

Chapitre II : Indexation et recherche d'images par le contenu visuel

3.2 Les descripteurs de texture

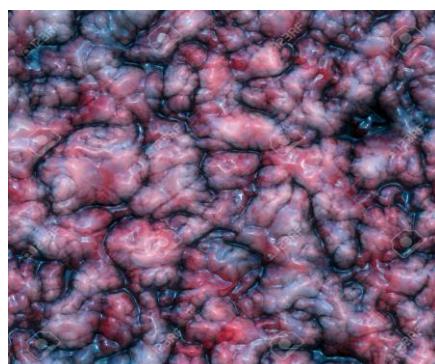
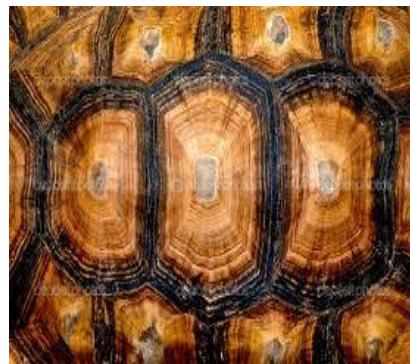
La texture est le second attribut visuel largement utilisé dans la recherche d'images par le contenu. Fondamentalement, la texture est définie comme la répétition d'un motif créant une image visuellement homogène. Le sable, l'eau, l'herbe, la peau sont autant d'exemples de textures. Les critères visuels qui ont été retenus pour la texture sont : le contraste, la granularité, l'orientation, la forme, la finesse, la régularité et la rugosité.

On peut distinguer deux types extrêmes de textures :

- ✓ les textures régulières :



- ✓ les textures aléatoires :



De nombreuses approches et modèles ont été proposées pour la caractérisation de la texture, parmi les plus connues, on peut citer :

3.2.1 Les méthodes statistiques

Ce sont les méthodes basées sur des évaluations quantitatives de la distribution de niveaux de gris. Plus l'ordre de la statistique est élevé et plus le nombre de pixels allant de 1 à n est important. Parmi ces méthodes on peut citer :

a) Moyenne et Ecart-type local

Elle consiste à décrire la texture d'une image à partir des statistiques locales d'intensité (moyenne et écart-type) calculées sur de petites régions (fenêtres) de l'image. Ces statistiques reflètent la distribution locale des niveaux de gris, ce qui permet de capturer la variabilité texturale (rugosité, homogénéité, régularité, etc.).

Principales de la méthode

1- Division de l'image :

L'image est découpée en blocs (ou fenêtres) de taille fixe ($N \times N$ pixels).

2- Calcul de la moyenne locale (μ) :

Pour chaque bloc, on calcule la moyenne des intensités :

$$\mu = \frac{1}{N \times N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N I(i, j)$$

3- Calcul de l'écart-type local (σ) :

Mesure la dispersion des niveaux de gris autour de la moyenne :

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N \times N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (I(i, j) - \mu)^2}$$

4- Construction du descripteur de texture :

Pour chaque bloc, le couple (μ, σ) forme un vecteur de caractéristiques locales. En concaténant ces vecteurs sur toute l'image, on obtient le descripteur global.

5- Comparaison

Lors d'une requête (image test), on calcule son descripteur, puis on compare avec ceux de la base à l'aide d'une mesure de similarité (par ex. distance euclidienne, ou corrélation).

Avantages :

- Simplicité de calcul et faible coût computationnel.
- Capture efficace de la variation locale de texture.
- Applicable à différents types d'images (niveaux de gris, couleurs).

Limites :

- Sensible aux changements d'échelle et aux rotations.
- Moins performant pour des textures très complexes (la méthode ne capture pas les détails structuraux (rugosité, directions, motifs réguliers) présents dans certaines textures riches).

La figure suivante montre des exemples de fenêtres de forme circulaire :

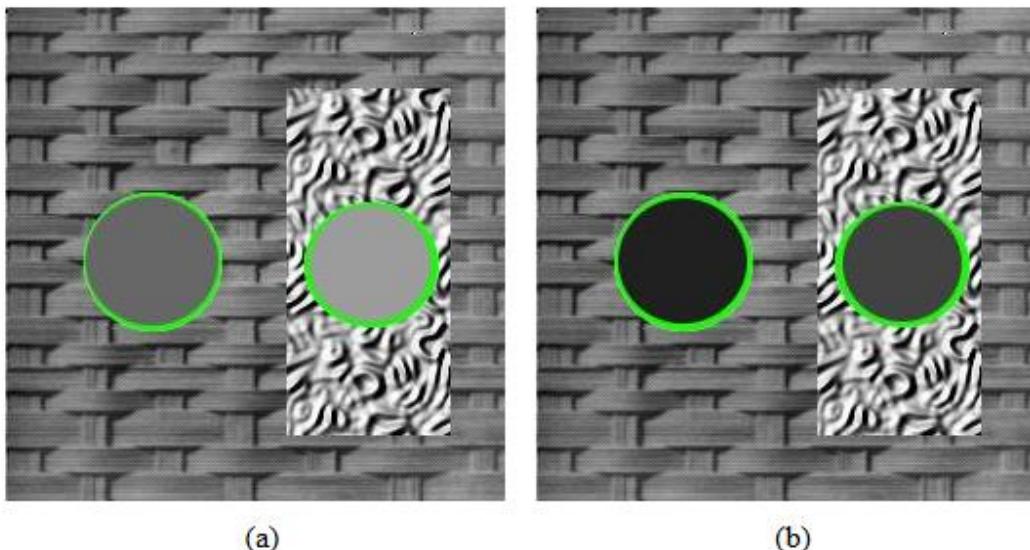


Figure 1 : Illustration de fenêtres. (a) calcul de la moyenne des niveaux de gris (103 et 156 respectivement) (b) calcul de l'écart-type (32 et 66 respectivement).

Dans l'exemple donné, les écart-type respectifs des deux textures sont égaux à 32 et à 66, ce qui ne permet pas de les distinguer facilement.

En général, la description des textures par la moyenne et l'écart-type ne suffit pas. En particulier, des textures différentes peuvent avoir même moyenne et même variance, comme le montre la figure suivante. Il est donc nécessaire d'introduire d'autres descripteurs qui pourront mettre en évidence les propriétés des textures, comme la directivité, la rugosité, etc.

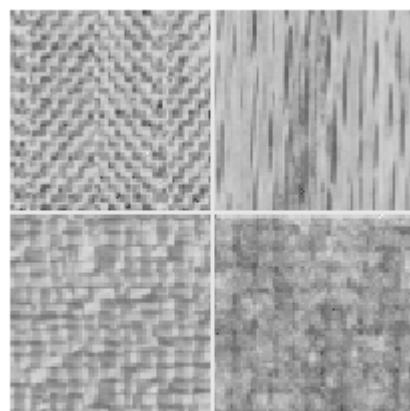


Figure 2 : Textures ayant même moyenne et même variance.

b) Les matrices de longueur de plages (MLDP)

Ce descripteur a été utilisé pour la reconnaissance des textures. Il consiste à mesurer la distribution des longueurs de “plages” de niveaux de gris identiques dans une image. Une plage correspond à une succession de pixels adjacents ayant la même intensité (même niveau de gris) dans une direction donnée. D’habitude on ne considère que les directions essentielles (verticale, horizontale et les deux diagonales principales) pour des raisons de simplicité d’implémentation.

Construction de la MLDP

Pour chaque direction (souvent $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$) :

- Les lignes représentent les niveaux de gris a .
- Les colonnes représentent les longueurs de plages b .

Chaque élément $P(a,b)$ indique le nombre de fois qu’une plage de longueur b apparaît pour le niveau de gris a .

Caractéristiques extraites de la MLDP

À partir de la matrice, on calcule plusieurs descripteurs statistiques de texture qui sont RF_1 à RF_5 : (proportion des petites plages (RF_1), proportion des longues plages (RF_2), hétérogénéité de couleurs (RF_3), hétérogénéité des plages (RF_4) et proportion des plages (RF_5)).

Si on note par N_{iz} le nombre total de plages, et par N_{reg} le nombre de pixels dans la région d’analyse de l’image (nombre des pixels dans la fenêtre), les descripteurs sont définis par :

$$N_{iz} = \sum_{a=0}^{L-1} \sum_{b=1}^{n_\theta} M_\theta(a, b)$$

$$RF_1 = \frac{1}{N_{iz}} \sum_{a=0}^{L-1} \sum_{b=1}^{n_\theta} \frac{M_\theta(a, b)}{b^2}$$

$$RF_2 = \frac{1}{N_{iz}} \sum_{a=0}^{L-1} \sum_{b=1}^{n_\theta} b^2 M_\theta(a, b)$$

$$RF_3 = \frac{1}{N_{iz}} \sum_{a=0}^{L-1} \left(\sum_{b=1}^{n_\theta} M_\theta(a, b) \right)^2$$

$$RF_4 = \frac{1}{N_{iz}} \sum_{b=1}^{n_\theta} \left(\sum_{a=0}^{L-1} M_\theta(a, b) \right)^2$$

$$RF_5 = \frac{N_{iz}}{N_{reg}}$$

$M_\theta(a, b)$: indique le nombre de plages de pixels ayant le niveau de gris a de longueur b .

Paramètre θ : indique la direction de la plage.

L : correspond au nombre de niveaux de gris dans la fenêtre.

c) Matrice de cooccurrence

La matrice de cooccurrence à niveau de gris (GLCM) a été proposée par *Haralick* en 1973. Elle a été largement utilisée dans la recherche d'images médicales par le contenu. Elle permet de déterminer la fréquence d'apparition d'un motif formé par 2 pixels. Donc le calcul de la matrice nécessite le choix d'une distance d (entre les 2 pixels) et d'un angle de déplacement θ (l'angle de la droite reliant ces 2 pixels par rapport à l'horizontale). L'élément (i, j) de P_d est le nombre d'occurrences des paires de niveaux de gris et qui sont séparé par une certaine distance. Formellement :

$$P_d(i, j) = \{((r, s), (t, v)) : I(r, s) = i, I(t, v) = j\}$$

Les directions d'analyse dans GLCM sont généralement : Horizontale (0°), Vertical (90°), Diagonale ($45^\circ, 135^\circ$). Comme exemple :

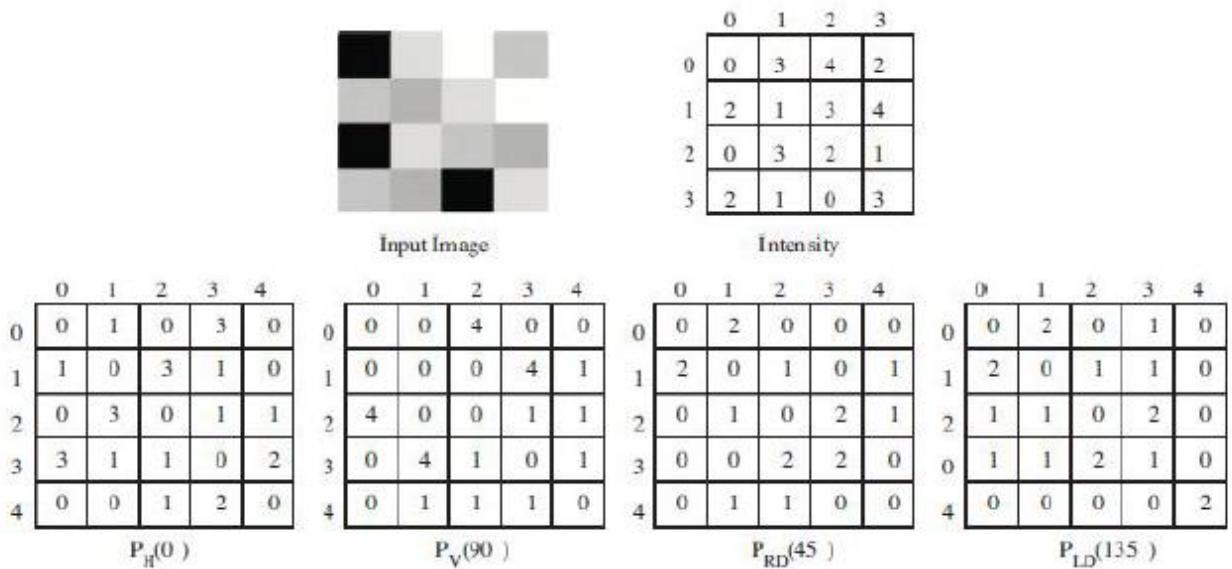


Figure : la matrice de co-occurrence avec D=1

- Les matrices sont ensuite normalisées par la formule suivante :

$$P_d(i, j) = \frac{p_d(i, j)}{M \times N}$$

Pour une image de taille $M \times N$.

- Afin d'estimer la similarité entre les matrices de cooccurrences, *Haralick* a proposé 14 caractéristiques statistiques extraites à partir de cette matrice. Actuellement, seulement les 4 caractéristiques les plus appropriées sont largement utilisées et qui sont :

- L'énergie :

$$\text{ENE} = \sum_i \sum_j \{p(i, j)^2\}$$

- **L'entropie :**

Lorsque les valeurs de la matrice sont presque toutes égales, l'entropie est élevée. Ceci permet de caractériser le degré de granulation de l'image. Plus l'entropie est élevée, plus la granulation est grossière.

$$\text{ENT} = - \sum_i \sum_j p(i, j) \log(p(i, j))$$

- **Le contraste :**

$$\text{CONT} = \sum_i \sum_j ((i - j)^2 P_d(i, j))$$

- **Le moment inverse de différence :**

$$\text{MID} = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i - j)^2} p(i, j)$$

d) La méthode de différence de niveaux de gris (GLDM)

Cette méthode permet de calculer le nombre d'apparitions d'une différence de niveaux de gris donnée. Elle étudie les différences de niveaux de gris entre des pixels séparés par une certaine distance et direction. Autrement dit, pour chaque pixel (x, y) et un voisin à une distance d dans une direction donnée (par exemple $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$), on calcule :

$$\Delta = |I(x, y) - I(x + \Delta x, y + \Delta y)|$$

Ensuite, on compte la fréquence de chaque différence Δ .

On obtient alors une distribution de différences de niveaux de gris, notée $f(\Delta)$.

À partir de cette distribution $f(\Delta)$, on calcule les mesures statistiques de texture suivantes :

- **Le contraste :**

$$\sum_{\Delta} \Delta^2 f(\Delta)$$

- **L'homogénéité :**

$$\sum_{\Delta} \frac{f(\Delta)}{1 + \Delta^2}$$

- **L'énergie :**

$$\sum_{\Delta} f(\Delta)^2$$

- **L'entropie :**

$$-\sum_{\Delta} f(\Delta) \log f(\Delta)$$