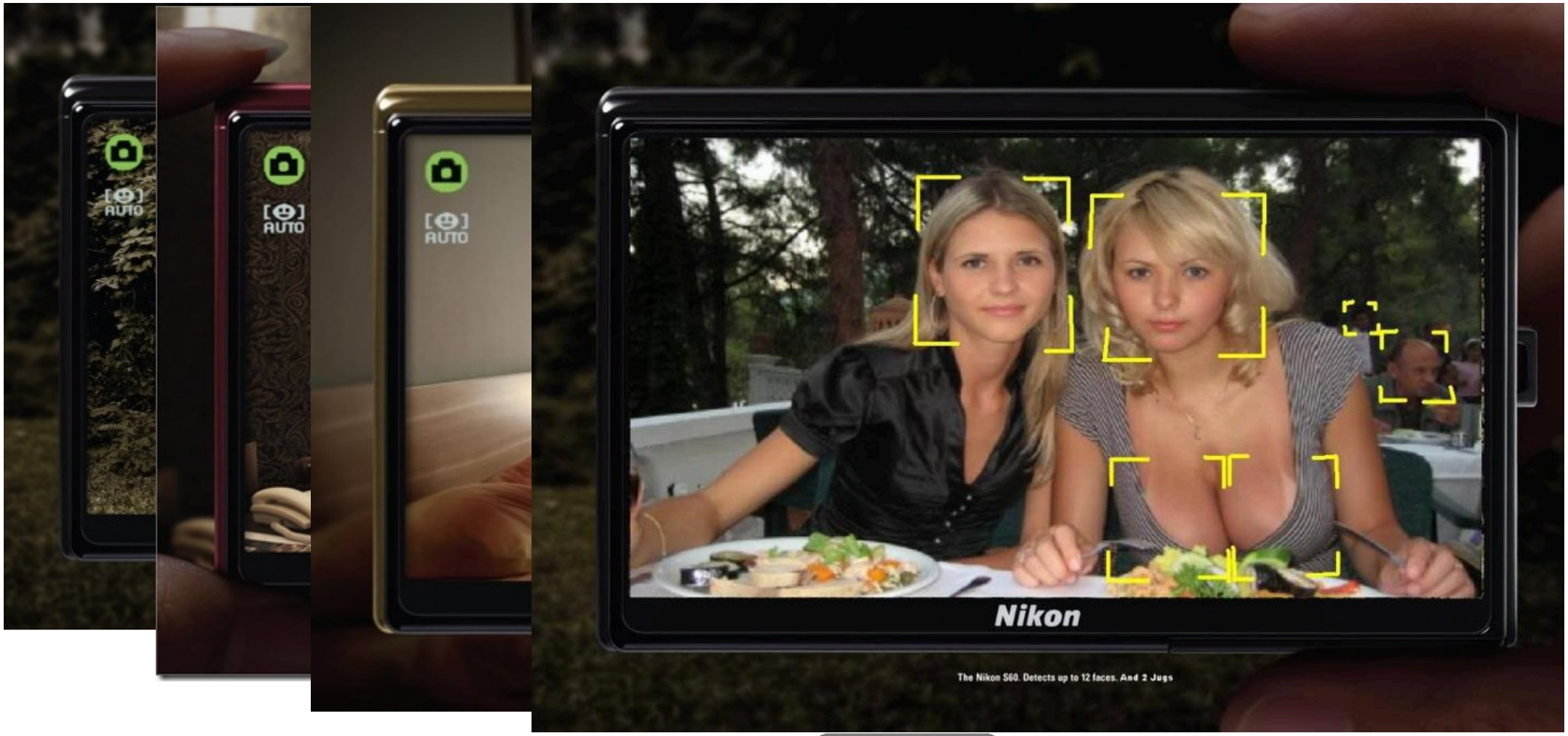
IVOM

Ce presupune detecția de fețe?



IVOM

Ce presupune detecția de fețe?



Importanța detecției de fețe?

- Prima etapă a sistemelor automate de recunoaștere a feței
- Prima etapă a sistemelor de interacțiune între oameni și computere:
  - Recunoașterea expresiilor
  - Recunoașterea stării emoționale
- Prima etapă a multor sisteme de supraveghere
- Urmărirea feței
- Codare video
- Algoritmi de setare a parametrilor de achiziție ai camerelor.

Dificultăți!

- Rotații “out-of-plane”
- Prezența bărbii, mustății, ochelarilor
- Diversitatea expresiilor faciale
- Ocluzii partiale: păr, mâini
- Rotații “in-plane”
- Varietatea mare de scenarii de achiziție:
  - dimensiunea
  - iluminarea
  - distorsiuni
  - zgomot
  - compresie

Abordări

- Metode bazate pe “skin color”
- Metode bazate pe luminanță:
  - Metode “knowledge-based”: iau în calcul parametri specifici feței, e.g.,relația între trăsăturile faciale (ochi, gură etc.)
  - Metode “feature-invariant”: caută trăsături structurale ale feței care există chiar și în condiții de variație a pozitiei capului, a unghiului de vedere, sau a iluminării.
  - Metode “template matching”: modele standard ce descriu fața ca un întreg sau diverse trăsături faciale
  - Metode “appearance-based”: metode care învață dintr-un set de imagini de antrenament ce conțin informații despre variabilitatea fețelor.

Detecția pielii – necesitate

- Detecția și urmărirea fețelor
- Prefiltrare regiuni pentru algoritmi mai avansați de detecție
- Urmărirea mâinii pentru
  - Recunoaștere de gesture
  - Controlul roboților
  - Alte interacțiuni om - masina
- Filtrarea imaginilor cu conținut pornografic pe internet
- Alte utilizări în aplicații video

Metode de detecție a pielii

- Metode “pixel-based”
  - Clasificarea fiecarui pixel ca fiind piele sau non-piele, independent de vecinii lui
  - În aceasta categorie intră metodele bazate pe culoare
- Metode “region-based”
  - Iau în calcul și distribuția spatială a pixelilor de piele pentru performanțe îmbunătățite.
  - Necesită informații suplimentare referitoare la textură pielii sau la orice alt atribut spațial.

Metode bazate pe culoare - avantaje

- Rapide
- Robuste la variații geometrice ale zonelor de piele (rotație, factor de scală, etc)
- Robuste la ocluzii parțiale
- Robuste la schimbări de rezoluție
- Simplifică algoritmii de urmărire în aplicații video.
- Sunt naturale: pielea umană are o culoare caracteristică, ușor recognoscibilă de către creierul uman.

Probleme specifice metodelor bazate pe culoare

- Sunt nuanțele de piele și de ne-piele ușor separabile?
- Variații de iluminare în timp (în aplicațiile video)
- Nuanțele de piele pot varia puternic de la un individ la altul.
- Camere foto/video diferite redau în mod diferit aceeasi imagine/culoare.
- Mișcarea obiectelor poate crea culori blurate.
- Lumina ambientală, umbrele pot schimba culoarea!

Q&A

1. Ce spațiu de culoare trebuie utilizat?
2. Cum se modelează distribuția de culoare?

Cum alegem spațiul de culoare?

- Se urmărește creșterea separabilitătii între clasele de piele și de non-piele.
- Se dorește creșterea uniformității în interiorul clasei de piele.
- Timpul de conversie de la/la RGB este important (se pot utiliza tabele de corespondență predefinite pentru formule neliniare)
- Se pastrează componența de iluminare? – spații de culoare 2D sau 3D?

Alta problemă: stabilitatea spațiului de culoare la valori extreme (foarte întunecate sau foarte luminoase) ale luminozității.

Cum modelăm distribuția de culoare?

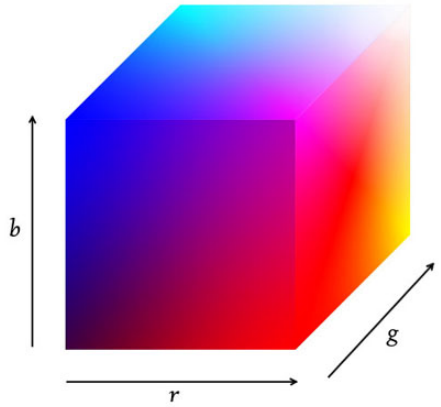
- **Modele neparametrice**:
  - Se estimează distribuția de culoare a pielii din setul de antrenare fară a se deduce un model explicit al pielii
  - Histograma de culoare 2D sau 3D
  - Decizie bayesiană
- **Modele parametrice**
  - Se deduce un model parametric al distribuției de piele din setul de antrenare
  - Model gaussian sau mixtura de gaussiene

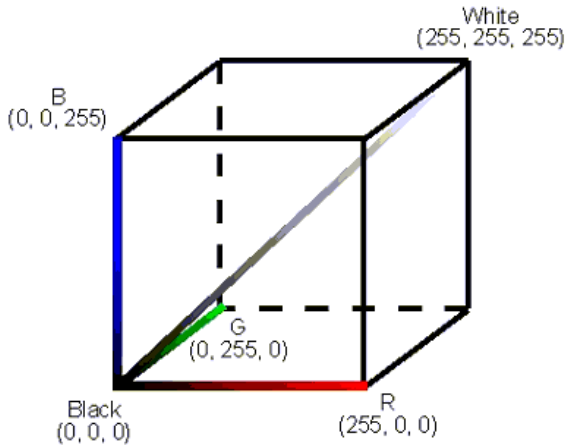
Ce spații de culoare să folosim?

- RGB
- RGB normalizat
- HIS, HSV, HSL
- TSL
- YCrCb
- Spații uniform perceptuale
  - CIELAB, CIELUV
- Altele:
  - YES, YUV, YIQ, CIE-XYZ

RGB – Red, Green, Blue

- Cel mai utilizat spațiu de culoare pentru metode color
- Utilizat în achiziția/redarea imaginilor
- Fară atribute perceptuale: este greu de exprimat perceptual o culoare (e.g. *cărămiziu*) în termeni de R, G, B.





RGB Normalizat – Spatiul RG

- Spațiu de culoare 2D, întrucât cele 3 componente nu sunt independente
- Invariant la schimbări cauzate de modificarea orientării suprafețelor față de sursa de lumina

$$r = \frac{R}{R+G+B} \quad g = \frac{G}{R+G+B} \quad b = \frac{B}{R+G+B}$$

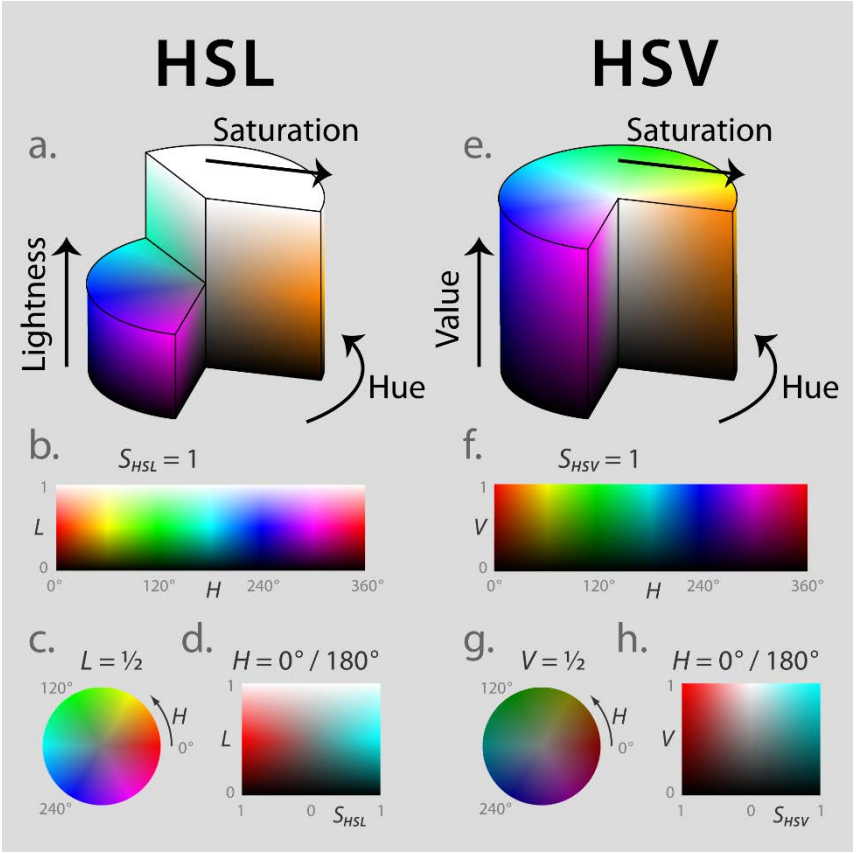
HSV, HSI, HSL (hue, saturation, value/intensity/luminance

- Cost de conversie ridicat
- Bazat pe valori intuitive
- Nuanta (H) și saturatia (S) devin instabile la valori foarte mari sau foarte mici ale intensitații (V)
- Se pretează la reprezentarea culorilor în 2D prin eliminarea componentei de intensitate (V)

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

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

$$V = \frac{1}{3}(R+G+B)$$



IVOM

TSL (tint, saturation, lightness)

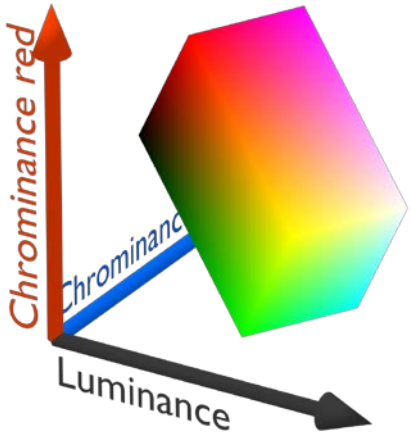
- Avantaj: componentele de saturație (S) si nuanță (T) sunt intuitiv mai apropiate de semnificația subiectivă a mărimilor respective

$$
\begin{aligned}
S &= [9/5(r'^2 + g'^2)]^{1/2} \\
T &= \begin{cases} arctan(r'/g')/2\pi + 1/4, g' > 0 \\ arctan(r'/g')/2\pi + 3/4, g' < 0 \\ 0, g' = 0 \end{cases} \\
L &= 0.299R + 0.587G + 0.114B
\end{aligned}
$$

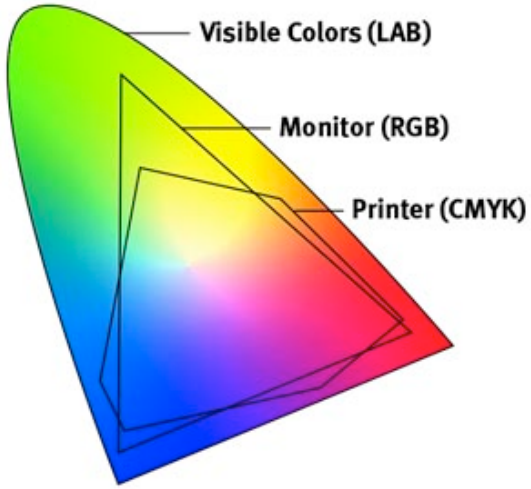
$$r' = r - 1/3,\ g' = g - 1/3$$

Y Cb Cr

- Utilizat in compresia JPEG
  - Y – Luminanța
  - Cb – Crominanța pe axa Galben-Albastru
  - Cr – Crominanța pe axa Roșu-Verde

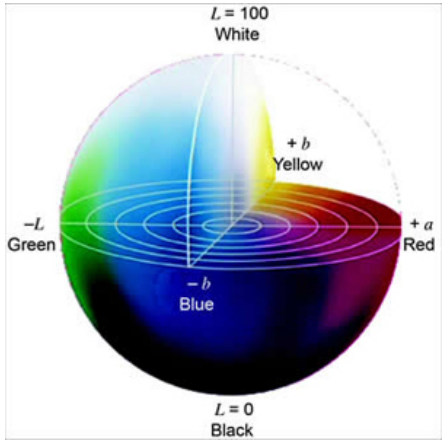


$$\begin{bmatrix} Y \\ C_b \\ C_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} .299 & .587 & .114 \\ -.1678 & -.3313 & .5 \\ .5 & -.4187 & -.0813 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$



Spații uniform perceptuale – CIE-Luv, CIE-Lab

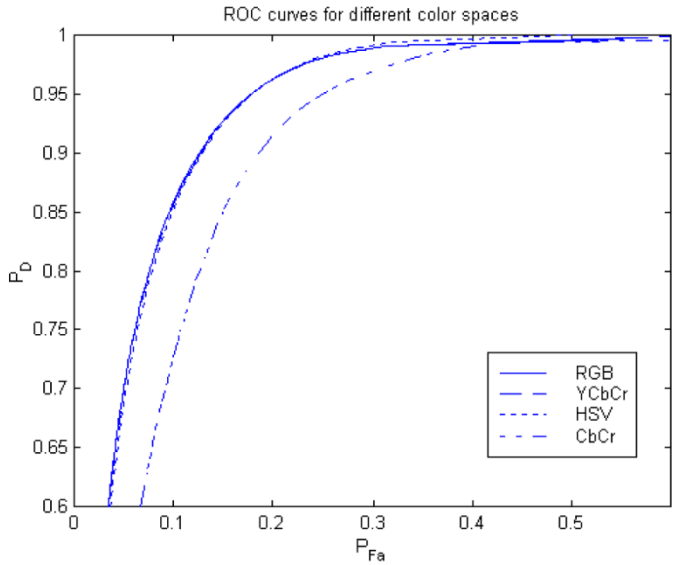
- Bazate pe aceeași reprezentare a culorii sub forma de *luminanța + 2 crominanțe* (*galben-albastru* respectiv *roșu-verde*)
- Funcții complexe de transformare la/de la RGB ce necesită mult mai multe operații decat majoritatea celorlalte spații de culoare
- Avantaj: distanțele euclidiene între culori sunt mai apropiate de distanțele percepute de ochiul uman.



DAR!

[1] Albiol et al, “Optimum color spaces for skin detection” ICIP, 2001

- Rezultat: pentru orice detector optimizat pentru un anumit spațiu de culoare există un detector în orice alt spatiu de culoare cu ***performante identice***, cu singura constrangere ca între reprezentarea culorii cele două spații să existe o relație ***bijectivă***.
- Singura diferența între spații: ușurința matematică de a calcula răspunsul detectorului



Modelarea culorii pielii

- Definirea explicită a zonei de piele
- Modelarea neparametrică a distribuției pielii
- Modelarea parametrică a distribuției pielii
- Modele dinamice

Definirea explicită a zonei de piele

[2] Peer et al, Human Skin Colour Clustering for Face Detection, EUROCON, 2003

- Culoarea pielii văzută la lumină uniformă a zilei
  - R > 95
  - G > 40
  - B > 20
  - max(R, G, B) - min(R, G, B) > 15
  - |R - G| > 15
  - R > G, R > B

Definirea explicită a zonei de piele

[2] Peer et al, Human Skin Colour Clustering for Face Detection, EUROCON, 2003

- Culoarea pielii văzută la lumină caldă
  - R > 220
  - G > 210
  - B > 170
  - $|R - G| \leq 15$
  - R > B, G > B

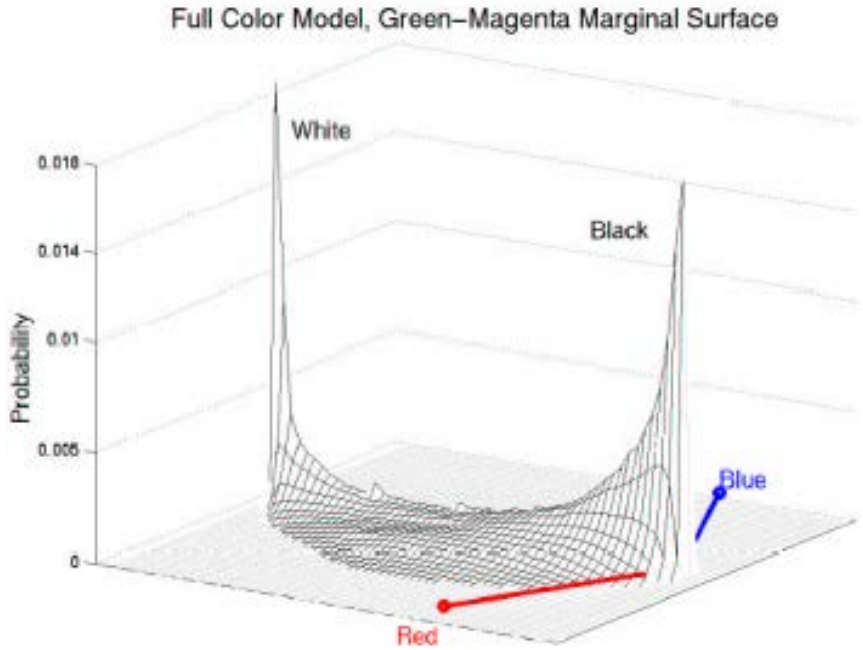
Avantaj major: simplitatea implementarii
Dezavantaj: rată ridicată de FP

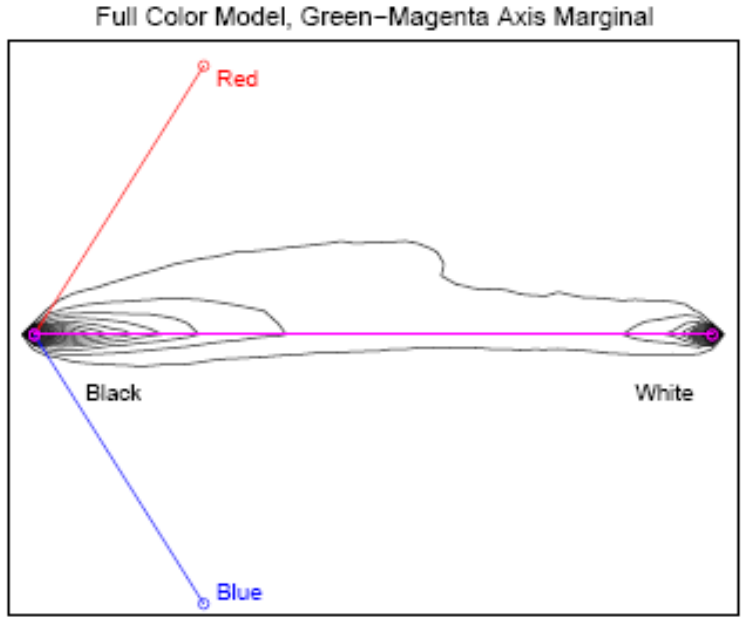
Modelarea neparametrică a distribuției pielii

- [3] Jones & Rehg, Statistical Color Models with Application to Skin Detection, 2002
  - Spațiul de culoare folosit: RGB
  - 18,696 imagini pentru contruirea unui model general al culorii
  - Densitatea de culori este concentrată de-a lungul axei nuanțelor de gri, cu maxime concentrate în zona de alb și de negru: negru și alb sunt de departe cele mai frecvente culori.
  - Distribuția de culoare are o concentrare spre colțul de roșu al cubului de culoare.
  - 77% din cele 2^{24} culori RGB posibile nu sunt prezente în imagini
  - 52% din imaginile web sunt poze cu persoane.
  - Imaginile sunt organizate in doua seturi:
    - Setul generic de antrenare: folosit pentru a calcula o densitate generala de culoare
    - Setul de antrenare al clasificatorului: folosit pentru a construi modelul de piele/non-piele
      - Separat manual in submultimi cu piele si cu non-piele
      - Pixelii de piele sunt selectati manual.

Jones & Rehg: modelul generic de culoare

- Cele mai multe culori sunt concentrate în jurul axei acromatice
  - Alb si negru: cele mai frecvente, albul ceva mai des ca negru
  - Histograma de culoare se “întinde” ceva mai mult spre roșu

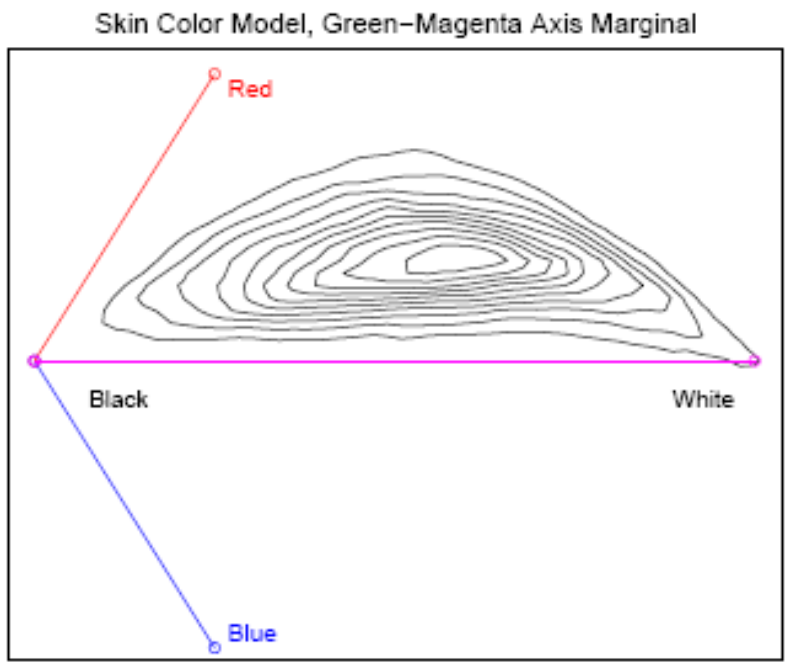


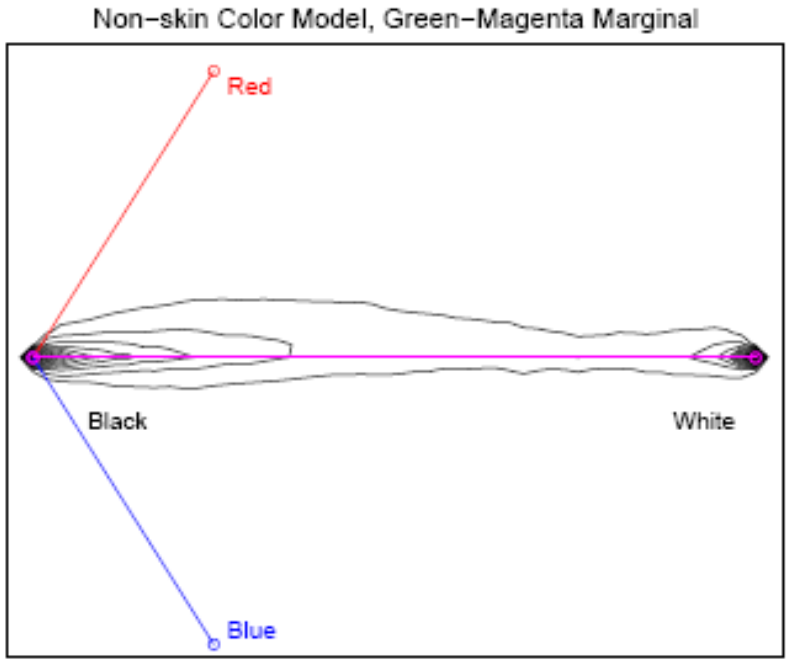


IVOM

Modelul de culoare al pielii/non-pielii

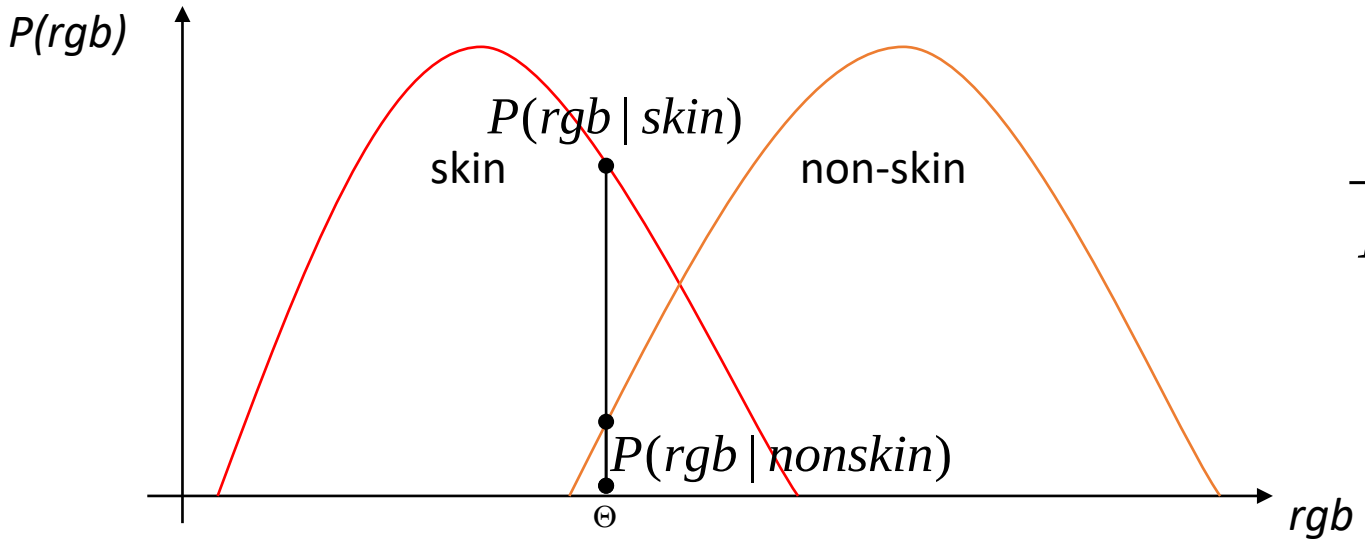
- Modelul ne-pielii e obținut din cel general, din care s-au extras pixelii de piele (10% din total)
- Histograma de piele și cea de ne-piele sunt destul de bine separate





Detecția pielii folosind modelele de culoare

- Clasificatoul de piele e bazat pe compararea raportului de probabilități cu un prag.



$$\frac{P(rgb \mid skin)}{P(rgb \mid nonskin)} \geq \Theta$$

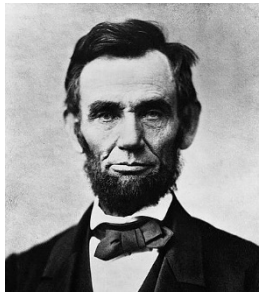
Clasificatorul de piele bazat pe histograme

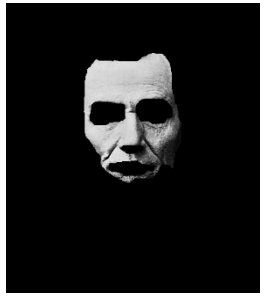
- Observații calitative:
  - Autorii au considerat un prag Θ = 0.4;
  - În general, în pragul Θ pot fi înglobate și probabilitățile P(*skin*), respectiv P(*nonskin*).
  - Clasificatorul are o rată de detecție foarte bună la o rată de fals pozitive rezonabilă.
  - Majoritatea nuanțelor de piele nedetectate: în zonele cu saturație mare sau umbrite.

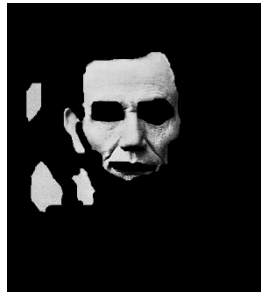


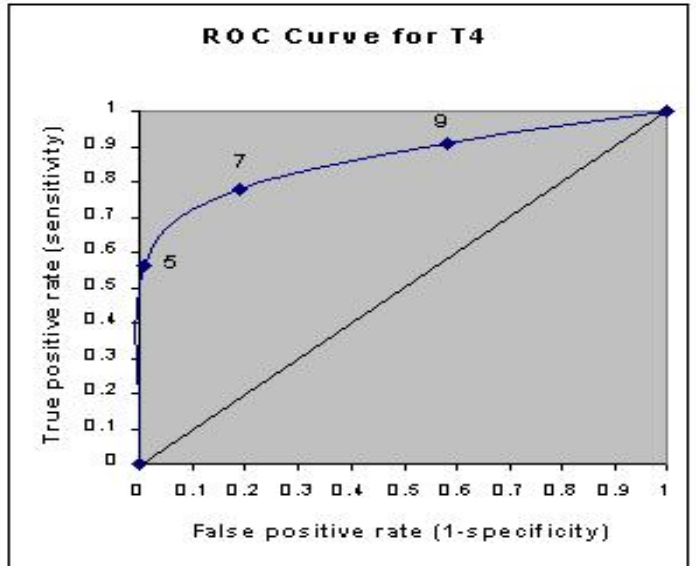
Clasificatorul de piele bazat pe histograme

- Observatii calitative:
  - Performanțe bune și în ceea ce priveste pixelii de ne-piele.
  - În general, fals-pozitivele sunt rare si împrastiate spațial (ceea ce conduce la eliminarea lor prin operații de post-procesare ulterioare)
  - Evident, zonele de ne-piele cu nuanțe de piele (lemn, etc.) sunt detectate ca piele.



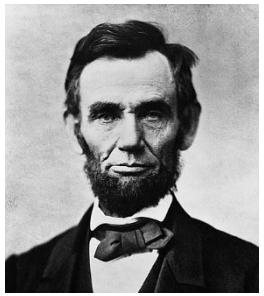


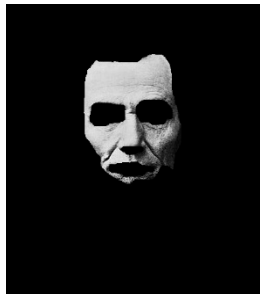


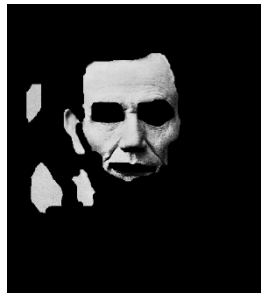


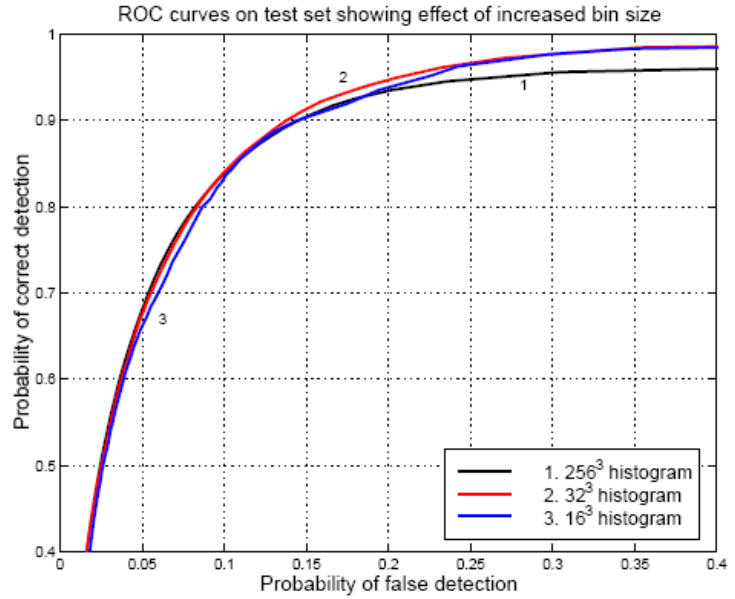
Clasificatorul de piele bazat pe histograme

- Observatii calitative:
  - Performanțe bune și în ceea ce priveste pixelii de ne-piele.
  - În general, fals-pozitivele sunt rare si împrastiate spațial (ceea ce conduce la eliminarea lor prin operații de post-procesare ulterioare)
  - Evident, zonele de ne-piele cu nuanțe de piele (lemn, etc.) sunt detectate ca piele.





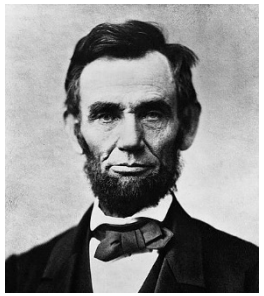


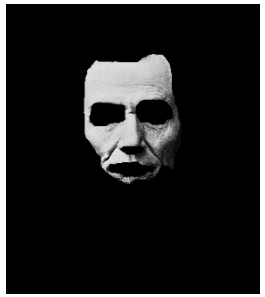


IVOM

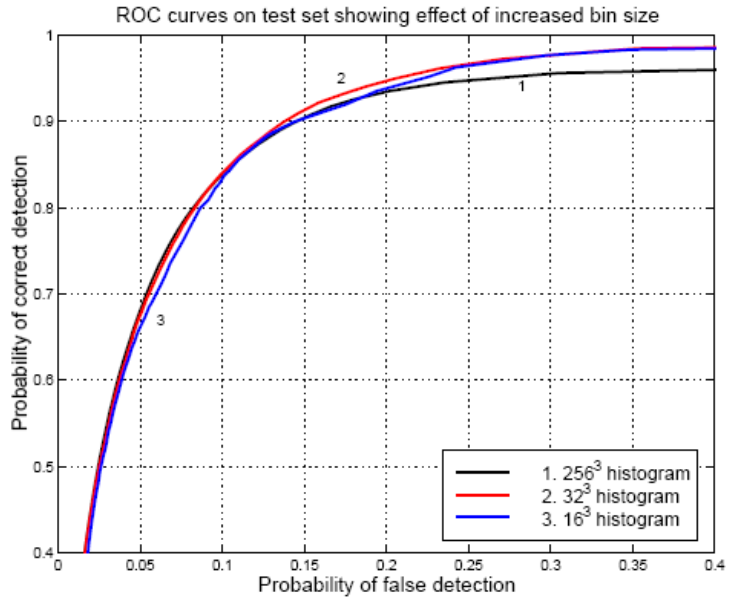
Clasificatorul de piele bazat pe histograme

- Observatii rezultate:
  - Rezultate surprinzator de bune, data fiind variabilitatea imaginilor web.
  - Cel mai bun clasificator (histograme de culoare cuantizate pe 32 biți) are o rata de detecție de 80% cu o rata de fals pozitive de 8.5%, sau 90% cu 14.2% false pozitive;





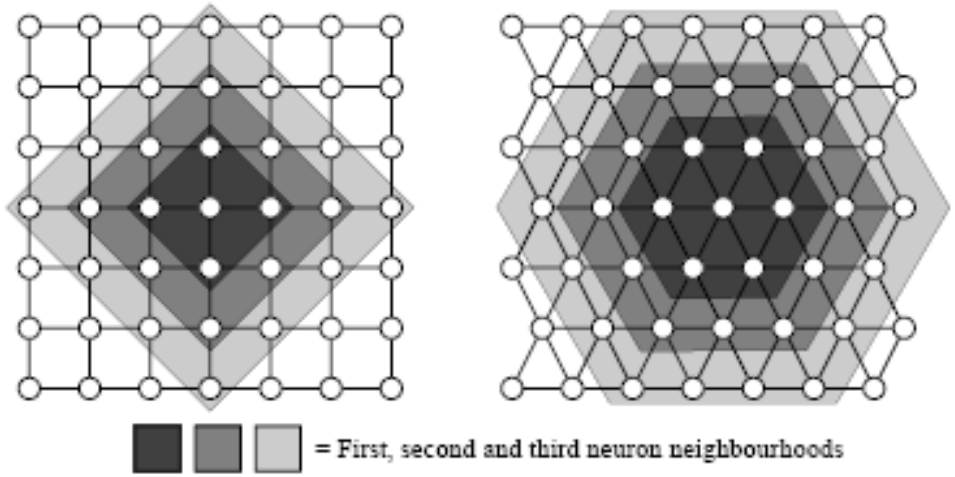


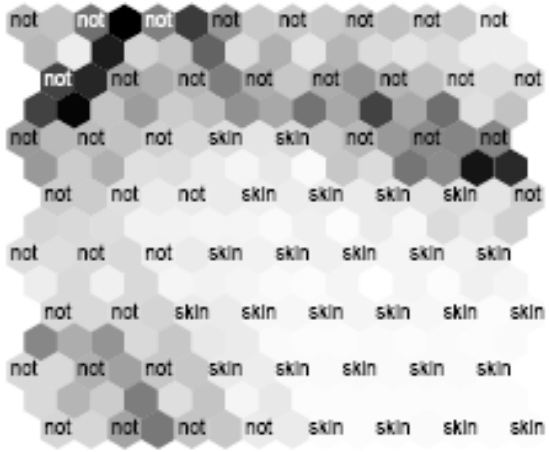


Modelarea neparametrică a distribuției pielii

[4] Brown et al, A SOM Based Approach to Skin Detection with Application in Real Time Systems

- Invațarea culorii pielii și a non-pielii folosind o rețea neurală cu auto-organizare (SOM) Kohonen
- Rețeaua a fost antrenată atat cu vectori de culoare corespunzători pielii, cât și cu vectori extrași din alte zone de imagine.
- S-au încercat mai multe spații de culoare, atât 2D cât și 3D.
- Rezultate asemanatoare pentru toate spațiile de culoare





Modelarea parametrică a distribuției pielii

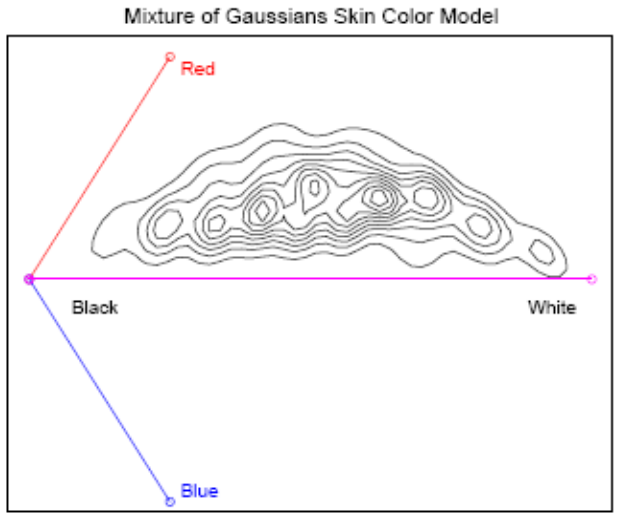
- Scop: caracterizarea culorii de piele cu ajutorul unui numar (redus) de parametri.
- Avantaj: un model mai compact al pielii.
- Abordarea generala: modelarea histogramei de culoare a pielii/non-pielii ca un mod gaussian sau un amestec de moduri gaussiene.

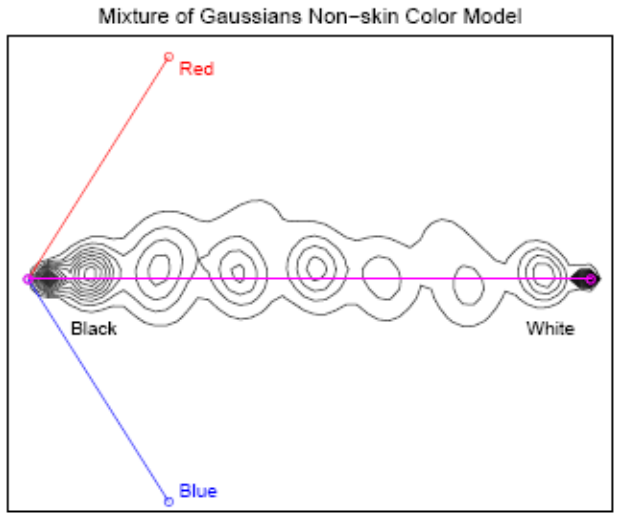
Jones & Rehg (2002)

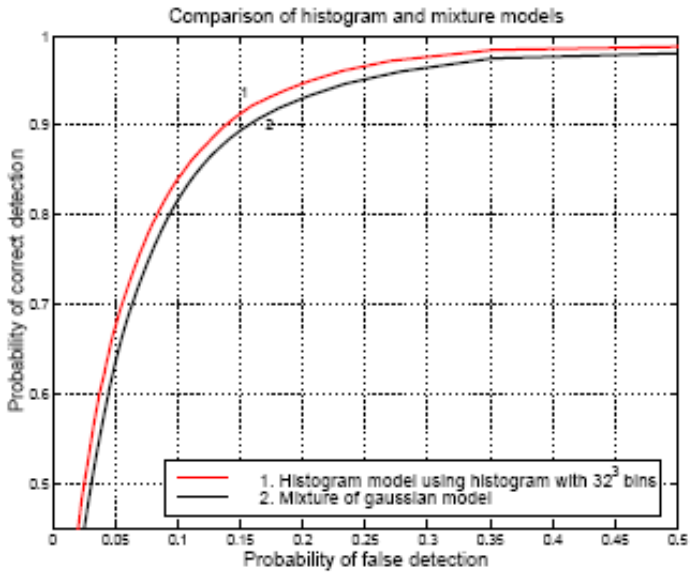
- Atat histograma de piele, cat si cea de ne-piele au fost modelate ca fiind, fiecare, un amestec de moduri gaussiene
- Pentru fiecare din cele doua modele: 16 moduri
- Algoritmul: o implementare paralela a algoritmului clasic EM (expectation maximization).

Modelarea parametrică a distribuției pielii

- Antrenarea amestecului de moduri/mixturi gaussiene este foarte costisitoare în timp.
- Antrenarea celor două modele: 24 h cu 10 Alpha Workstations în paralel (era totuși in 2002….)
- Amestecul de moduri este mai lent și în faza de detecție: trebuie evaluate cele 16 gaussiene pentru a calcula probabilitatea unui singur triplet *RGB.*
- Histograma nemodelată e mult mai rapidă și în implementare.
- Din punctul de vedere al spațiului de stocare, amestecul de moduri este mult mai avantajos.





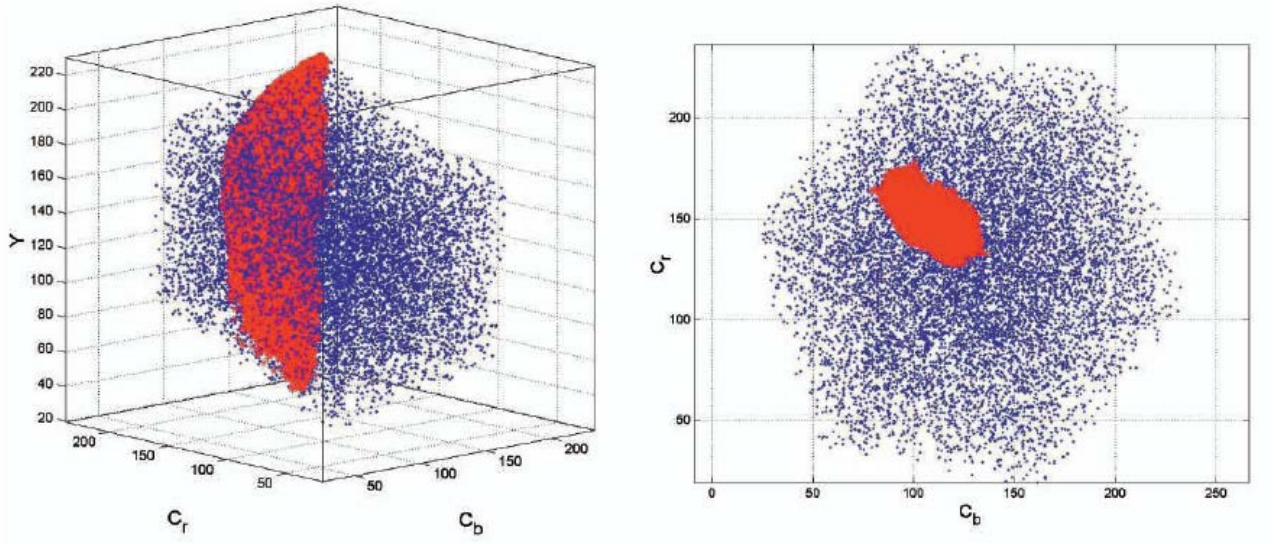


IVOM

Alte metode

[5] Hsu et al, Face Detection in color images, PAMI, 2002

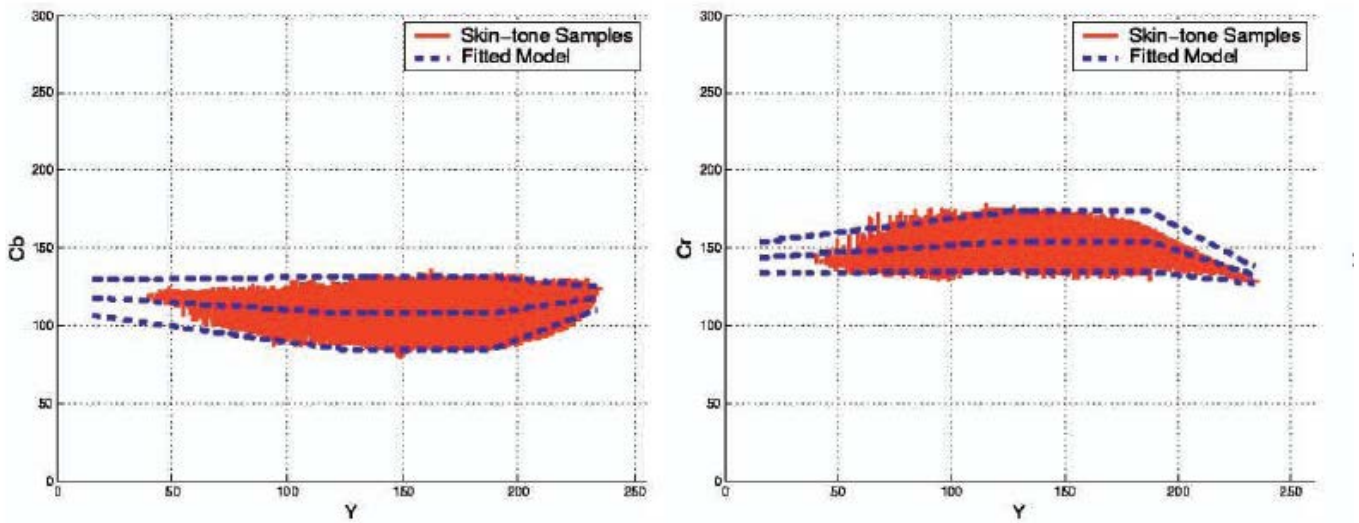
- Spatiul de reprezentare ales:*YCbCr*
- Se observă o formă alungită a norului de puncte de piele de-a lungul axei *Y.*
- Concluzie: se pot folosi doar coordonatele de culoare, *Cr* si *Cb*, pentru detecția pielii (eventual cu un prag suplimentar pe *Y*).



Alte metode

[5] Hsu et al, Face Detection in color images, PAMI, 2002

- Dar, componentele *Cr* si *Cb* ale culorilor depind de luminanța Y!



- Soluție, transformarea crominantelor *Cr* si *Cb* a.i. clusterul de puncte piele să devină independente de luminantă.
- Abordare: limitele norului de puncte în coordonate (*Y-Cr*), respectiv (*Y-Cb*) sunt aproximate printr-o lege liniara pe porțiuni:

Alte metode

[5] Hsu et al, Face Detection in color images, PAMI, 2002

$$C_i'(Y) = \begin{cases} \left(C_i(Y) - \overline{C_i}(Y)\right) \cdot \frac{Wc_i}{Wc_i(Y)} + \overline{C_i}(K_h) & \text{if } Y < K_l \text{ or } K_h < Y, \\ C_i(Y) & \text{if } Y \in [K_l, K_h], \end{cases}$$

$$Wc_i(Y) = \begin{cases} WLc_i + \frac{(Y - Y_{min}) \cdot (Wc_i - WLc_i)}{K_l - Y_{min}} & \text{if } Y < K_l, \\ WHc_i + \frac{(Y_{max} - Y) \cdot (Wc_i - WHc_i)}{Y_{max} - K_h} & \text{if } K_h < Y, \end{cases}$$

$$\overline{C_b}(Y) = \begin{cases} 108 + \frac{(K_l - Y) \cdot (118 - 108)}{K_l - Y_{min}} & \text{if } Y < K_l, \\ 108 + \frac{(Y - K_h) \cdot (118 - 108)}{Y_{max} - K_h} & \text{if } K_h < Y, \end{cases}$$

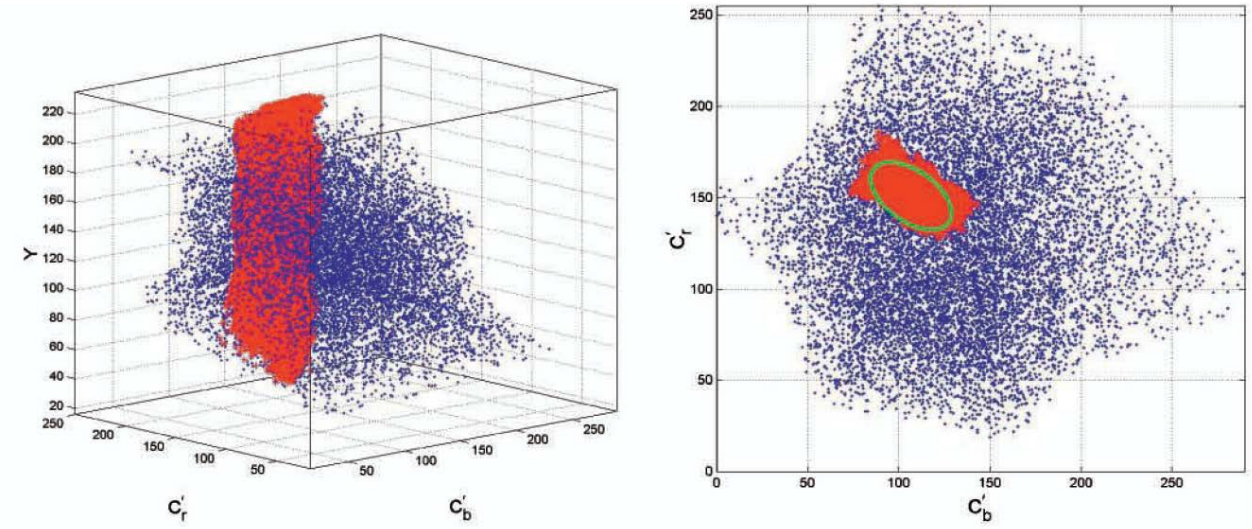
$$\overline{C_r}(Y) = \begin{cases} 154 - \frac{(K_l - Y) \cdot (154 - 144)}{K_l - Y_{min}} & \text{if } Y < K_l, \\ 154 + \frac{(Y - K_h) \cdot (154 - 132)}{Y_{max} - K_h} & \text{if } K_h < Y, \end{cases}$$

IVOM

Alte metode

[5] Hsu et al, Face Detection in color images, PAMI, 2002

- Constantele utilizate în expresie: Wcb = 46.97, WLcb = 23, WHcb = 14, Wcr = 38.76, WLcr = 20, WHcr = 10, Kl = 125, and Kh = 188
- În final, norul de puncte de piele în noul spațiu de crominanța (*Cr'-Cb'*) este aproximat printr-o elipsă (desenată cu verde)



Q&A