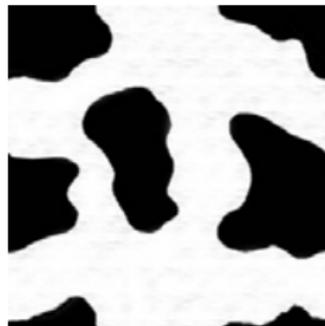
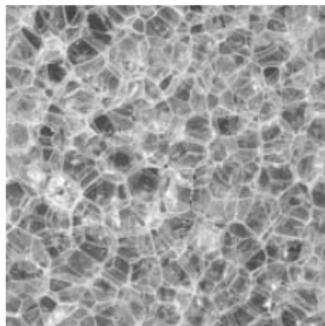


# Analyse de textures

Michèle Gouiffès

`michele.gouiffes@ief.u-psud.fr`



## La notion de texture est difficile à définir

Caractérisée par une information visuelle permettant de la décrire qualitativement : **grossière, fine, lisse, tachetée, granuleuse, marbrée, régulière ou irrégulière.**

- Dépend de l'échelle à laquelle on l'observe
- Provient de différentes sources :
  - La vue d'un très grand nombre de petits objets : feuillage d'un arbre, herbe, cheveux, sable, graines
  - La vue de motifs répétitifs à la surface des objets : taches du léopard, rayures du zèbre, motifs de la peau, du bois

## Classification 1

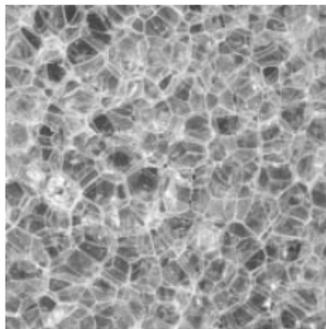
**Macrotextures** : motifs répétitifs spatialement placés selon une règle précise (ex : peau de lézard, mur de brique)

**Microtextures** : présentant des primitives "microscopiques" distribuées de manière aléatoire (ex : sable, laine tissée, herbe)

## Classification 2

**Aléatoire** (feuillage, foule, nuages)/ **régulière** (grilles, murs, briques, pavage)

## Microtextures



## Macrottextures



## Segmentation de texture

- Partitionner l'image en segments (régions) de textures différentes
- Télédétection (différencier un champ, d'une forêt, d'une ville) imagerie médicale (différenciation tissus sains/ tissus pathologiques)

## Compression d'images

- Calculer des attributs texturaux → représenter l'image par un nombre minimal de paramètres

## Synthèse de texture, infographie, audiovisuel

- Construire de larges images de textures à partir d'échantillons
- Nécessite de construire un modèle de la texture

## Méthodes de *Shape from texture*

- Retrouver l'orientation de la surface (sa forme) à partir de la texture
- Hypothèse à faire : la texture est identique quel que soit le point de la surface

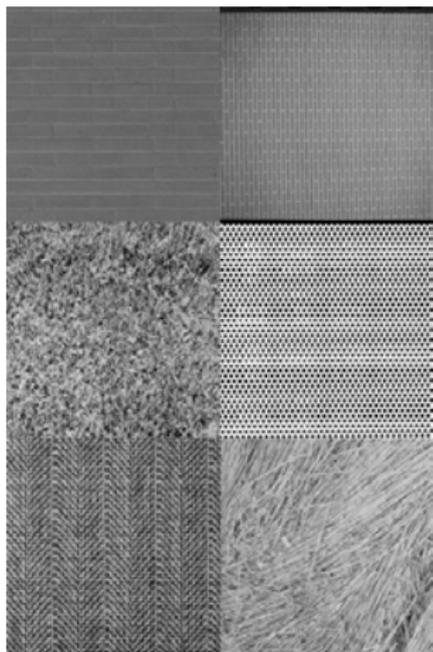


Image de texture

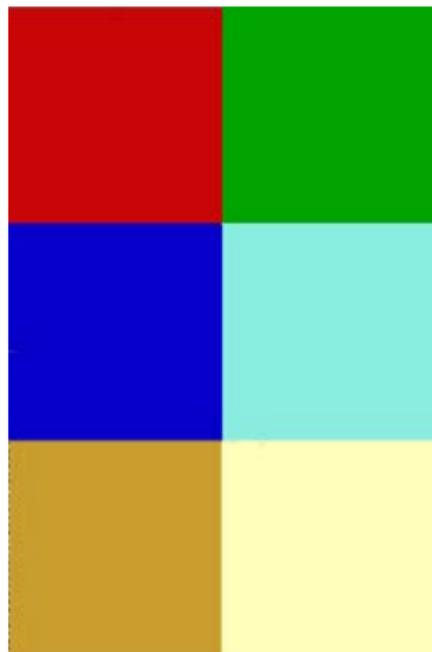


Image segmentée.

## Méthodes structurelles

- Prise en compte de l'information structurelle et contextuelle d'une forme (utilisation de structures de données, graphes, pyramides)
- Adaptées aux textures macroscopiques, régulières

## Méthodes statistiques

- Paramètres statistiques (proba 1<sup>er</sup> ordre, 2<sup>eme</sup> ordre) estimés pour chaque pixel de l'image : matrices de coocurrences, matrice de longueurs de plages, matrice de voisinage, fonction d'autocorrelation, ..etc

## Méthodes fréquentielles

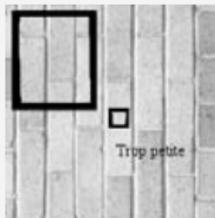
- Transformation de Fourier (représentation globale de l'image)  $\Rightarrow$  textures régulières, périodiques.

## Méthodes spatio-fréquentielles

- Représentations spatio-fréquentielles préservent à la fois les informations globales et locales  $\rightarrow$  bien adaptées aux signaux quasi périodiques.
- Permettent de caractériser la texture à différentes échelles.

Définir le voisinage  $W_{ij}$  autour de tout pixel  $(i, j)$ , de taille et de forme appropriées :

- trop petite :
  - 1) est susceptible de ne pas contenir un motif de base.
  - 2) statistiques mesurées non significatives
- trop grande : réduit la précision de localisation des frontières entre textures



Sur le voisinage  $W_{ij}$ , on mesure les propriétés particulières de l'image : formation d'un vecteur d'attributs  $\pi_k$

Classification des pixels à partir du vecteur d'attributs (voir méthodes de classifications : kppv, nuées dynamiques,  $K$  – moyennes,  $C$  – moyennes)  
(si le vecteur d'attributs s'avère trop grand  $\Rightarrow$  réduction de données, ACP)

## Statistiques du premier ordre

Se déduisent de la probabilité  $p(n)$  du niveau de gris  $n$  ou de l'histogramme  $h(n) \simeq Np(n)$ , avec  $N$  le nombre de pixels de l'image.

- **Moments d'ordre  $k$**

$$\mu_k = \sum_n n^k p(n) \quad (\mu_1 : \text{moyenne})$$

- **Moments centrés d'ordre  $k$**

$$\eta_k = \sum_n (n - \mu_1)^k p(n)$$

En particulier : la variance  $\sigma^2 = \eta_2$ , le biais  $\gamma_1 = \eta_3/\sigma^3$ , le kurtosis (aplatissement)  
 $\gamma_2 = \eta_4/\sigma^4 - 3$

- **Énergie**

$$W = \sum_n |p(n)|^2$$

- **Entropie**

$$E = - \sum_n p(n) \log p(n)$$

- **Contraste**

$$C = (\max(n) - \min(n)) / (\max(n) + \min(n))$$

- **Dynamique**

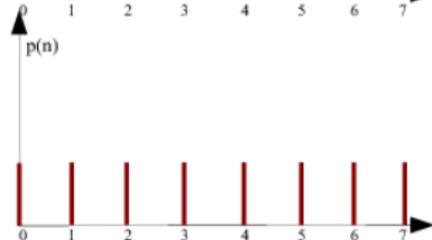
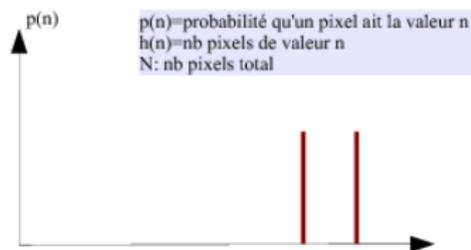
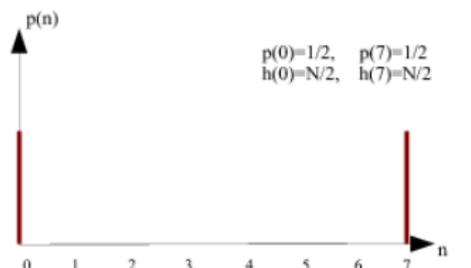
$$D = \max(n) - \min(n)$$

- **Coefficient de variation**

$$\varsigma = \mu/\sigma$$

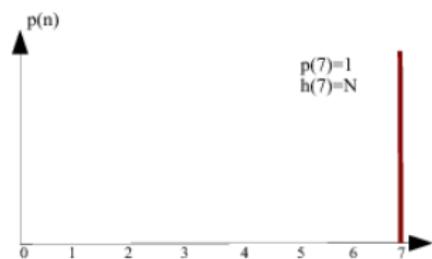
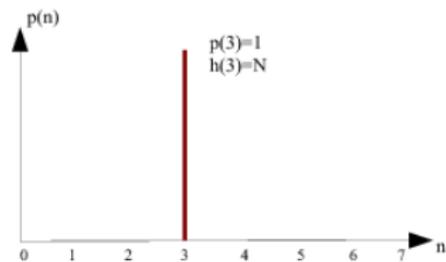
- **Dimension fractale**

# Attributs statistiques (1er ordre) : exemples



$\mu 1$	W	C	D	E	$\eta 1$	$\eta 2$	$\eta 3$
7/2	1/2	1	7	$-\log(1/2)$ 0,30	0	12,25	0
11/2	1/2	1/11	1	$-\log(1/2)$ 0,30	0	0,25	0
+ les niveaux de gris sont similaires, plus $\eta 2$ est faible, plus la dynamique et le contraste sont faibles							
7/2	1/8	1	7	$-\log(1/8)$ 0,90	0	5,25	0
+ il y a de niveaux de gris différents dans la texture + l'entropie est élevée							

# Attributs statistiques (1er ordre) : exemples



$\mu 1$	W	C	D	E	$\eta 1$	$\eta 2$	$\eta 3$
3	1	0	0	0	0	0	0
7	1	0	0	0	0	0	0
2 textures homogènes ne se caractérisent que par leur moyenne							

## Attributs statistiques (1er ordre) : exemples

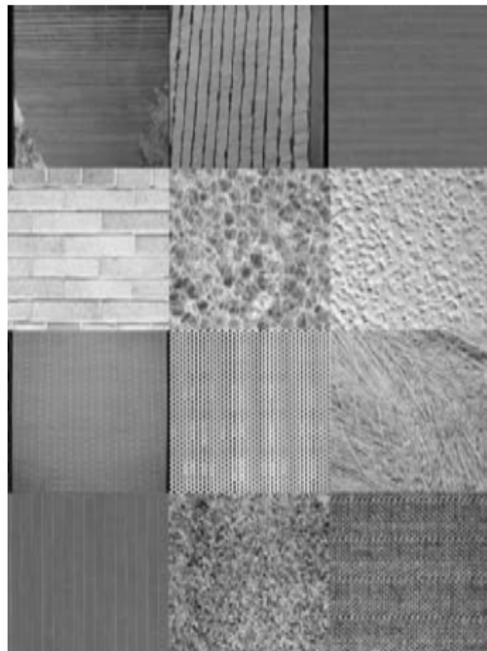
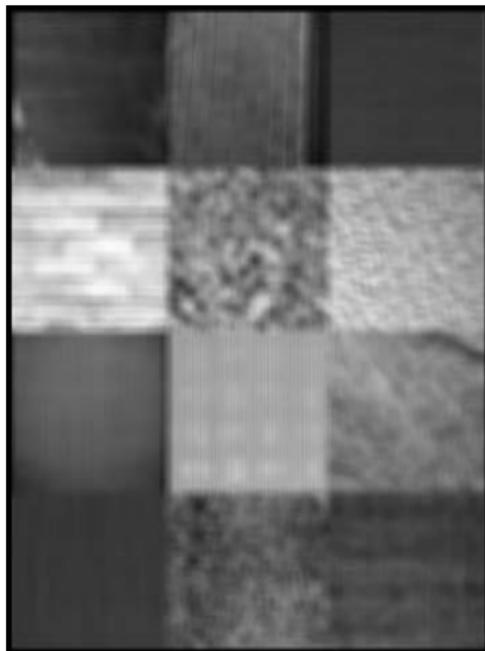


Image de résolution  $1600 \times 800$

Soit  $W$  la taille de fenêtre :  $W = 15$  et  $W = 50$  pour les exemples.



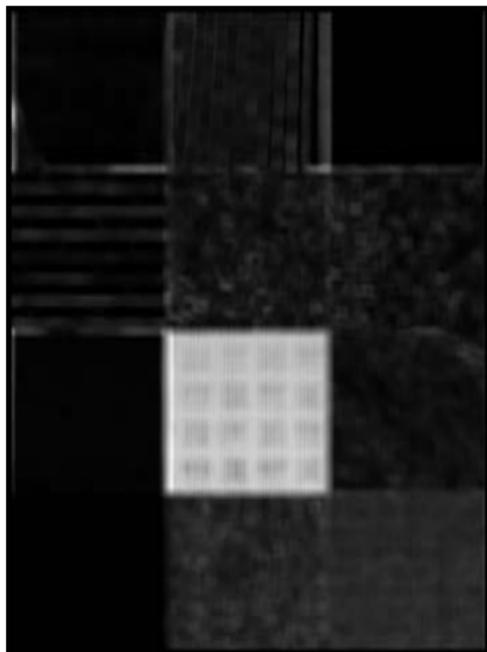
W=15



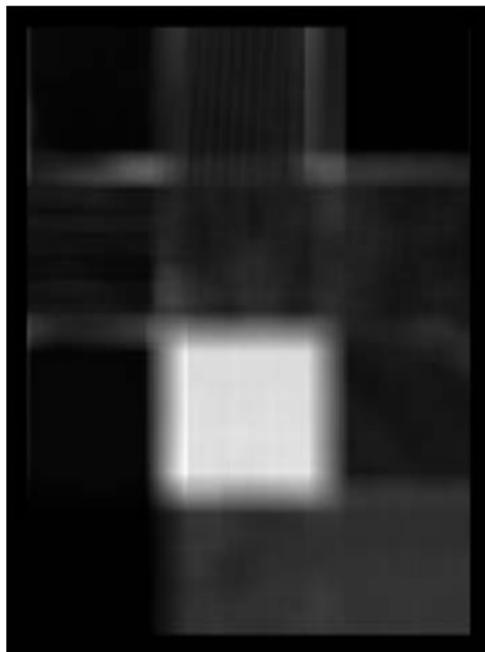
W=50

Plus les intensités sont globalement faibles dans  $W$  et plus  $\mu^k$  est faible

## Attributs statistiques (1er ordre) : Moment centre d'ordre 2 (variance)

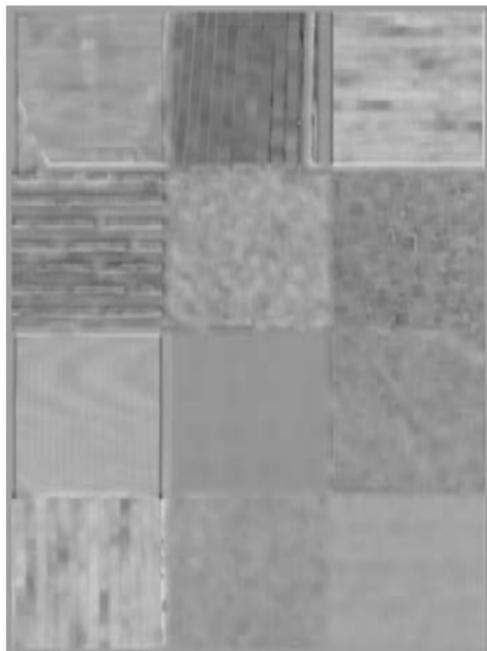


W=15

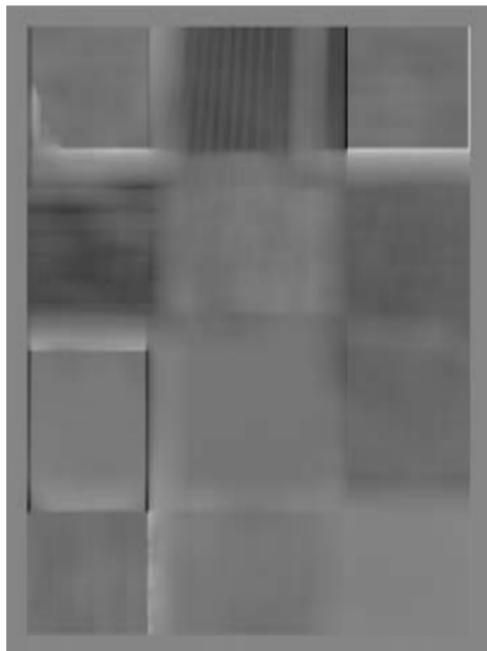


W=50

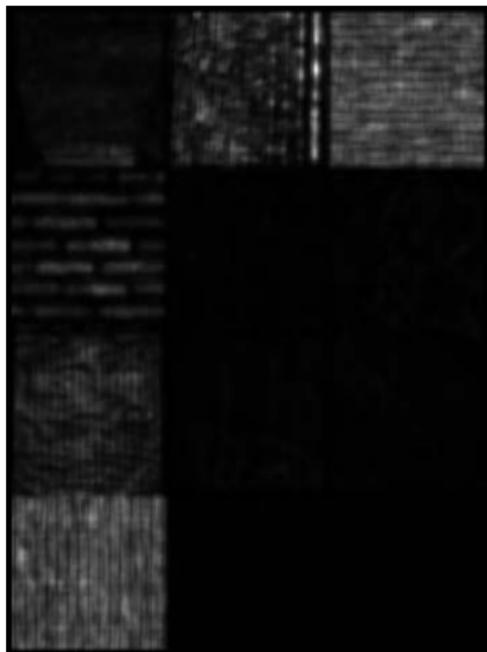
Variance : mesure l'ampleur des variations d'intensité par rapport à la moyenne.  
Moment centré d'ordre 3 = 0 si les intensités sont équitablement réparties autour de la moyenne (histogramme symétrique autour de la moyenne)



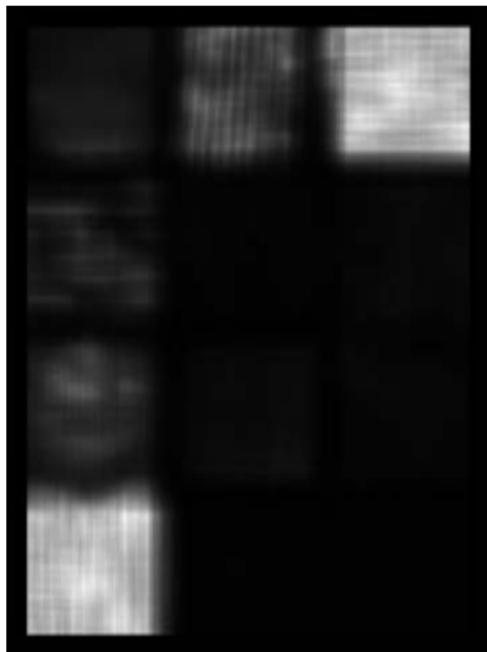
W=15



W=50



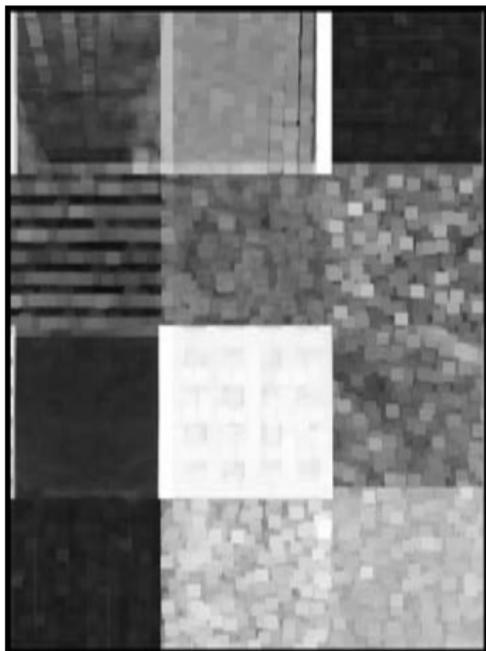
$W=15$



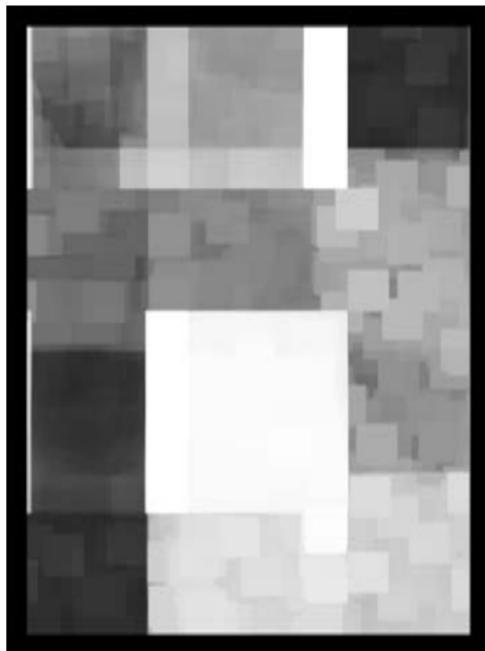
$W=50$

Énergie : faible pour des probabilités équiréparties.

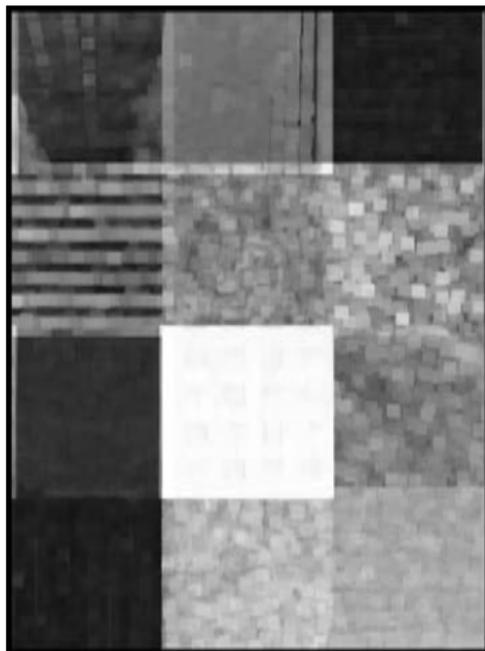
# Attributs statistiques (1er ordre) : contraste



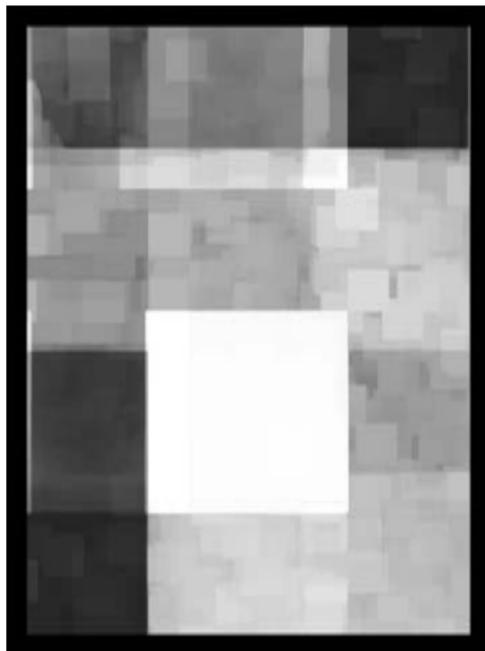
W=15



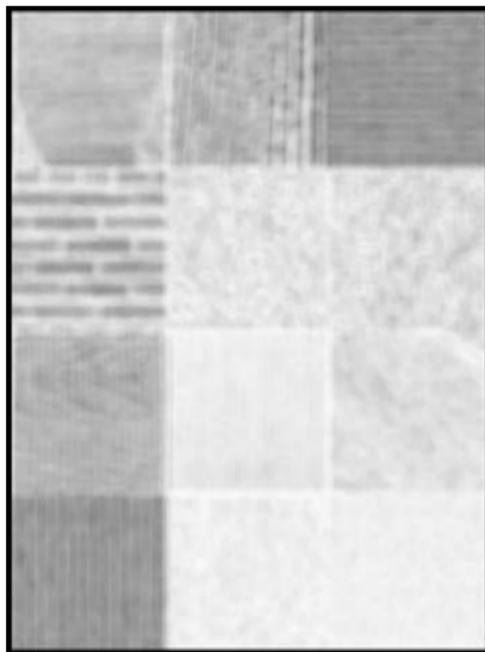
W=50



W=15



W=50



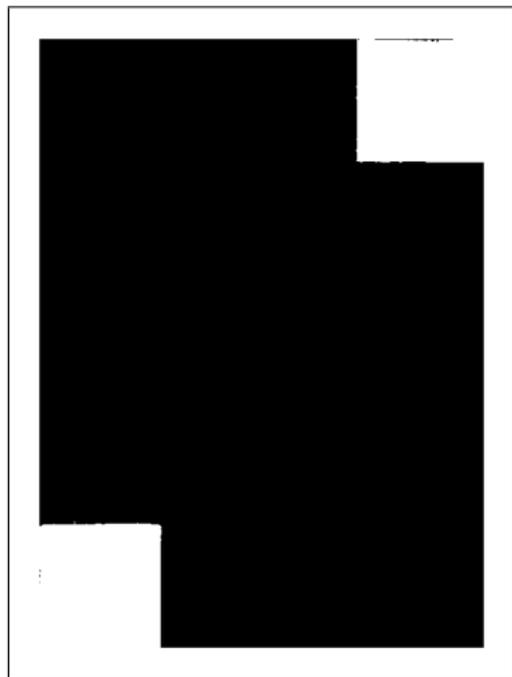
W=15



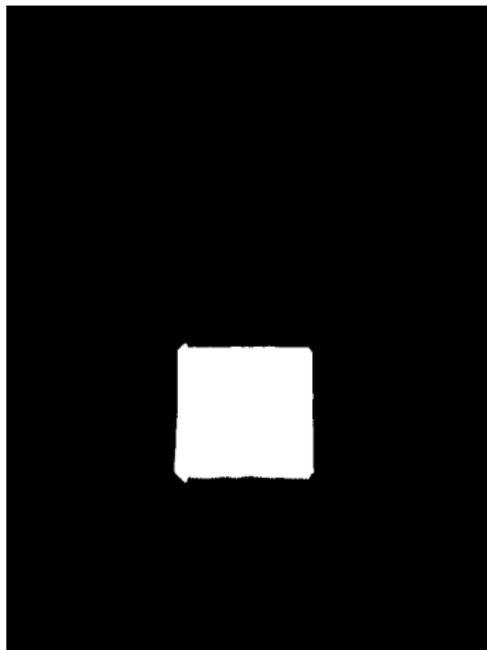
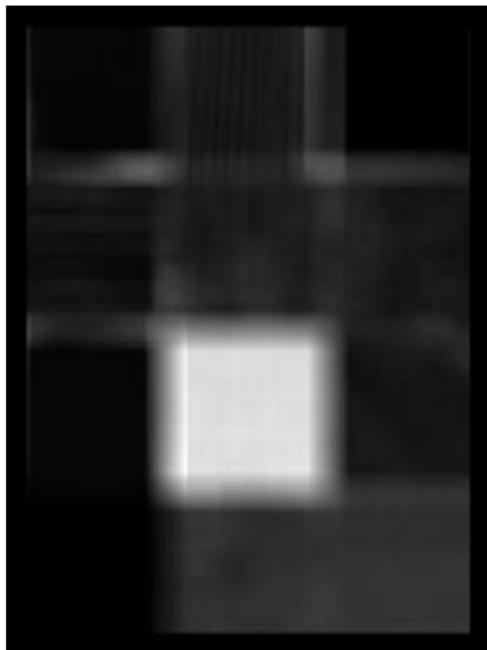
W=50

Faible entropie pour une image d'intensité homogène.  
Forte entropie lorsque l'histogramme est étiré.

Exemple de détection : seuillage de l'entropie, avec un seuil de 150)



Exemple de détection : seuillage de la variance, avec un seuil de 200)



## Satistiques d'ordre élevé

Mettent en jeu 2 pixels simultanément

- **Matrice d'autocorrélation**, fonction d'autocorrélation normée centrée :

$$C_f(k, l) = \frac{\sum W_{ij} (f(i, j) - \mu_f) \cdot (f(i + k, j + l) - \mu'_f)}{\sum W_{ij} (f(i, j) - \mu_f)^2}$$

On en déduit plusieurs caractéristiques :

- Lorsque  $C_f(k, l)$  possède des maxima locaux autres qu'en  $k = 0$  et  $l = 0 \Rightarrow$  texture périodique.

Période de fonction d'autocorrélation  $\Rightarrow$  période de la texture.

- Les deux directions d'inertie maximale  $\lambda_{max}$  et minimale  $\lambda_{min}$  : expriment les directions privilégiées de la texture.

$\lambda_{max} / \lambda_{min}$  fort  $\Rightarrow$  texture fortement anisotrope.

# Attributs statistiques 2eme ordre : matrice d'autocorrélation

W1 : Fenêtre glissante

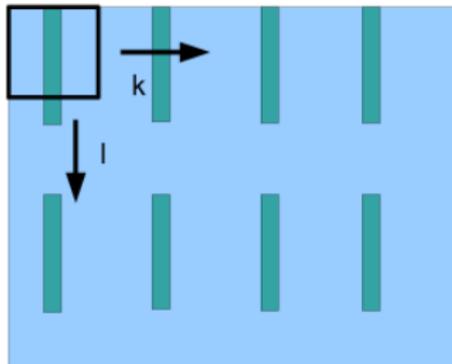


Image de texture

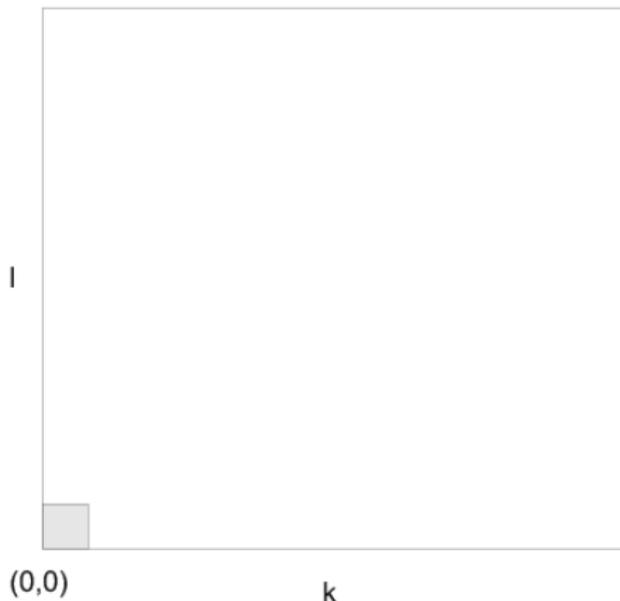


W2: Patch de corrélation

Parcours de l'image suivant les directions  $k$  (horizontale) et  $l$  (verticale).

Pour chaque  $(k,l)$   
Comparaison (corrélation) entre W1 et le contenu de la fenêtre glissante W2.

Matrice d'autocorrélation



Forte corrélation



Faible corrélation

# Attributs statistiques 2eme ordre : matrice d'autocorrélation

W1 : Fenêtre glissante

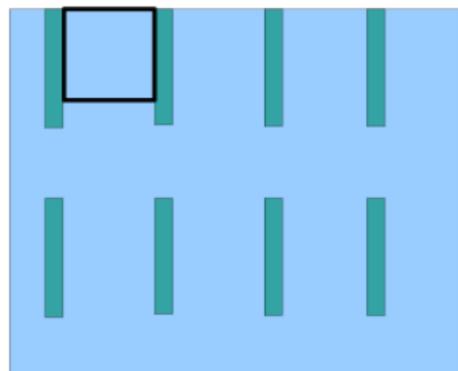


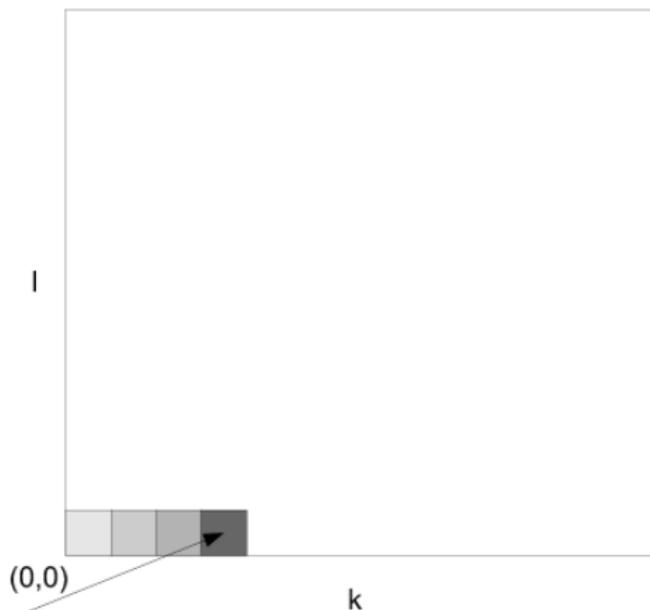
Image de texture



W2: Patch de corrélation

Corrélation faible entre W1 et W2

Matrice d'autocorrélation



Forte corrélation

Faible corrélation

# Attributs statistiques 2eme ordre : matrice d'autocorrélation

W1 : Fenêtre glissante

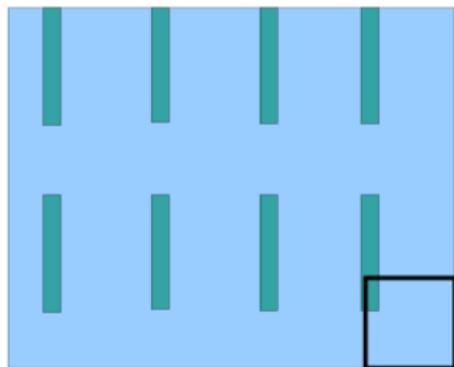
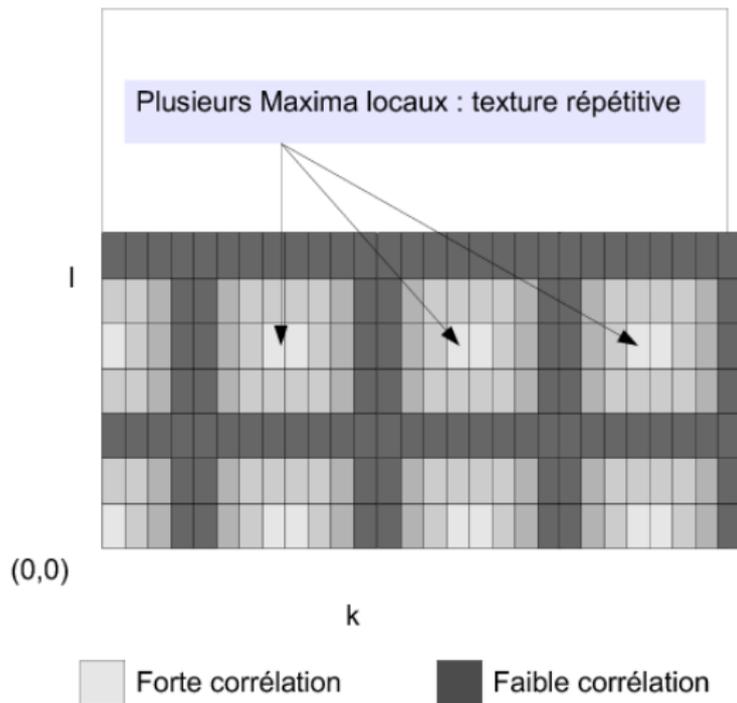


Image de texture



W2: Patch de corrélation

Matrice d'autocorrélation



## Satistiques d'ordre élevé

- **Matrice de cooccurrence**  $M_{cooc}(m, n, d)$

Définie pour un vecteur de translation  $d$ .

Probabilité que deux pixels  $p_1$  et  $p_2$  séparés d'une distance  $d$  (en pixels) soient de valeurs respectives  $n$  et  $m$ .

Tableau de taille  $256 \times 256$  (pour une image codée sur 8 bits).

$$M_{cooc}(m, n, d) = \text{proba}(f(p_1) = m, f(p_2 = p_1 + d) = n)$$

- Problème : autant de matrices que de distances traitées  $\Rightarrow$  problème de taille de la matrice

## Analyse, réduction de la taille $M_{cooc}$

- Quantification
- Opérer une sélection des distances significatives
- Utilisation de descripteurs : position du centre de gravité, rapport des inerties, énergie, entropie, facteurs de symétrie, etc...

Calcul de la matrice de cooccurrence d'une image  $I$

Pour  $d$  allant de  $d_{min}$  à  $d_{max}$  faire :

Pour tout  $(m, n, d)$  :  $M_{cooc}(m, n, d) \leftarrow 0$

Fin pour

Pour tout point  $\mathbf{p}$  de  $I$  faire :

$m \leftarrow I(\mathbf{p})$

Pour tout  $\mathbf{q}$  tel que  $\text{distance}(\mathbf{p}, \mathbf{q})=d$  faire :

$n \leftarrow I(\mathbf{q})$

$M_{cooc}(m, n, d) \leftarrow M_{cooc}(m, n, d) + 1$

Fin pour

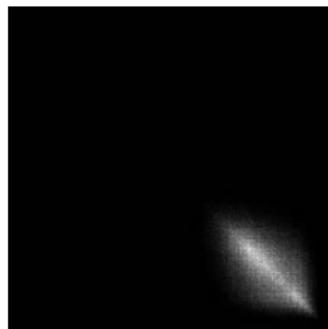
Fin pour

Fin pour

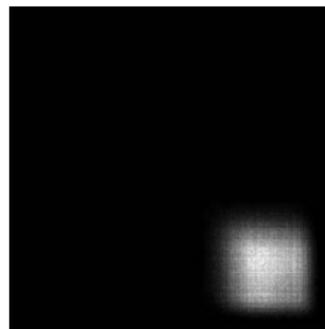
Simplifications possibles

- Réduire le nombre de niveaux de gris.
- Calculer la matrice de cooccurrence pour une seule distance (en général  $d=1$ ).
- Pour une seule direction.

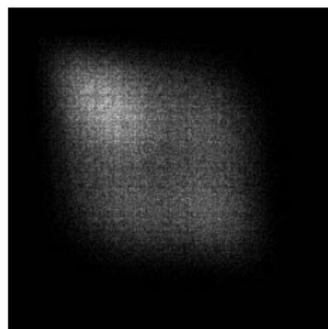
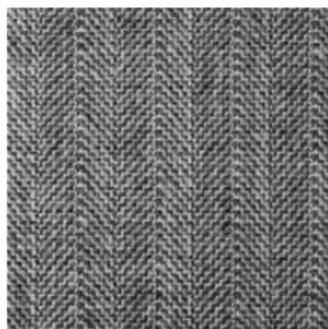
# Attributs statistiques (ordre élevé) : matrice de cooccurrence



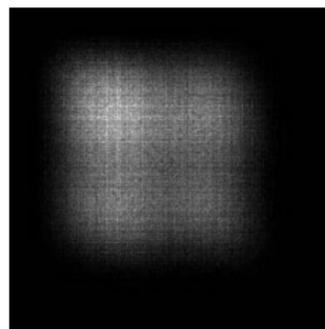
$d = 1$



$d = 5$



$d = 1$



$d = 5$

- Passage de la représentation spatiale (espace géométrique 2D de l'image) à la représentation fréquentielle.
- Spectre : montre les composantes énergétiques fréquentielles de l'image
- Les textures sont souvent quasi périodiques : présentent une certaine régularité ou périodicité.
- Les textures fines ont une plus grande énergie vers les hautes fréquences à l'inverse des textures grossières
- La TF nous informe sur le contenu fréquentiel global  $\Rightarrow$  extraction de caractéristiques texturales , analyse multi-résolution

En continu :  $\mathcal{F}(u, v) = \sum_{x=-\infty}^{+\infty} \sum_{y=-\infty}^{+\infty} I(x, y) \exp(-2j\pi(xu + yv))$

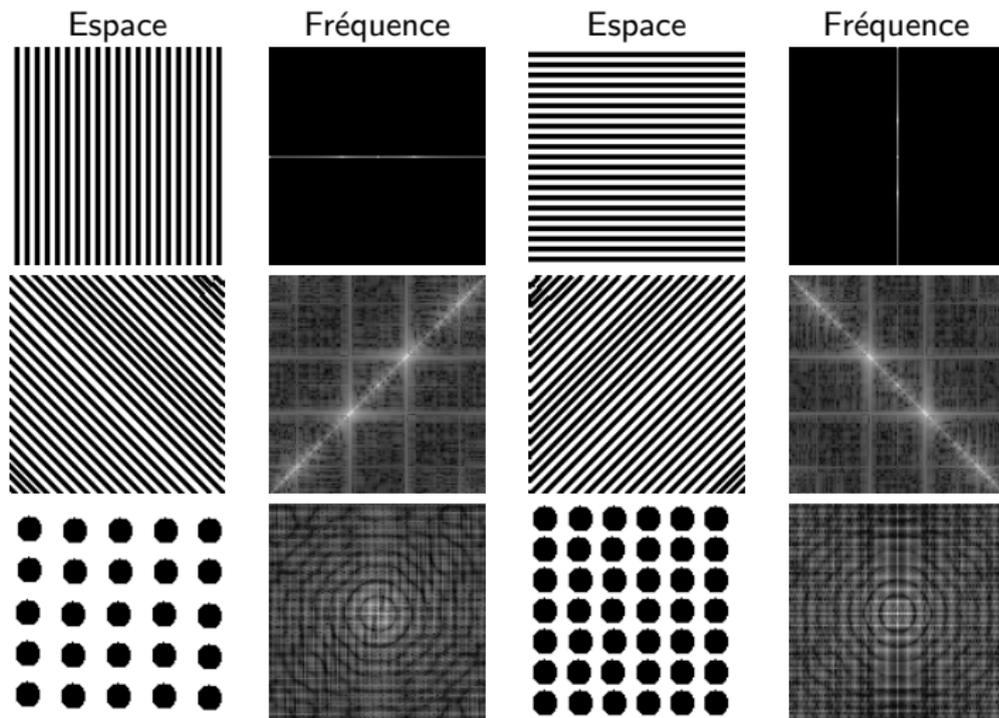
En discret (image à support borné : taille  $M \times N$ ) :

$$\mathcal{F}(u, v) = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N I(x, y) \exp\left(-2j\pi\left(\frac{xu}{M} + \frac{yv}{N}\right)\right)$$

Caractéristiques du spectre (spectre = module de la TF)

- Montre les composantes énergétiques fréquentielles de l'image ;
- Écart de 90 degrés entre les directions spatiale et fréquentielle  $\rightarrow$  lignage vertical (resp. horizontal) du spectre correspond aux lignes horizontales (resp. verticales) sur l'image ;
- Les périodicités dans l'image se traduisent par des périodicités dans le spectre ;  
 $\Rightarrow$  très bon outil de caractérisation de textures

# Utilisation de la transformée de Fourier

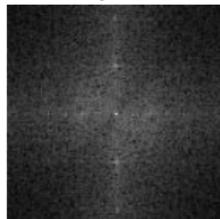


# Utilisation de la transformée de Fourier

Espace



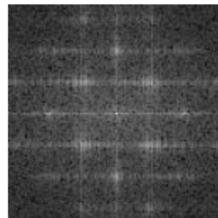
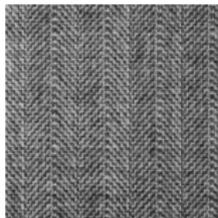
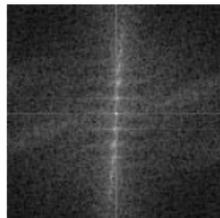
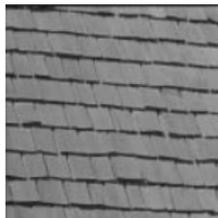
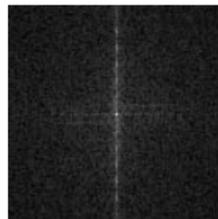
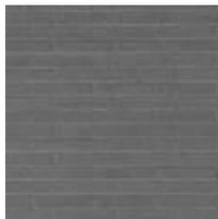
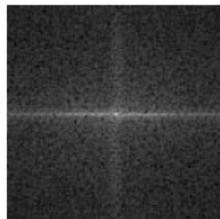
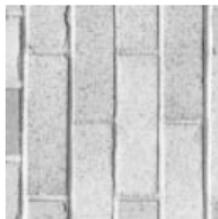
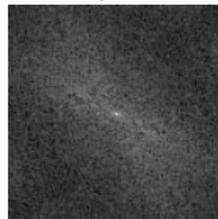
Fréquence



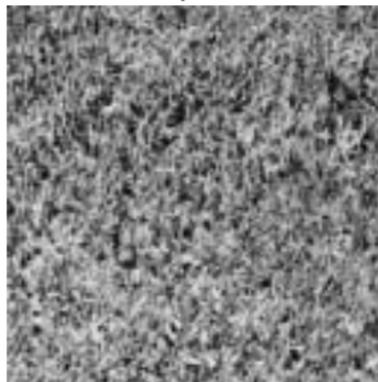
Espace



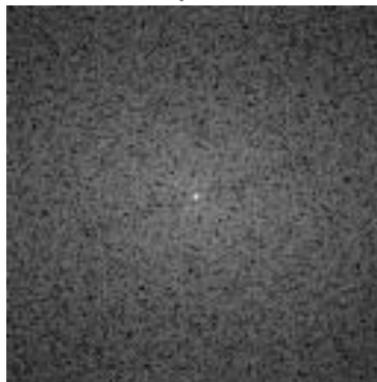
Fréquence



Espace



Fréquence



## Avantages

- efficace pour caractériser les structures périodiques : bandes
- orientation
- rapide (FFT)

## Limitations

- la taille de l'image doit être de taille d'une puissance de 2
- n'est pas locale