Vision par Ordinateur

James L. Crowley

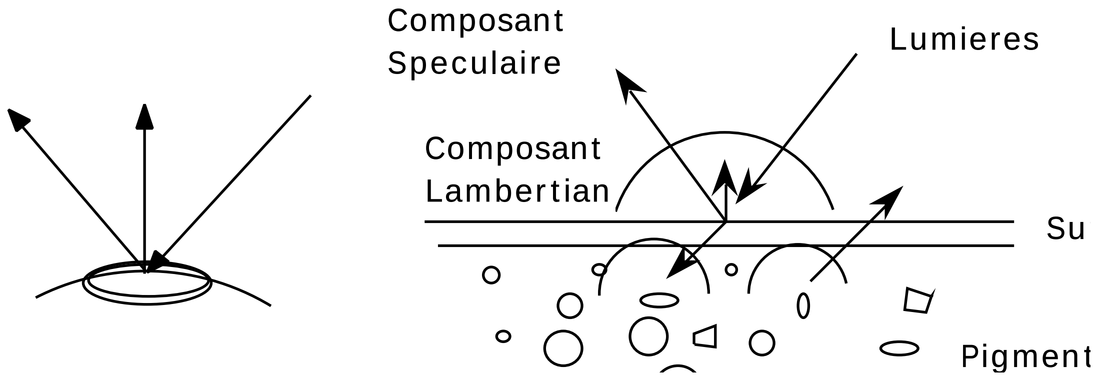
DEA IVR Premier Bimestre 2005/2006

Séance 4 26 octobre et 9 novembre 2005

Reconnaissance de formes dans les images

Plan de la Séance :

Analyse d'image au niveau pixels



Rappelons que l'albédo d'un objet non-métalique peut être approximé par la composition d'une réflexion "spéculaire" et d'une réflexion "lambertienne".

$$R(i, e, g, \lambda) = \rho_S R_S(i, e, g, \lambda) + \rho_l R_l(i, e, g, \lambda)$$

Le composant "luminance" est déterminé par l'orientation de la surface.
Le composant lambertien dépend de l'angle entre la normale et la source.

$$R(i, e, g, \lambda) = P(\lambda) \operatorname{Cos}(i) \qquad (\ P(\lambda) \text{ - Spectre du pigment})$$

Le composant "chrominance" est déterminé par la composition du spectre de la source et le spectre d'absorption des pigments de la surface. Si le spectre de la source est constant, la chrominance indique l'identité de l'objet

L'histogramme de la chrominance

L'axe achromatique définit la luminance, L

$$L = R + V + B$$

Le spectre $R(i, e, g, \lambda) = P(\lambda) \operatorname{Cos}(i)$ dédend du pigment.
Il est une signature pour la surface.
Normalisation par la luminance laisse deux axes chromatiques : r, v

$$r = \frac{R}{R+V+B} \qquad v = \frac{V}{R+V+B}$$

Le chrominance est une signature pour l'objet disponible à chaque pixel.
On peut apprendre et detecter cette signature avec une ratio d'histogrammes.

Histogrammes

Un histogramme est une table de fréquence. Il peut fournir une estimation d'une densité de probabilités.

On peut utiliser les histogrammes pour calculer la probabilité qu'un pixel est une projection d'une objet.

Par example, constuisons une histogramme pour le vecteur de chrominance (r,v).

Les pixels sont des vecteur $C(i, j) = \begin{pmatrix} r \\ v \end{pmatrix}(i, j)$

On alloue un tableau 2D de taille N_h (exemple 32 x 32 = 1024 cellules : h(r, v).

Pour chaque pixel C(i, j) dans l'image, on incrémente la cellule de l'histogramme qui correspond à (r, v)

$$h(r, v) := h(r, v) + 1$$

Soit M Pixels dans l'image. Un histogramme des chrominance, h(**C**), des M pixels dans une l'image donne leurs fréquences d'occurence.

$$p(C) \approx \frac{1}{M} \quad h(C)$$

Pour que l'estimation soit "raisonable", il faut assuré que $M >> N_h$

Considére une région W de M_o pixels du même image correspondance à l'objet O.

$$(i,j) \quad W \quad : \quad h_o(C(i,j)) := h_o(C(i,j)) + 1$$

Ensuite: $\quad p(C \mid objet) \approx \frac{1}{M_o} \; h_o(C)$

Parce que W est dans l'image, la probabilité de rencontrer un pixel de W est $\frac{M_o}{M}$

Détection par ratio d'histogramme

L histogramme permet d'utiliser la règle de Bayes afin de calculer la probabilité qu'un pixel corresponde à un objet.

Pour chaque pixel C(i, j) $$p(\text{objet} \mid C) = p(C \mid \text{objet}) \frac{p(\text{objet})}{p(C)}$$

Soit M images de N pixels. Ceci fait N_{tot} Pixels.
Soit $h_{tot}(r, v)$, l'histogramme de tous les N_{tot} pixels.
Soit $h_o(r, v)$, l'histogramme des N_o pixels de l'objet "o".

$$p(\text{objet}) = \frac{M_o}{M}$$

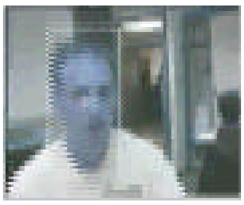
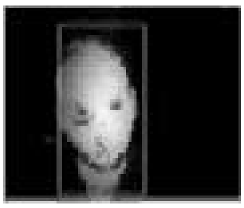
$$p(C) = \frac{1}{M} h(C)$$

$$p(C \mid \text{objet}) = \frac{1}{M_o} h_o(C)$$

Donc $$p(\text{objet} \mid C) = p(C \mid \text{objet}) \frac{p(\text{objet})}{p(C)} = \frac{1}{M_o} h_o(C) \frac{\frac{M_o}{M}}{\frac{1}{M} h(C)}$$

$$p(\text{objet} \mid C) = \frac{h_o(C)}{h(C)}$$

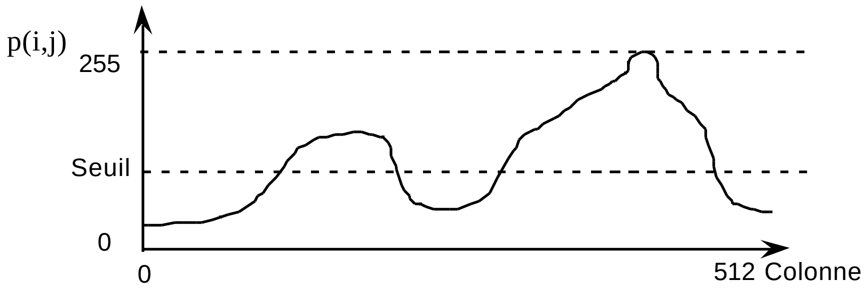
Par exemple, voici une image de la probabilité de peaux fait par ratio d'histogramme.

Description d'une région de pixels

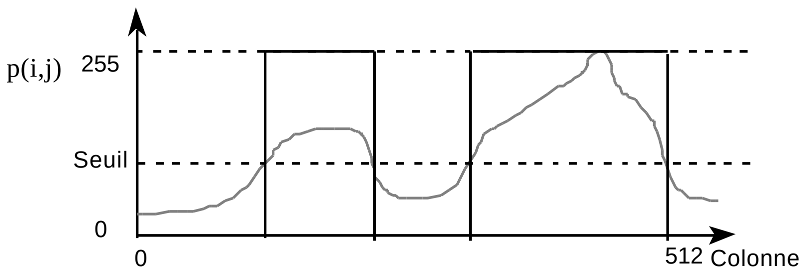
La technique la plus simple d'isolé une forme dans une image est de comparer les probabilités à un seuil.

Considère la ligne J, de l'image de probabilité p(i, j).



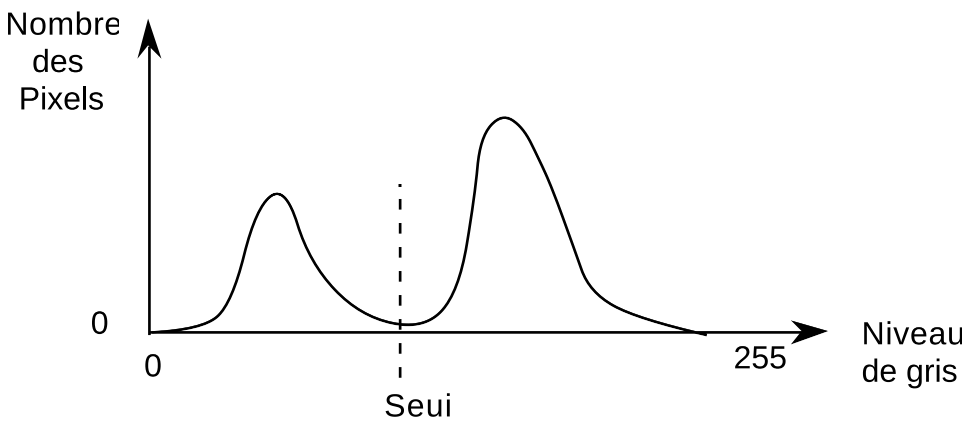
On remplace chaque pixel par une valeur binaire

$$b(i, j) := \begin{cases} 1 & \text{si } p(i, j) \geq \text{ Seuil} \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases}$$



Comment choisir un seuil ?

Théorie : calculer un histogramme, placer les seuils aux vallées



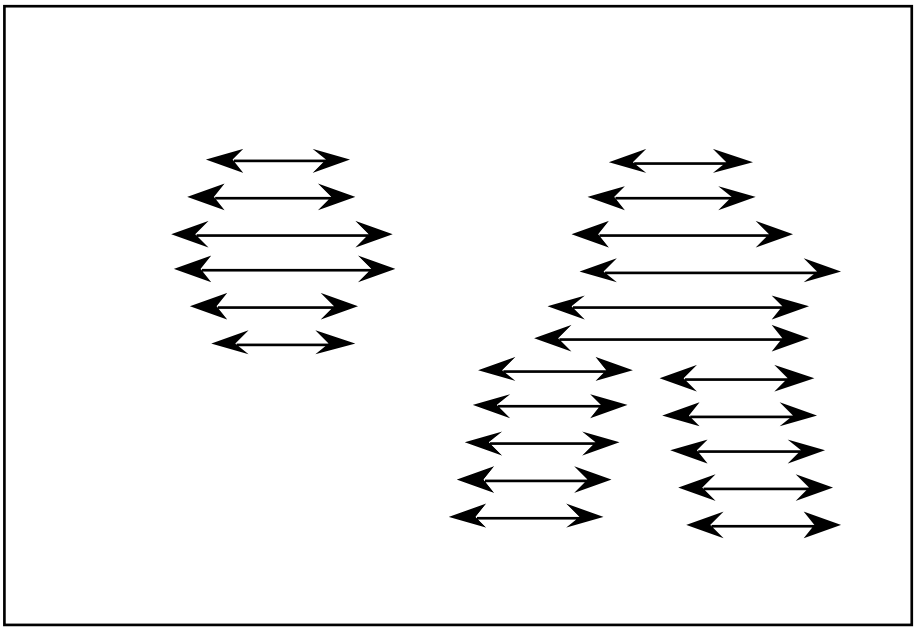
Pratique : 1) choisir le seuil "interactivement"
ou 2) Calculer une image de probabilité, puis appliquer le seuil à cette image.

Analyse de Connexité :

Codage en "runs" (Run Length Encoding)

Il s'agit d'un codage pour une image binaire.
On note, pour chaque ligne, les colonnes où débute et termine chaque zone.
On note également le numéro de la ligne et le nombre de "runs":

[ligne J, n runs] [col1, col 2] [col3, col 4] ...



Caractéristiques d'une forme ("Features")

Caractéristique : une propriété qui caractérise une classe ou un individu.
(en anglais : “feature”).

Les individus sont caractérisés par un vecteur de caractéristiques

$\vec{\mathbf{X}} = \{ x_1, x_2 \ldots x_n\}$.

L’observation est un vecteur aléatoire

$\vec{\mathbf{Y}} = \{ y_1, y_2 \ldots y_n\}$.

Si $\vec{\mathbf{Y}}$ n’est pas composé des mêmes mesures que $\vec{\mathbf{X}}$ on suppose une fonction de transformation que ramène $\vec{\mathbf{Y}}$ à le même espace que $\vec{\mathbf{X}}$

La teste d’identification ou d’appartenance est une mesure de distance entre vecteur de caractéristique.

Les techniques de reconnaissance de formes statistiques fournissent une méthode pour induire des tests d'appartenance à partir d'un ensemble d'échantillons.

Caractérisation par moments

On peut définir les caractéristiques "invariantes" de l'orientation avec des "moments” de la forme.

Les moments sont invariants aux transformations affines.

Pour une image w(i, j) de taille N x M

Somme des Pixels : $$S = \sum_{i=0}^{M} \sum_{j=0}^{N} w(i, j)$$

Premiers moments :

$$\mu_i = \frac{1}{S} \sum_{i=0}^{M} \sum_{j=0}^{N} w(i, j) \cdot i \qquad \mu_j = \frac{1}{S} \sum_{i=0}^{M} \sum_{j=0}^{N} w(i, j) \cdot j$$

Le premier moment est le centre de gravité de la forme :

Deuxième moment :

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{S} \sum_{i=0}^{M} \sum_{j=0}^{N} (w(i, j)) \cdot (i - \mu_i)^2$$

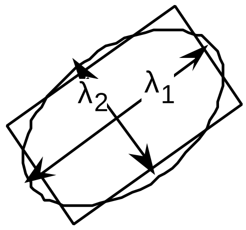
$$\sigma_j^2 = \frac{1}{S} \sum_{i=0}^{M} \sum_{j=0}^{N} w(i, j) \cdot (j - \mu_j)^2$$

$$\sigma_{ji}^2 = \frac{1}{S} \sum_{i=0}^{M} \sum_{j=0}^{N} w(i, j) \cdot (i - \mu_i)(j - \mu_j)$$

Ceci permet de définir les "axes", majeur, λ_1 et mineur, λ_2, de la forme par analyse des composantes principales de la deuxième moment

$$\mathbf{C}_o \triangleq \begin{bmatrix} \sigma_i^2 & \sigma_{ij}^2 \\ \sigma_{ij}^2 & \sigma_j^2 \end{bmatrix}$$

Composantes principales



Les deuxièmes moments sont "invariants" à l'orientation

Les axes sont calculés par <u>une analyse en composantes principales</u> de la matrice C. Il s'agit de trouver une rotation, Φ, dans l'espace de caractéristiques $\Phi\, \mathbf{C}_P\, \Phi^T = \Lambda$ telles que Λ soit diagonale.

$$\Lambda = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{pmatrix} \quad \text{tel que } \lambda_1 > \lambda_2 \quad \Phi = \begin{pmatrix} \mathrm{Cos}(\theta) & \mathrm{Sin}(\theta) \\ -\mathrm{Sin}(\theta) & \mathrm{Cos}(\theta) \end{pmatrix}$$

$$\Phi\, \mathbf{C}_P\, \Phi^T = \Lambda = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{pmatrix} \qquad \Phi^T \Phi = \mathbf{I} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\Phi\, \mathbf{C}_P\, \Phi^T \Phi = \Phi\, \mathbf{C}_P = \Lambda\, \Phi = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathrm{Cos}(\theta) & \mathrm{Sin}(\theta) \\ -\mathrm{Sin}(\theta) & \mathrm{Cos}(\theta) \end{pmatrix}$$

Les lignes du Φ sont des vecteurs propres du **C.**
La longueur des axes majeurs et mineur est les valeurs propres de la matrice **C**.

θ est l'orientation de l'axe "majeur" et λ_1 / λ_2 est le rapport entre la longueur et la largeur.

λ_1 / λ_2 est une caractéristique invariante de la taille et de l'orientation.