

Analyse de texture

Texture

1. Généralités - objectifs

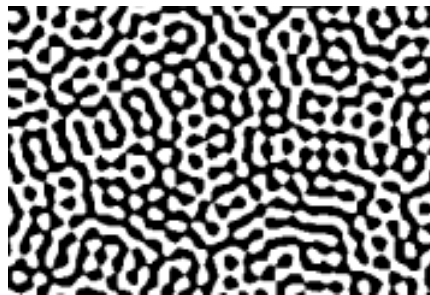
- Segmentation d'images constituées de régions de même luminance et de textures différentes :
 - espaces végétales sur des vues aériennes
 - tumeurs granuleuses sur des images de tissus humains
- Contrôle de processus industriels
 - fini de surface sur des pièces mécaniques
 - contrôle de dépôt des matériaux en couches minces en microscopie électronique
- Synthèse
 - rendre les images plus naturelles
 - * dessins animés
 - * simulateurs de vols
 - * CAO automobile

2. Définition de la texture

Des photographies d'herbe, d'écorce, de sols à grande distance, d'un mur de briques, de tissu, de routes sont texturées.

Remarques : Certaines textures (briques, tissus) sont la répétition d'un motif de base, lui même aléatoire.

D'autres (herbe, sable) n'ont pas de motif de base et ont un aspect anarchique et homogène.



➡ **Texture : Structure hiérarchique à deux niveaux**

Gagalowicz : « Il faut considérer une texture comme une structure spatiale constituée par l'organisation de primitives ayant chacune un aspect aléatoire

Définitions : propriété d'une région d'image caractérisant les relations structurelles entre pixels appartenant à cette région.

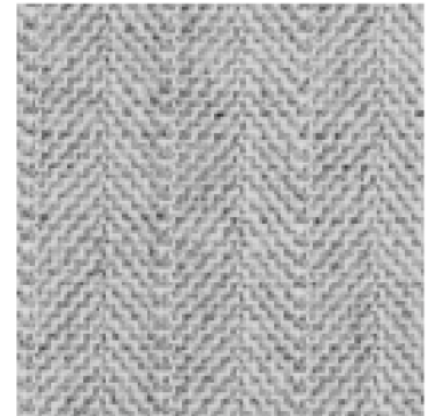
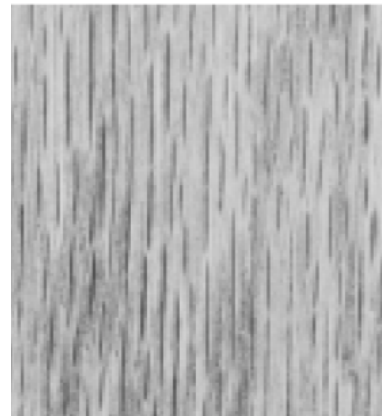
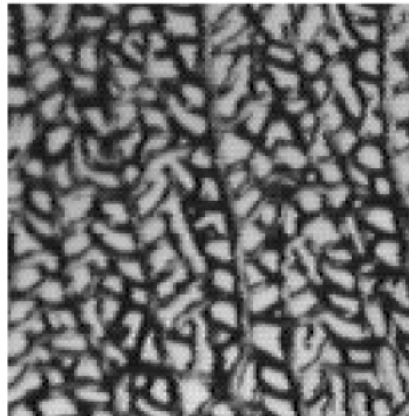
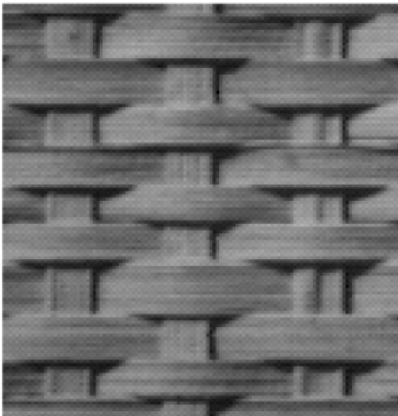
Ces relations structurelles peuvent être considérées a 2 niveaux :

1. **Déterministe** : répétition périodique ou quasi déterministe d'un motif de base (mur de briques, damiers ...)

La propriété est contenu dans la description du motif et la loi de répétition associée

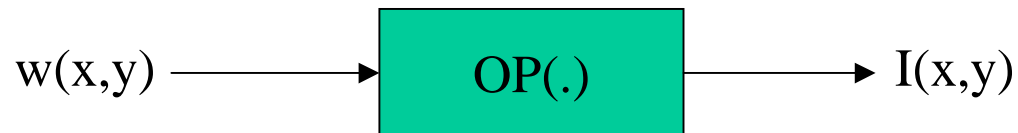
2. **Probabiliste – Microscopique** : une texture est obtenue par la réalisation d'un processus aléatoire bidimensionnel (sable, herbe, forêt ...)

Dans ce cas la texture est décrite par les N paramètres statistiques du processus aléatoire.



3. Etude de la texture

- Approche macroscopique ou structurelle
 - Primitive de base + règles de placement
 - Primitives : segment de droite
 - Polygones
 - Structure d'arbre
 - Règles de placement : mesures de probabilités, méthodes syntaxiques
- Approche microscopique
 - Perception de la texture par un observateur humain

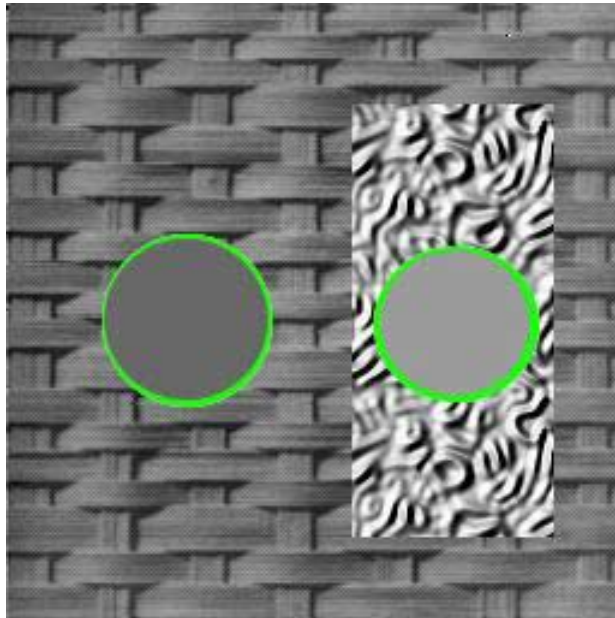


$w(x,y)$: tableau de valeurs indépendantes et identiquement distribuées,
 $OP(.)$: opérateur spatial,
 $I(x,y)$: image ayant des caractéristiques connues et contrôlées.

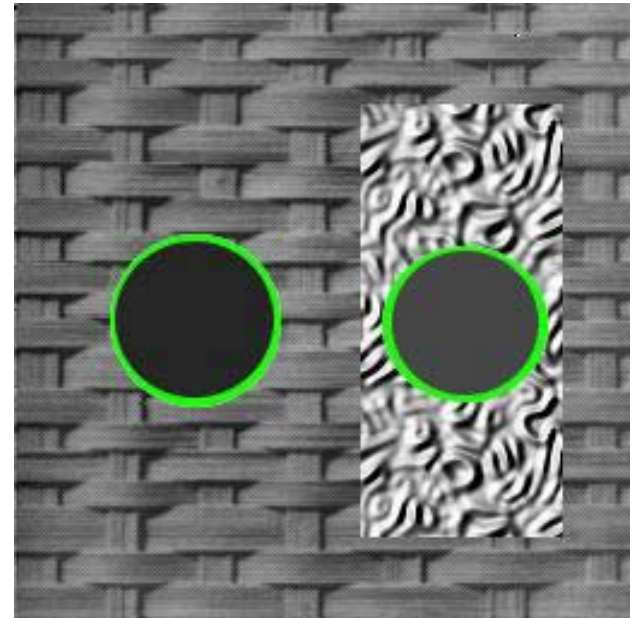
On constate :

1. Un observateur distingue deux textures qui diffèrent par la densité de probabilité du 1^{er} ordre.

Si le processus est stationnaire dans l'espace, alors la densité de probabilité du 1^{er} ordre peut être approximée par l'histogramme.



Les pixels de la fenêtre verte ont une intensité égale à la moyenne de la texture



Les pixels de la fenêtre verte ont une intensité égale à la variance de la texture

2. Un observateur distingue deux textures caractérisées par la même densité de probabilité du 1^{er} ordre, mais différentes par la densité de probabilité du 2^{ème} ordre

$$P(L_1, L_2; (x, y), (x', y')) = P(I(x, y) = L_1 \text{ et } (I(x', y') = L_2))$$

$(x, y), (x', y')$: pixels

L_1, L_2 : intensité

I : fonction luminance

Si le processus est stationnaire dans l'espace :

$$P(L_1, L_2; (x, y), (x', y')) \rightarrow P(L_1, L_2, \Delta)$$

$$\Delta = d[(x, y), (x', y')]$$

3. Un observateur ne distingue pas deux textures qui diffèrent par la densité de probabilité du 3^{ème} ordre.

4. Un observateur distingue deux textures caractérisées par deux processus gaussiens ayant la même moyenne et la même covariance mais différant par la fonction de corrélation.

$$\varphi((x,y),(x',y'))=E\{I(x,y).I(x',y')\}$$

Dans le cas stationnaire :

$$\varphi(\Delta)=E\{I(x,y).I(x-\Delta_x,y-\Delta_y)\}$$

5. Un observateur peut distinguer deux textures ayant la même moyenne, la même covariance et la même fonction de corrélation.

4. Caractérisation statistique des textures

Par l'histogramme global de l'image de texture ou sur des fenêtres de petite taille : histogramme local

$$H(i)=\frac{1}{N.M}\sum_{k=1}^N\sum_{l=1}^M[I(k,l)/I(k,l)=i]$$

H(i) : Histogramme, nombre de pixels ayant le niveau de gris i

I(k,l) : Région de taille NxM.

L'histogramme peut constituer un modèle de texture, il est cependant constitué en général d'un tableau à 256 éléments voir 256x256x256 si l'image est couleur !

On préfère souvent des paramètres plus globaux tels que :

La moyenne :

$$\mu = \sum_{k=0}^{L-1} i.H(i)$$

L'écart-type :

$$\sigma = \sqrt{\sum_{k=0}^{L-1} (i-\mu)^2.H(i)}$$

L'asymétrie :

$$m_3 = \frac{1}{\sigma^3} \sum_{k=0}^{L-1} (i-\mu)^3.H(i)$$

L'applatissage (Kurtosis) :

$$m_4 = \frac{3}{\sigma^4} \sum_{k=0}^{L-1} (i - \mu)^4 \cdot H(i)$$

L'énergie :

$$E = \sum_{k=0}^{L-1} (H(i))^2$$

L'entropie :

$$\lambda = \sum_{k=0}^{L-1} H(i) \log_2[H(i)]$$

5. Matrice de co-occurrence des niveaux de gris

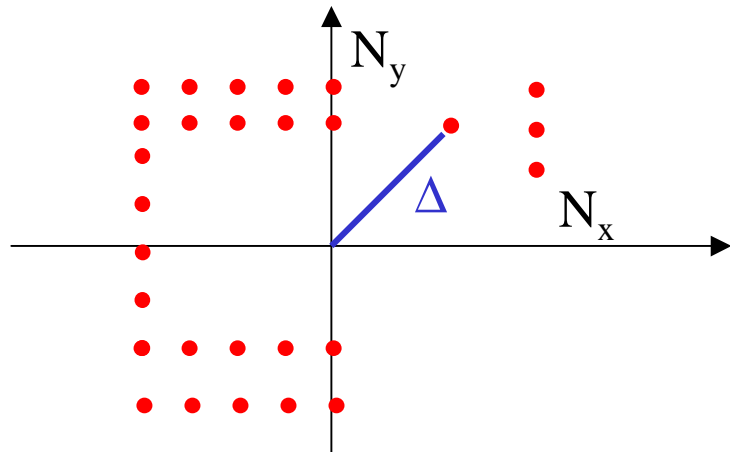
Modélisation d'une texture par les moyennes d'espace du second ordre.

Pour les textures stationnaires :

$$P(L_i, L_j, \Delta) = \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N \delta(X_m - L_i) \delta(X_{m+\Delta} - L_j)$$

Probabilité de co-occurrence de 2 points

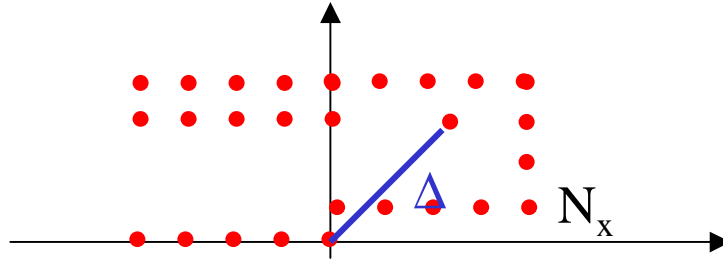
L'œil humain fait des mesures statistiques sous un angle solide de 9' ce qui correspond environ à 8 à 12 pixels sur l'image.



Fenêtre de contrôle T_Δ

Comme : $P(L_i, L_j, \Delta) = P(L_i, L_j, -\Delta)$

La fenêtre peut se réduire à



Le nombre de translations dans cette fenêtre est :

$$M = 2 \cdot N_x \cdot N_y + N_x + N_y$$

A chaque paramètre du second ordre sera associé une des translations Δ de T_Δ

Moyennes d'espace du second ordre : $P(L_i, L_j, \Delta)$

Pour $D=D_0$ donné \rightarrow Matrice de co-occurrence de taille L^2 (si luminance sur L niveaux de gris)

$$M_{\Delta_0} = \begin{bmatrix} P(0,0,\Delta_0) & P(0,1,\Delta_0) & \dots & P(0,L-1,\Delta_0) \\ P(1,0,\Delta_0) & P(1,1,\Delta_0) & & P(1,L-1,\Delta_0) \\ \vdots & & & \vdots \\ P(L-1,0,\Delta_0) & . & \dots & P(L-1,L-1,\Delta_0) \end{bmatrix}$$

Le modèle de texture sera constitué de toutes les matrices de co-occurrences soit :

$$\left(2.N_x.N_y + N_x + N_y\right)^2 \text{ éléments}$$

Afin de réduire le nombre d'éléments à stocker, on définit des descripteurs globaux :

Le moment d'ordre k d'une matrice de co-occurrence $M\Delta$

$$(M\Delta)_k = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i-j)^k \cdot M\Delta(i, j)$$

Le moment de la différence inverse d'une matrice de co-occurrence $M\Delta$

$$(M\Delta^{-1})_k = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{M\Delta(i, j)}{(i-j)^k} \quad i \neq j$$

Le contraste

$$C(k, n) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} |i-j|^k [M\Delta(i, j)]^n$$

L'entropie

$$H = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} M\Delta(i, j) \cdot \text{Log}_2(M\Delta(i, j))$$

6. Texture et énergie

Dans l'étude des textures, LAWS a introduit différentes mesures permettant de caractériser l'énergie d'une texture.

Ces mesures déterminent les propriétés d'une texture à partir d'une estimation du profil de niveaux de gris en termes de **contours**, de **tacheté (spot)**, d'**ondulation** et de **vague**. Les mesures sont dérivées de trois vecteurs simples: $L_3 = (1, 2, 1)$ qui effectue la moyenne, $E_3 = (-1, 0, 1)$ qui détecte les contours et $S_3 = (-1, 2, -1)$ qui correspond à la dérivée seconde. Par convolution de ces vecteurs (symétriques) par eux-mêmes et entre eux, LAWS a introduit 9 masques de convolution:

$$\frac{1}{36} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

Law1

$$\frac{1}{12} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

Law2

$$\frac{1}{12} \begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \\ -2 & 4 & -2 \\ -1 & 2 & -1 \end{bmatrix}$$

Law3

$$\frac{1}{12} \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

Law4

$$\frac{1}{4} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Law5

$$\frac{1}{4} \begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

Law6

$$\frac{1}{12} \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 2 & 4 & 2 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

Law7

$$\frac{1}{4} \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ 2 & 0 & -2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Law8

$$\frac{1}{4} \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix}$$

Law9

De même, il est possible de générer des vecteurs de taille 5:

$$L_5 = (1, 4, 6, 4, 1)$$

$$E_5 = (-1, -2, 0, 2, 1)$$

$$S_5 = (-1, 0, 2, 0, -1)$$

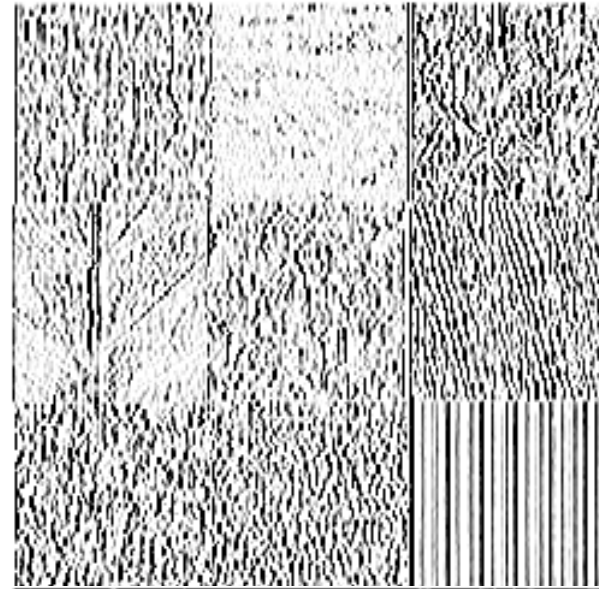
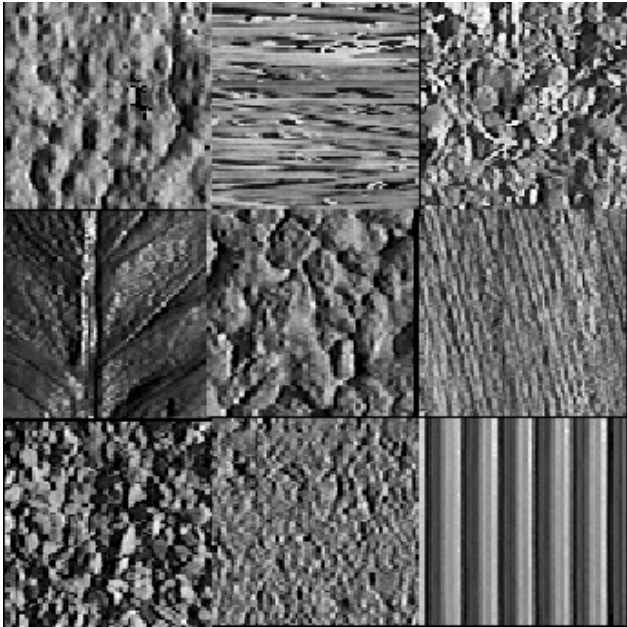
$$R_5 = (1, -4, 6, -4, 1)$$

$$W_5 = (-1, 2, 0, -2, -1)$$

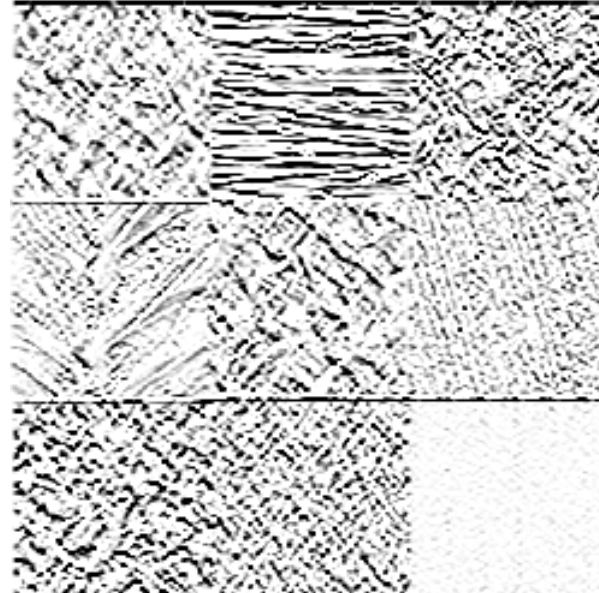
On peut aussi les combiner suivant les directions horizontales et verticales

$$L_5 \times E_5 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 2 & 0 & -1 \\ -4 & 0 & 8 & 0 & -4 \\ -6 & 0 & 12 & 0 & -6 \\ -4 & 0 & 8 & 0 & -4 \\ -1 & 0 & 2 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

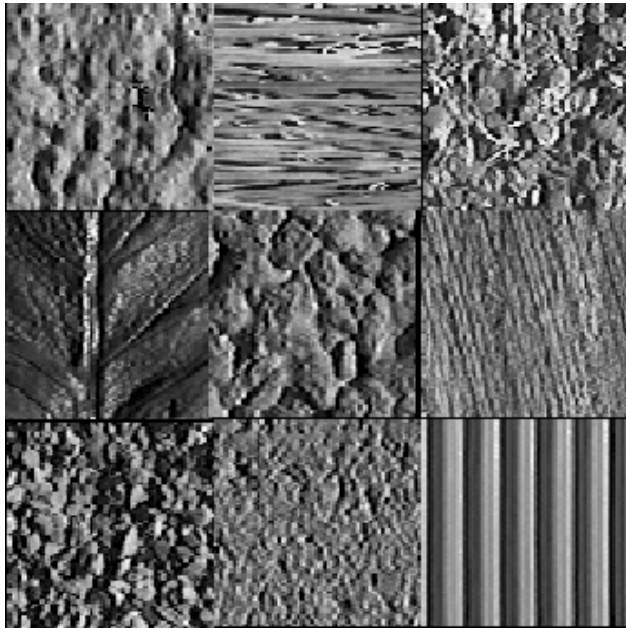
La convolution d'une texture au moyen des masques de LAWS suivie d'un calcul d'une statistique d'énergie permet de dériver une information intéressante pour la description ou la discrimination de textures.



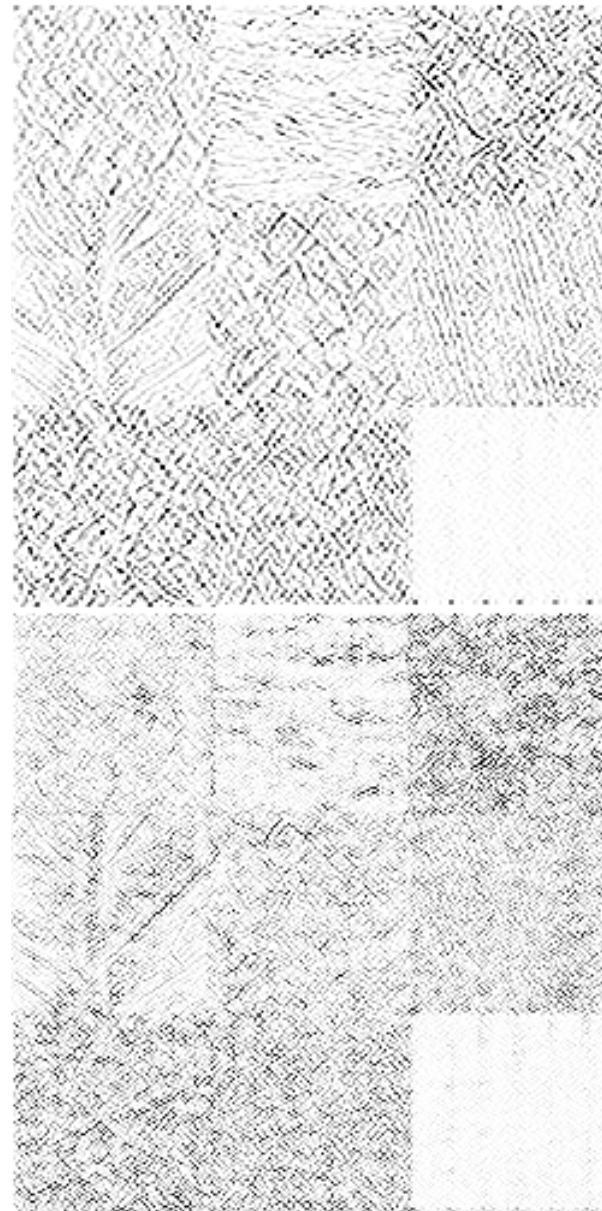
Law3



Law4



Le pouvoir discriminant des masques n'est pas identique. En revanche, la combinaison des résultats peut fournir une information suffisamment riche pour discriminer et identifier les textures. La combinaison des critères est bien souvent le seul moyen efficace d'aboutir.



Law5

Law9

7. Méthode des matrices de longueurs de plage

Définitions :

Plage de niveaux de gris : Suite de pixels adjacents dans une direction donnée ayant le même niveau de gris.

Longueur de plage (LDP) : Nombre de pixels d'une plage.

Matrice de LDP : Tableau $L(i,j)$ de taille $N \times L_m$,

N : nombre total de niveau de gris dans l'image

L_m : la plus grande (LDP) existant dans l'image (dans une direction donnée),

$L(i,j)$: nombre de plages de niveau de gris i , et de longueur j , pour une configuration donnée.

Les matrices de longueur de plage (LDP) sont calculées dans plusieurs directions : 0° , 45° , 90° , 135°

EX : soit l'image à niveau de gris

```
0 0 1 1
0 0 1 1
0 2 2 2
2 2 3 3
```

La matrice de LDP dans la direction 0° est :

	1	2	3	4
0	1	2	0	0
1	0	2	0	0
2	0	1	1	0
3	0	1	0	0

Longueur de plage

NVG

Afin de réduire la taille des matrices de LDP, on procède à une réduction préalable du nombre de niveaux de gris (256 à 4 ou 8)

Caractérisation des Matrices de LDP – paramètres de Galloway :

Soient :

N : nombre de niveaux de gris de l'image

T : la taille d'une image dans une direction donnée

P : le nombre de pixels de l'image

L(i,j) : un élément de la matrice de LDP

Accentuation des petites plages (« Short Runs Emphasis »)

$$P_1 = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^T \frac{L(i,j)}{j^2}}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^T L(i,j)}$$

Accentuation des grandes plages (« Long Runs Emphasis »)

$$P_2 = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^T j^2 L(i, j)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^T L(i, j)}$$

Hétérogénéité des niveaux de gris (« Grey level nonuniformity »)

$$P_3 = \frac{\sum_{i=1}^N \left[\sum_{j=1}^T L(i, j) \right]^2}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^T L(i, j)}$$

P_3 est minimum lorsque les plages sont également distribuées entre les niveaux de gris

Hétérogénéité des longueurs de plages (« Runs Length nonuniformity »)

$$P_4 = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^T [L(i,j)]^2}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^T L(i,j)}$$

Pourcentage des plages (« Run Percentage »)

$$P_5 = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^T L(i,j)}{P}$$