

Índex:

1. Definicions i conceptes bàsics.
2. Colorimetria.
3. La percepció del color en el sistema visual humà.

4. Il·luminants
5. Reflectància de la superfície.
6. Càmeres.
7. Espais de color. Correcció de color.

8. Color en tasques visuals.
9. Constància de color.

10. Segmentació.
11. Reconeixement d'objectes.
12. Classificació i indexació.

Tasques visuals en les que intervé el color:

- Segmentació d'imatges
- Reconeixement d'objectes
- Classificació
- Indexació en bases de dades
- Extracció de la forma a partir de la variació del color
(*Shape from colour*)
- ...

Shadow Removal



We would like to go from a colour image with shadows, to the same colour image, but without the shadows.

Why Shadow Removal?

For Computer Vision

- improved object tracking, segmentation etc.

For Image Enhancement

- creating a more pleasing image

For Scene Re-lighting

- to change for example, the lighting direction

What is a shadow?

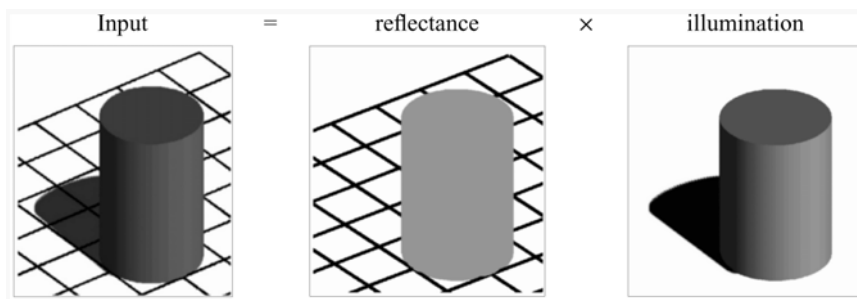


A shadow is a local change in illumination intensity and/or illumination colour.

Basic idea

Reflectance vs. Luminance
Image Decomposition

$$I = R * L$$



Removing Shadows From Images

G. D. Finlayson, S.D. Hordley & M.S. Drew
(ECCV 2002)

Input:

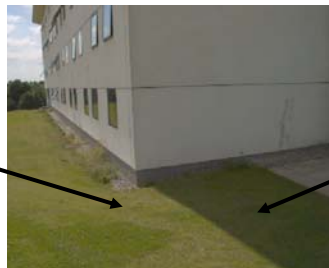
- Single RGB image

Assumptions:

- Planckian light source (or close).
- Narrow-band camera (Although the camera does not hold this assumption, the method performs well)

What is a shadow?

Region Lit by
Sunlight and
Sky-light

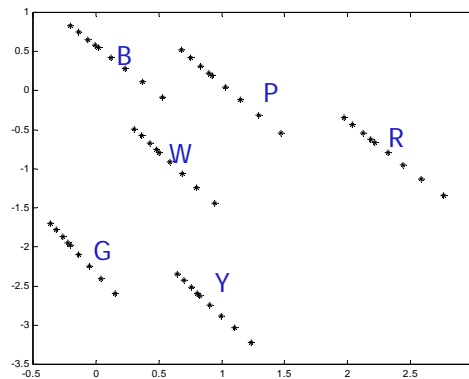


Region Lit by
Sky-light only

A shadow is a local change in illumination intensity **and**
(often) illumination colour.

Extracting the 1D-Invariant Image

- Calibration: Sampling in different intensities
- Expected: Linear function for each color

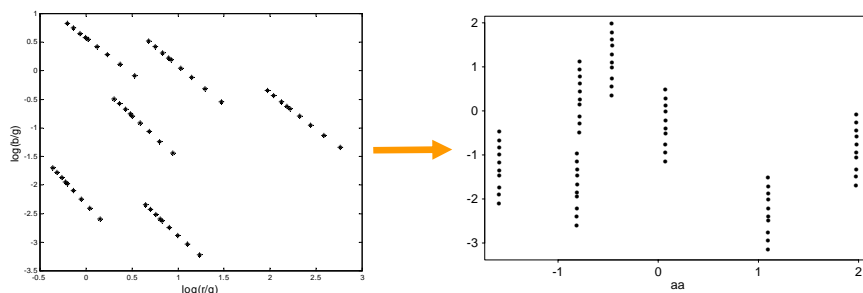


Chromaticities for 6 surfaces under 9 lights. Each line represents a chromaticity.



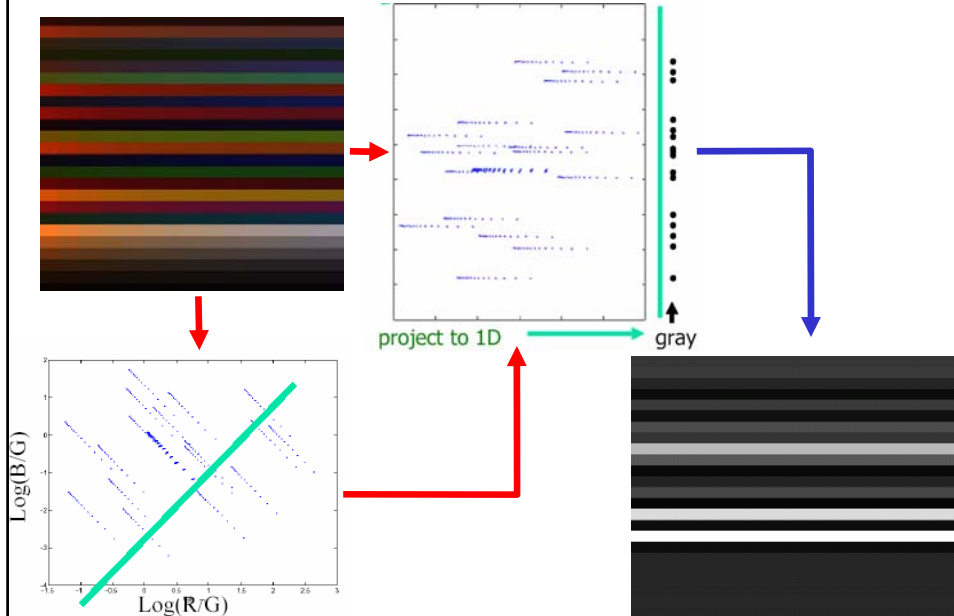
Extracting 1D-Invariant Image (Cont.)

- Same gradient for all chromaticities

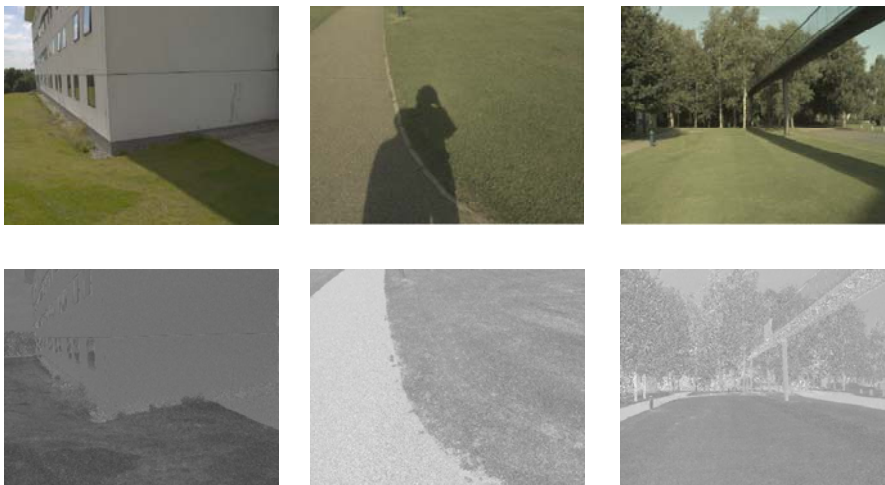


- Axis Rotation: X-axis is illuminant invariant!

How to remove shadows (illumination)?



Some Examples



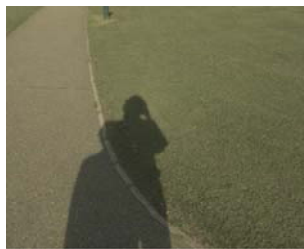
What's left to do?



To complete the work we would like to go back to a 3-band colour image, without shadows

An Example

Original Image



Invariant Image



Detected Shadow Edges



Shadow Removed



A Second Example

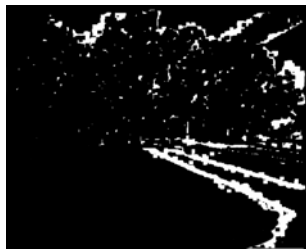
Original Image



Invariant Image



Detected Shadow Edges



Shadow Removed



Third Example

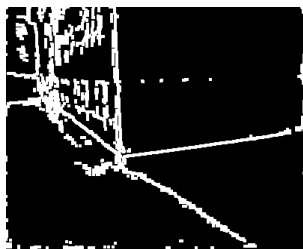
Original Image



Invariant Image



Detected Shadow Edges



Shadow Removed



Last example:

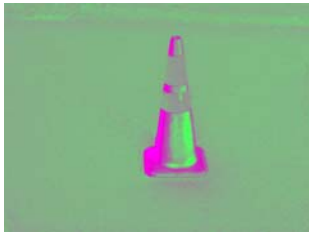
Original Image



Invariant Image



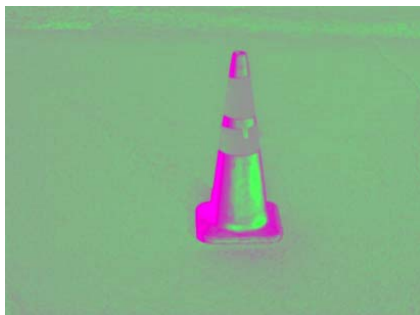
Invariant Chromaticity Image



Intrinsic image



Results:



Invariant Chromaticity Image



Intrinsic Image

Deriving intrinsic images from image sequences.

Yair Weiss, 2001

Input:

- RGB image sequence

Assumptions:

- The illumination variations are Laplacian distributed in *both space and time*.

What is a shadow?



Reflectance changes remain at the same location as the time goes on.

Ill-Posed problem

Single image: $I(x,y) = L(x,y)R(x,y)$

N equations and 2N unknowns

Trivial solution: $R=1, L=I$

Multiple images: $I(x,y,t) = L(x,y,t)R(x,y)$

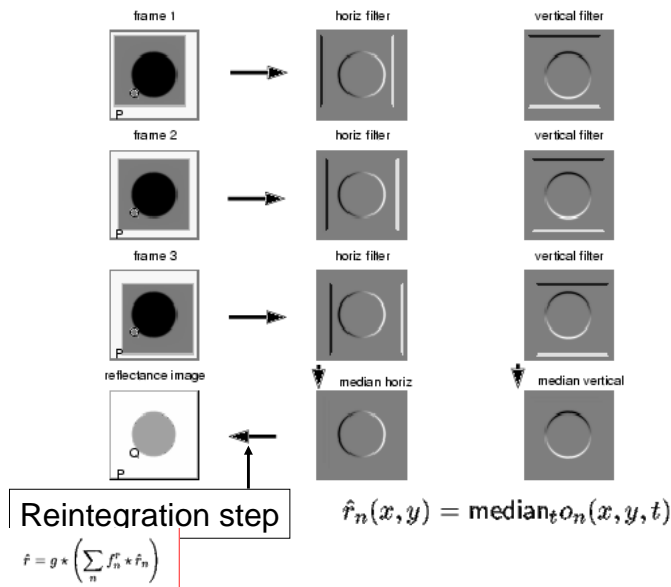
N equations and N+1 unknowns

Trivial solution: $R=1, L(t)=I(t)$

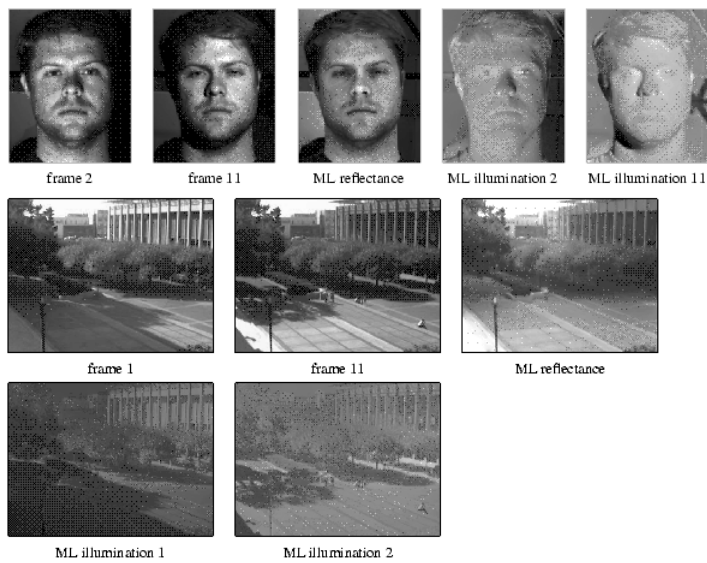
Intuition

If you often see an intensity variation at (x_0, y_0) , then it is probably caused by reflectance properties. Otherwise it is caused by illumination.

Example



More Results



Even More Results



10. Segmentació

- Segmentació d'imatges color:**
- Basada en contorns
 - Basada en regions

Segmentació basada en contorns:

Definició de contorn de color: Direm que existeix un contorn de color si existeix un contorn en qualsevol dels tres canals.

- Extensió dels algorismes de detecció de contorns definits per imatges amb nivell de gris.
- Basada en els histogrames de diferències.

Compte amb l'espai utilitzat



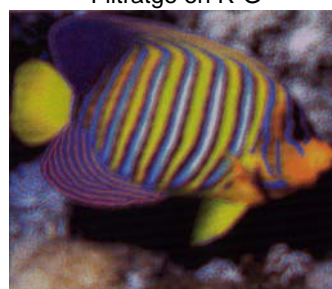
original



Filtratge en R-G



Filtratge en Y-B



Filtratge en intensitat

Extensió del detector de contorns de *Canny*

[Kanade 87]

Algorisme: Detector de *Canny* per imatges color.

- Suavitació i càlcul de les derivades parcials.
- Càlcul de la magnitud i l'orientació del vector gradient.
- Supressió de no-màxims locals.

Algorisme: En imatges color cada píxel és un vector

$$\mathbf{C} = (R, G, B)$$

Pas 1. No podem calcular el gradient però sí que podem representar la seva variació a cada punt amb la matriu Jacobiana:

$$\Delta \mathbf{C} = \mathbf{J} \Delta(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \quad \text{on} \quad \mathbf{J} = \begin{pmatrix} R_x & R_y \\ G_x & G_y \\ B_x & B_y \end{pmatrix} \quad \text{i} \quad \begin{matrix} \mathbf{C}_x = (R_x, G_x, B_x)^T \\ \mathbf{C}_y = (R_y, G_y, B_y)^T \end{matrix}$$

Pas 2. La magnitud i orientació que dóna la màxima variació de color ve donada pel vector propi que correspon al valor propi més gran de la matriu:

$$\mathbf{J}^T \mathbf{J}$$

Per tant,

$$m = \|\mathbf{C}_x\|^2 \cos^2 \theta + 2\mathbf{C}_x \cdot \mathbf{C}_y \sin \theta \cos \theta + \|\mathbf{C}_y\|^2 \sin^2 \theta$$

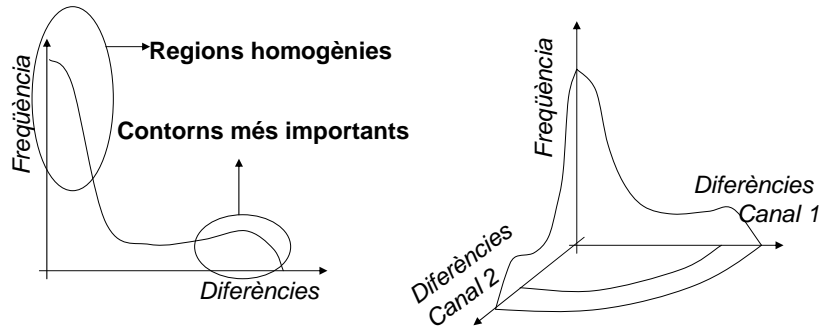
$$\operatorname{tg}(2\theta) = \frac{2\mathbf{C}_x \cdot \mathbf{C}_y}{\|\mathbf{C}_x\|^2 - \|\mathbf{C}_y\|^2}$$

Pas 3. La supressió de no-màxims es faria de manera similar a com es fa per imatges amb nivells de gris.

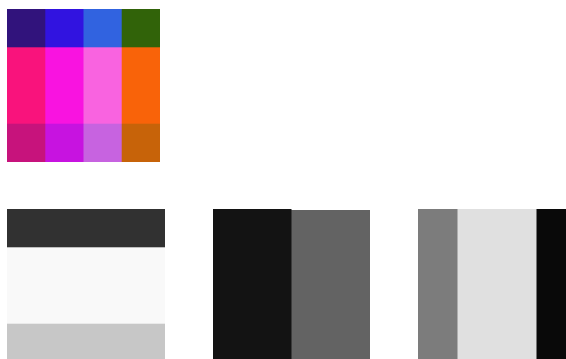
Problemes: Cost computacional alt pel càlcul dels dos primers passos.

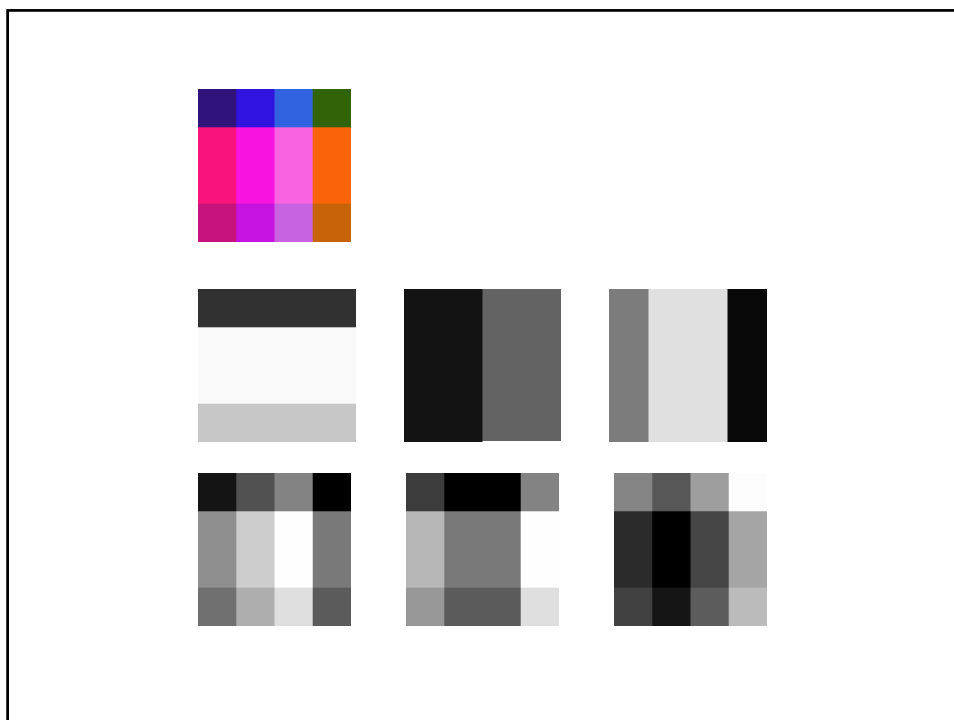
Segmentació de contorns basada en el histograma de diferències:

Histograma de diferències d'una imatge: Funció que representa el número de vegades que una diferència de nivells de gris apareix com a predominant entre cada píxel de la imatge i els seus veïns.



Dependencia dels contorns al espai utilitzat





Segmentació basada en regions

- Tècniques basades en l'histograma.
- Tècniques basades en l'agrupament (*clustering*)
- Tècniques basades en el creixement de regions (*region growing*).

Segmentació basada en histogrames

[Ohlander-78, Ohta-80]

S'utilitza l'histograma com a representació de determinades característiques cromàtiques de la imatge

Histograma de característiques: Funció del nombre de vegades que apareix una determinada característica cromàtica en una imatge.

Algorisme: Basat en una estratègia de *Split-and-merge*

- Per a (cada regió de la imatge) fer
 - Calcular tots els histogrames de les característiques cromàtiques seleccionades.

Exemple:



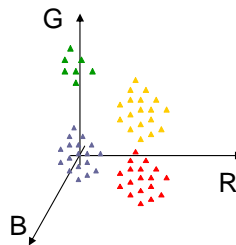
- Si (distància(Regio1,Regio2,histx)>Llindar) llavors
 - Dividir la imatge segons les regions.
- Sinó
 - Deixar les regions unides.
- fsi
- fper

Problemes:

- L'èxit depèn de les característiques seleccionades.
- Normalment es requerirà una operació de refinament posterior.

Segmentació basada en l'agrupament (clustering)

Considerant que el color ve donat sempre en espais de tres dimensions es suposa que els punts de les regions de la imatge d'un color homogeni formaran un agrupament a l'espai de color.



Mètode *K-means*

I : Imatge RGB, que aporta el conjunt de punts tridimensionals sobre els que s'aplicarà l'agrupament.

n : Nombre de colors en els que es vol segmentar la imatge.

CI_i^t : Centre d'inèrcia de la classe i en el instant t .

$d(x, y)$: Distància euclídea entre dos punts x i y .

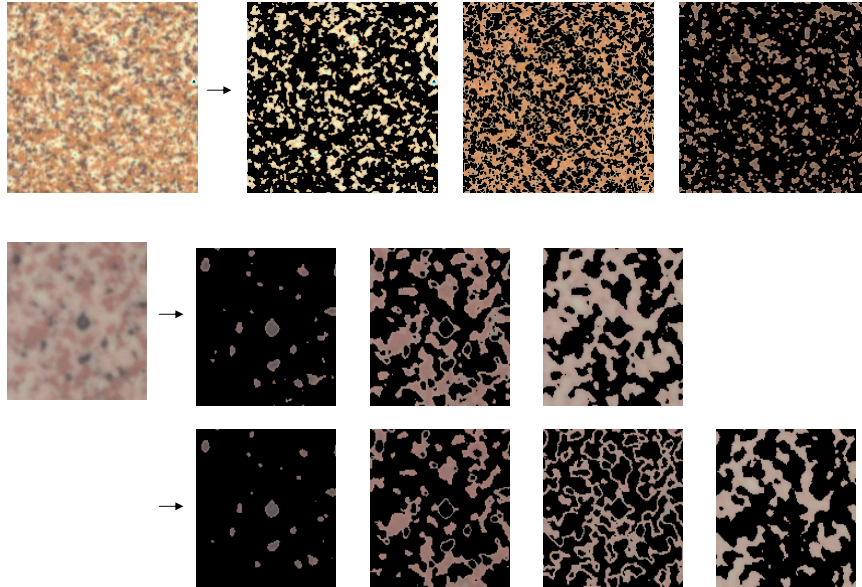
Inicialització: Inicialitzar els centres d'inèrcia del instant 0 amb punts aleatoris de la imatge o punts seleccionats si es pot.

Mètode *K-means*

Algorisme:

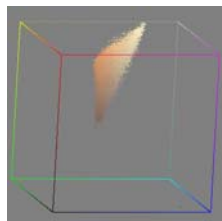
- Inicialització $\{C_i\}_{i=1..n}$
- Repetir
 - Per a (cada classe C_i) fer
 - $C_i \leftarrow \{p = (r, g, b) \in I : \forall j \neq i \ d(p, CI_i^t) \leq d(p, CI_j^t)\}$
 - Calcular els nous centres d'inèrcia.
$$CI_i^{t+1} = \frac{1}{\#\{p : p \in C_i\}} \sum_{p \in C_i} (r, g, b)$$
 - Fper
- Fins que (les classes no canviïn en una iteració)

Exemples:



Qüestions:

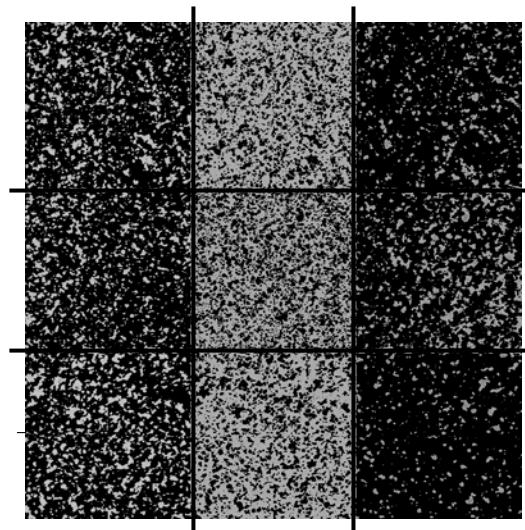
- Problemes que presenta el k-means per a la segmentació:
 - El bon funcionament de l'algorisme depèn dels colors que volem segmentar.
 - El cost computacional està directament relacionat amb el nombre de colors que volem separar.
 - El resultat depèn molt d'una bona inicialització dels valors promig dels colors.
- Quin és l'espai més adient per aplicar aquest mètode?



Aplicació a la classificació de rajoles:



Exemple:



Other examples



Millores al mètode k-means: (Gevers-96)

- **Determinació del número de clusters**, això és, el nombre de clusters que representen l'estructura de les dades de la imatge. El més important és definir una bona mesura que valori la bondat de la separació.

- **Decorrelació dels eixos de representació del color**, això pot ser l'aplicació d'una transformada de Karhunen-Loeve per tenir una rotació dels eixos de color que permetin una millor separació dels clusters.

Segmentació basada en el creixement de regions
(*region-growing*)

Idea: Els criteris d'agrupament de pixels es basa en els valors del pixels veïns. Els pixels s'organitzen en conjunts connectats d'acord amb un criteri de semblança.

Aplicació: Descripció de l'aparença de les persones.



11. Reconeixement d'objectes

Reconeixement d'objectes

Objectiu: Identificar un objecte model dins d'una imatge a partir només de les característiques cromàtiques, amb independència de variacions en escala, orientació o il·luminació.



Tipus d'aproximacions:

- Basada en el histograma
- Basada en la definició de característiques

Histograma d'una imatge color

Histograma d'una imatge: Funció que representa el número de píxels d'una imatge que tenen un determinat nivell de gris.

Histograma d'una imatge color: Funció que representa el número de píxels d'una imatge que tenen un determinat color.

En general s'entén que dos píxels tenen el mateix color si cauen dins del mateix interval de color.

$$H_{i,j,k}^I = \#\{(r, g, b) \in I : i-1 < r \leq i, j-1 < g \leq j, k-1 < b \leq k\}$$

on $i:1..n, j:1..m, k:1..p$

Aleshores, l'histograma pren valors sobre $n \times m \times p$ colors diferents

Problema: Dimensions de la representació de l'histograma.

Exemple: Imatge amb tres canals i 256 nivells de gris per canal i suposem que

$H_{i,j,k}^I \rightarrow i, j, k$: representa cada un dels colors



$256 \times 256 \times 256 = 16,777,216 \cong 16.7$ milions de colors diferents



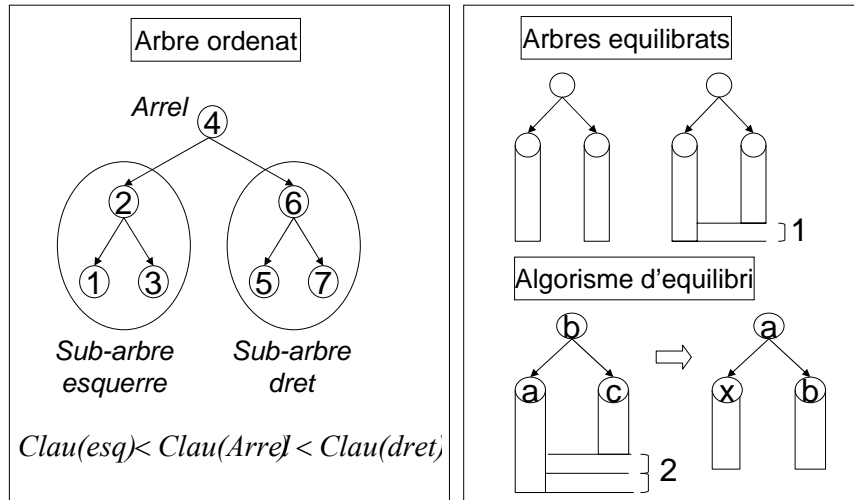
Si representem l'histograma amb una matriu convencional



32Mb de memòria mínim!!

Representació eficient de l'histograma: [Kittler,Ang-89]

Basada en una representació dinàmica en un arbre binari ordenat i equilibrat en alçada. Cada node es un triestímul.



Reconeixement basat en la intersecció de l'histograma [Swain,Ballard-91]

[Swain,Ballard-91]

Suposem que volem veure si una imatge model M apareix a una imatge donada, I.

La intersecció dels seus histogrames ve donada per:

$$\sum_{j=1}^n \min(H_j^I, H_j^M) : \text{Número de píxels del model que es corresponen amb píxels de la imatge}$$

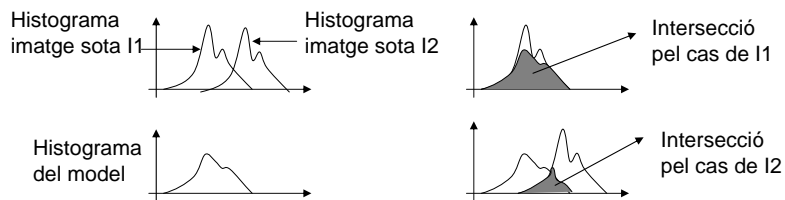
La mesura normalitzada de la correspondència del model en una part de la imatge és:

$$C(I, M) = \frac{\sum_{j=1}^n \min(H_j^I, H_j^M)}{\sum_{j=1}^n H_j^M}$$

$\cong 1 \rightarrow$ Si el número de píxels de la intersecció coincideix amb el número de píxels del model
 $\cong 0 \rightarrow$ Si el número de píxels de la intersecció és molt més petit que el número de píxels del model

Anàlisi d'aquesta mesura:

- Invariant a rotacions
 - Cost computacional baix (si es compara amb els algorismes basats en característiques geomètriques)
 - Bastant robust a les variacions del fons.
(fer servir altres cues visuals que permetin aïllar l'objecte)
 - Es comporta bé davant de variacions de resolució.
(suposant que es conegui la diferència d'escala)
- Es comporta malament davant de canvis d'il·luminació.



Solució: Aplicar algun algorisme de constància de color que permeti obtenir el model d'il·luminació de la imatge.

Problema: Calcular l'il·luminant d'una imatge és computacionalment costós i trencaria amb la simplicitat de l'algorisme.

Millora proposada [Funt,Finlayson-95]

Assumpció: Suposem que el canvi d'il·luminant té un comportament en el nostre sistema que permet considerar el model de Von Kries.

Això és, donats dos punts de la imatge, p_1, p_2 , les respostes del sensor, S sota dos il·luminants diferents, I^1, I^2 compleix que:

$$\begin{aligned} S^{I^1}(p_1) &= \alpha S^{I^2}(p_1) \\ S^{I^1}(p_2) &= \alpha S^{I^2}(p_2) \end{aligned} \rightarrow \frac{S^{I^1}(p_1)}{S^{I^1}(p_2)} = \frac{S^{I^2}(p_1)}{S^{I^2}(p_2)}$$

Considerant l'assumpció especificada, tenim que:

$$\begin{aligned} \frac{S^{I^1}(p_1)}{S^{I^1}(p_2)} = \frac{S^{I^2}(p_1)}{S^{I^2}(p_2)} &\rightarrow \ln\left(\frac{S^{I^1}(p_1)}{S^{I^1}(p_2)}\right) = \ln\left(\frac{S^{I^2}(p_1)}{S^{I^2}(p_2)}\right) \\ &\downarrow \\ \ln(S^{I^1}(p_1)) - \ln(S^{I^1}(p_2)) &= \ln(S^{I^2}(p_1)) - \ln(S^{I^2}(p_2)) \end{aligned}$$

Això significa que si suposem que els punts són veïns a la imatge, aleshores sota el model de coeficients, es compleix que

La derivada del logaritme de la imatge és independent als canvis d'il·luminació!!

$$\frac{\partial S^{I^1}}{\partial x} = \frac{\partial S^{I^2}}{\partial x}$$

Algorisme: Donada una imatge color amb 3 canals:

$$S = (S_1, S_2, S_3)$$

- Càlcul del logaritme de la imatge per a cada canal:

$$i_c(x, y) = \ln(S_c(x, y)) \quad \forall c = 1..3$$

- Càlcul de les derivades parcials per a cada canal i per a cada direcció, m, seleccionada:

$$d_{c,m}(x, y) = \frac{\partial i_c(x, y)}{\partial m} \quad \forall c = 1..3, m = 1..4$$

- Càlcul de l'histograma de la imatge derivada:

$$H_{i,j,k} = \sum_{m=1}^4 \sum_{(x,y) \in d} z_{i,j,k}^m \quad \text{on } z_{i,j,k}^m = \begin{cases} 1 & \text{si } i-1 < d_{1,m}(x, y) \leq i \\ & j-1 < d_{2,m}(x, y) \leq j \\ & k-1 < d_{3,m}(x, y) \leq k \\ 0 & \text{en altres casos} \end{cases}$$

12. Classificació i indexació en bases de dades d'imatges

Objectiu: Trobar una representació del color d'una imatge i una mesura de similitud que permeti decidir a quin dels models donats és més proper.

Problemes:

- Definir una representació adient
- Definir una mesura de similitud sobre l'espai de la representació.

Classificació d'imatges d'un sol color →

Plantejar-se l'ús d'instrumentació específica per a la mesura del color.

Classificació en visió industrial es segueixen els següents passos:

- Seleccionar un espai de representació/característiques.
- Procés d'aprenentatge.
Objectiu: Definir els valors centrals (prototipus), els límits i la mesura de similitud.
Tècniques: Agrupament (clustering), transformació a espais més adequats (Fisher, PCA)
- Procés de classificació.
 - Per a cada mostra es fa la representació en l'espai triat.
 - Es calculen les mesures de similitud amb els prototipus.
 - Es selecciona el prototipus amb millor mesura de similitud.

Definició de la representació:

- Es pot usar només el HUE si les classes són de colors diferents

$$h_{ab} = \arctan\left(\frac{b^*}{a^*}\right)$$

$$H = \begin{cases} \frac{\pi}{3} \left(\frac{G-B}{\Delta} \right) & \text{si } R = \max\{R, G, B\} \\ \frac{\pi}{3} \left(2.0 + \frac{B-R}{\Delta} \right) & \text{si } G = \max\{R, G, B\} \\ \frac{\pi}{3} \left(4.0 + \frac{R-G}{\Delta} \right) & \text{si } B = \max\{R, G, B\} \end{cases}$$

- Si volem classificar segons variacions en la lluminositat, la saturació i el to i amb un comportament similar al del sistema visual humana, aleshores es pot usar el CIELAB o les components que se'n deriven:

$$L^* \quad C^* = \sqrt{(a^*)^2 + (b^*)^2} \quad h_{ab} = \arctan\left(\frac{b^*}{a^*}\right):$$

- Si la classificació és molt crítica aleshores es pot recórrer a mesures espectrals amb dispositius especialitzats com l'espectrofotòmetre. Sempre i quan sigui per la mesura de superfícies monocolor.

- Aproximacions basades en **característiques estadístiques** de la distribució del color

Moments estadístics d'una imatge color, I , amb M píxels:

$$I = (R, G, B) = (I_{c1}, I_{c2}, I_{c3})$$

- **Color mig** (*Moments de primer ordre*)

$$\mu(I) = \frac{1}{M} \sum_{(x,y) \in I} (R(x,y), G(x,y), B(x,y))^T$$

- **Variància d'un canal**

$$\sigma_c^2(I) = \frac{1}{M} \sum_{(x,y) \in I} (I_c(x,y) - \mu_c(I))^2$$

- **Co-variància entre dos canals**

$$\sigma_{ci}\sigma_{cj}(I) = \frac{1}{M} \sum_{(x,y) \in I} (I_{ci}(x,y) - \mu_{ci}(I))(I_{cj}(x,y) - \mu_{cj}(I))$$

- **Matriu de covariàncies** (*Moments de 2n ordre*)

$$\Sigma(I) = \begin{pmatrix} \sigma_R^2(I) & \sigma_R\sigma_G(I) & \sigma_R\sigma_B(I) \\ \sigma_R\sigma_G(I) & \sigma_G^2(I) & \sigma_G\sigma_B(I) \\ \sigma_R\sigma_B(I) & \sigma_G\sigma_B(I) & \sigma_B^2(I) \end{pmatrix}$$

- **Biaix (Skew)** (*Moment de 3r ordre*)

$$s_c(I) = \frac{1}{M} \sum_{(x,y) \in I} (I_c(x,y) - \mu_c(I))^3$$

En general, el **Moment d'ordre n**:

$$\frac{1}{M} \sum_{(x,y) \in I} \prod_{i=1}^3 (I_{ci}(x,y) - \mu_{ci}(I))^{\alpha_i} \quad \text{on } \alpha_i > 0, \sum_i \alpha_i = n$$

Exemple: Aplicació a l'accés a bases de dades per contingut de la imatge [Stricker, Orengo-95]

Vector de característiques definit:

$$(\mu_R(I), \mu_G(I), \mu_B(I), \sigma_R(I), \sigma_G(I), \sigma_B(I), s_R(I), s_G(I), s_B(I))$$

Problema: dominis de les característiques diferents

Important: La independència de la il.luminació és bàsica per a la indexació en bases de dades

- Si volem independència de la il·luminació i assumim un model de coeficients, aleshores es poden usar les coordenades cromàtiques

$$(R \ G \ B) = \begin{pmatrix} a & 0 & 0 \\ 0 & b & 0 \\ 0 & 0 & c \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} R' \\ G' \\ B' \end{pmatrix}$$

$$\left(\frac{R}{R+G+B}, \frac{G}{R+G+B}, \frac{B}{R+G+B} \right) \xrightarrow{\quad} \left(\frac{\alpha R}{\alpha R + \alpha G + \alpha B}, \frac{\alpha G}{\alpha R + \alpha G + \alpha B}, \frac{\alpha B}{\alpha R + \alpha G + \alpha B} \right)$$

- Usar **característiques invariants** com els **angles** entre canals [Finlayson et al 96]

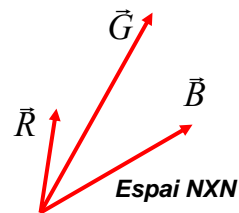
Suposem dues imatges I_1, I_2 de la mateixa escena però sota il·luminants diferents

i suposem que l'adquisició s'ha fet amb sensors *narrow-band* que permeten suposar un model de de Von Kries:

$$I_2 = I_1 D \quad D: \text{matriu diagonal}$$

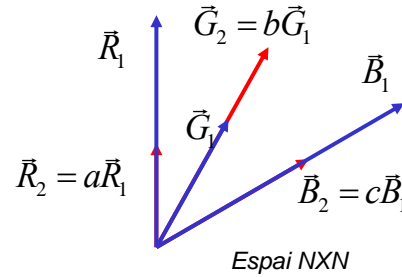
Suposem la representació d'una imatge de dimensions $N \times N$ com una tripleta de vectors:

$$I \rightarrow \vec{R}, \vec{G}, \vec{B}$$



Si el model de variació de la llum és diagonal, aleshores:

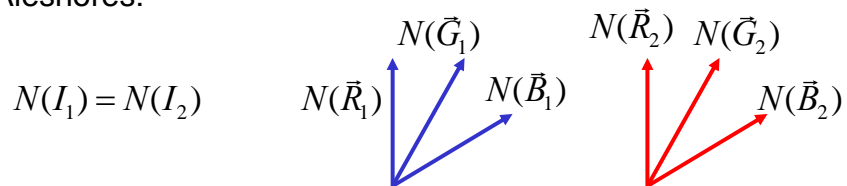
$$I_2 = I_1 \cdot \begin{pmatrix} a & 0 & 0 \\ 0 & b & 0 \\ 0 & 0 & c \end{pmatrix}$$



Si normalitzem aquestes imatges de la següent manera:

$$N(I_1) = I_1 D_N \quad D_N = \begin{pmatrix} 1/|\vec{R}| & 0 & 0 \\ 0 & 1/|\vec{G}| & 0 \\ 0 & 0 & 1/|\vec{B}| \end{pmatrix}$$

Aleshores:



- Els mòduls del vectors han variat
- Els angles entre els canals **no han variat**

Qüestió: Com calculem aquests angles?

Si calculem la matriu següent:

$$[N(I_1)]^t N(I_1) = \begin{pmatrix} 1 & v_{gr} & v_{gb} \\ v_{rg} & 1 & v_{rb} \\ v_{rb} & v_{gb} & 1 \end{pmatrix}$$

Vegem què són els elements d'aquesta matriu:

$$v_{rg} = \sum_{i=1}^M \frac{\vec{R}_i}{|\vec{R}|} \cdot \frac{\vec{G}_i}{|\vec{G}|} = N(\vec{R}) \cdot N(\vec{G}) = 1 \cdot 1 \cdot \cos(\alpha_{rg})$$

$$\alpha_{rg} = \cos^{-1}(v_{rg})$$

Per tant, l'angle entre dos canals vindrà donat per:

$$\phi_{ij}(I_1) = \cos^{-1}\left(\left([N(I_1)]^t N(I_1)\right)_{ij}\right)$$

I aleshores, representarem la informació cromàtica d'una imatge a partir de:

$$I_1 \rightarrow \phi(I_1) = (\phi_{rg}(I_1), \phi_{gb}(I_1), \phi_{rb}(I_1))$$

de manera que, la similitud entre dues imatges, invariant a canvis d'il.luminació vindrà definida per la distancia de Frobenius:

$$\text{Similitud}(I_1, I_2) = \|\phi(I_1) - \phi(I_2)\|_F$$

$$\|A\|_F = \sqrt{\sum \text{diag}(A^t A)}$$

Ús combinat dels canals [Novak, Shafer-87]

Mètode general per a la creació d'operadors multicanal a partir d'operadors per a imatges amb nivells de gris.

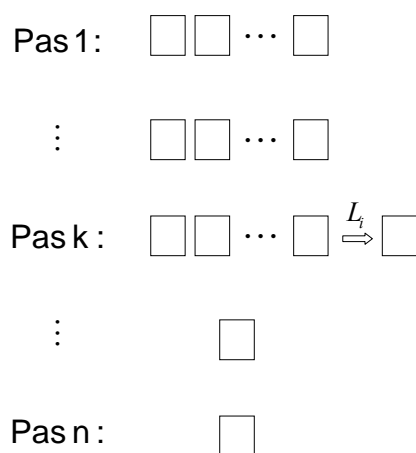
Algorisme:

- Enumeració de tots els passos de l'operador d'1 a n.
- L'operador multicanal en el pas k ve donat per:
 - Aplicació dels passos que van d'1 a k de forma independent sobre cada un dels canals de la imatge.
 - Combinació dels resultats dels passos anteriors fent servir una norma:

$$L_1 = \sum_i |C_i| \quad L_2 = \sqrt{\sum_i C_i^2} \quad L_\infty = \max_i \{C_i\}$$

- Aplicació dels passos que van del k al n sobre el resultat de la combinació.

Esquema de l'algorisme:



Exemple:

L'operador de *Canny* (n=3)
si es fa un ús combinat amb:

$$k=2 \quad i \quad L_\infty = \max_i \{C_i\}$$

S'obté un comportament similar al de l'operador de *Canny* per color i amb un cost computacional més baix.