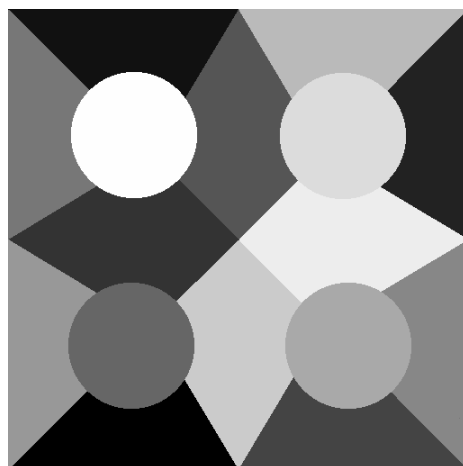
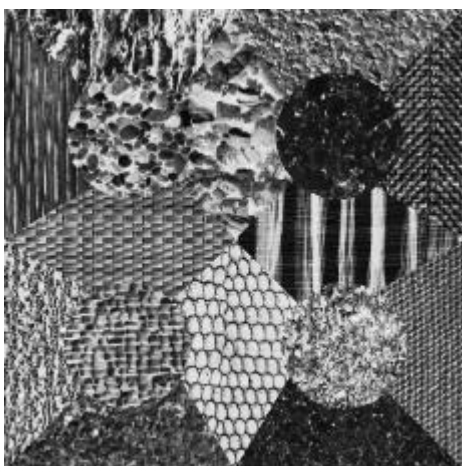


Analyse de textures en traitement d'images



Sommaire

1	Introduction	3
2	Définitions de la texture	3
3	Les approches structurelles (macrotextures)	7
4	Caractérisation statistique des microtextures	7
4.1	Matrices de cooccurrences	8
4.2	Matrices de longueurs de plages	10
4.3	Méthodes basées sur la Transformée de Fourier	11
4.4	Bancs de filtres	12
4.4.1	Filtrage spatial	12
4.4.2	Filtrage fréquentiel	13
4.5	Autres attributs de textures	13
4.5.1	Attributs fractals	13
4.5.2	Attributs géométriques	13
4.5.3	Moments	14
4.5.4	Attributs divers	14
5	Modélisation de textures	15
5.1	Modélisation par champ de Markov	15
5.2	Modélisation autorégressive	17
5.3	Modèle de Wold	18
6	Conclusion	19

Analyse de textures en traitement d'images

1 Introduction

Ce cours concernant directement l'analyse de textures, il semble intéressant de se pencher au préalable sur le problème de la définition d'une texture.

En effet, il n'existe pas de définition précise de la texture, et, malgré son omniprésence dans les images (importante dans les images médicales, aériennes, de textiles,... ou moindre dans les scènes réelles), « Il n'existe pas d'approche formelle ni de définition précise de la texture » [HAR73].

Après avoir clarifié cette notion de texture (partie 2), nous nous pencherons sur l'exploitation des textures et, plus particulièrement, sur les différents traitements applicables à des images texturées : la partie 3 présente brièvement les approches structurales, syntaxiques et ensemblistes, la partie 4, les approches statistiques pour la caractérisation des microtextures, et la partie 5, une revue des techniques de modélisation de textures. Une dernière partie rendra compte de quelques études comparatives concernant les attributs statistiques des textures.

2 Définitions de la texture

Donner une définition précise et universelle de la notion de texture est un problème ardu qui n'a toujours pas été résolu (le besoin est pourtant réel, puisqu'une meilleure compréhension de la notion de texture permettrait d'aborder son analyse de façon plus méthodique et plus concentrée; elle réduirait, sans doute, la profusion des approches trouvées actuellement dans la littérature).

D'une part, le terme texture admet des acceptions différentes selon le domaine dans lequel il est utilisé (géologie, pétrologie, textile, agro-alimentaire,...), et, d'autre part, au sein d'un même domaine, et, particulièrement en traitement d'images, il n'existe pas de véritable consensus en ce qui concerne la définition d'une texture. Dire *qu'une texture est une région d'une image présentant une organisation spatiale homogène des niveaux de luminance* est correct mais très peu précis.

Le manque crucial d'une définition exploitable de la notion de texture est, en partie, dû à la difficulté de comprendre et modéliser le système de perception visuelle humain; malgré les

progrès effectués en physiologie du système nerveux et en sciences cognitives, nous ne connaissons toujours pas, exactement, la nature de l'information que l'être humain capte pour analyser et interpréter une image. Nous ne connaissons donc pas l'information qu'il faudrait fournir à un système de vision artificielle pour qu'il puisse analyser et comprendre une image, comme nous le faisons nous-mêmes.

C'est pourquoi, et malgré la présence importante des textures dans les images, les efforts de nombreux chercheurs, depuis plusieurs décennies, ont conduit principalement à des solutions « ad-hoc » adaptées à une application précise, ou, tout au moins, à une famille d'images.

En terme de définition de la notion de texture, on trouve d'abord celle donnée par le dictionnaire, qui précise simplement qu'*une texture est la reproduction spatiale d'un motif de base dans plusieurs directions*.

Puis, d'autres plus précises, telle que : *une texture est une structure spatiale constituée par l'organisation de primitives (ou motifs de base) ayant chacune un aspect aléatoire. Une texture est alors une structure hiérarchique à 2 niveaux (...)*.

Ou bien encore, cette définition qui considère une texture comme un phénomène à 2 dimensions :

- la première concerne *la description d'éléments de base ou primitives*, à partir desquels est formée la texture
- la deuxième est relative à *la description des relations spatiales entre ces primitives*

On distingue en fait, selon l'élément de base et les règles de placement, 2 types de textures :

- les *macrotextures* (ou textures structurées) pour lesquelles il est facile d'extraire visuellement le motif de base et les lois d'assemblage des primitives entre elles. Ces textures peuvent même présenter une certaine périodicité ou cyclostationnarité (processus aléatoire plaqué sur un processus périodique). Certains exemples sont représentatifs de ce type de textures, comme la texture d'un mur de brique, de certains tissus ou d'un grillage.
- les *microtextures* (ou textures aléatoires) qui présentent un aspect plus chaotique, et plus désorganisé, mais dont l'impression visuelle reste globalement homogène. Les différentes régions d'une image aérienne, les bois, les champs, etc., représentent des textures microscopiques.

La figure 1 donne quelques exemples de macro et microtextures.

Mais, il est parfois difficile de classer une texture dans l'une ou l'autre des catégories (textures mixtes) d'autant que la résolution de l'image pose un problème supplémentaire, comme en témoigne la figure 2 où du sable est photographié à 2 résolutions différentes; la première image laisse à penser que le sable est une microtexture, la seconde, qu'il est plutôt une macrotexture.

Ce qui paraît évident et qui est admis par tous, c'est que la notion de texture est intimement liée à la perception visuelle, notamment des régions et des surfaces de l'image, et qu'elle se manifeste par une information visuelle fortement redondante. Ceci est traduit par la *propriété essentielle des textures qui est leur invariance par translation*. Leur observation laisse la même impression visuelle quelle que soit la partie de la texture observée.

Cette idée a été formalisée par la définition ci-dessous, que nous retiendrons par la suite :

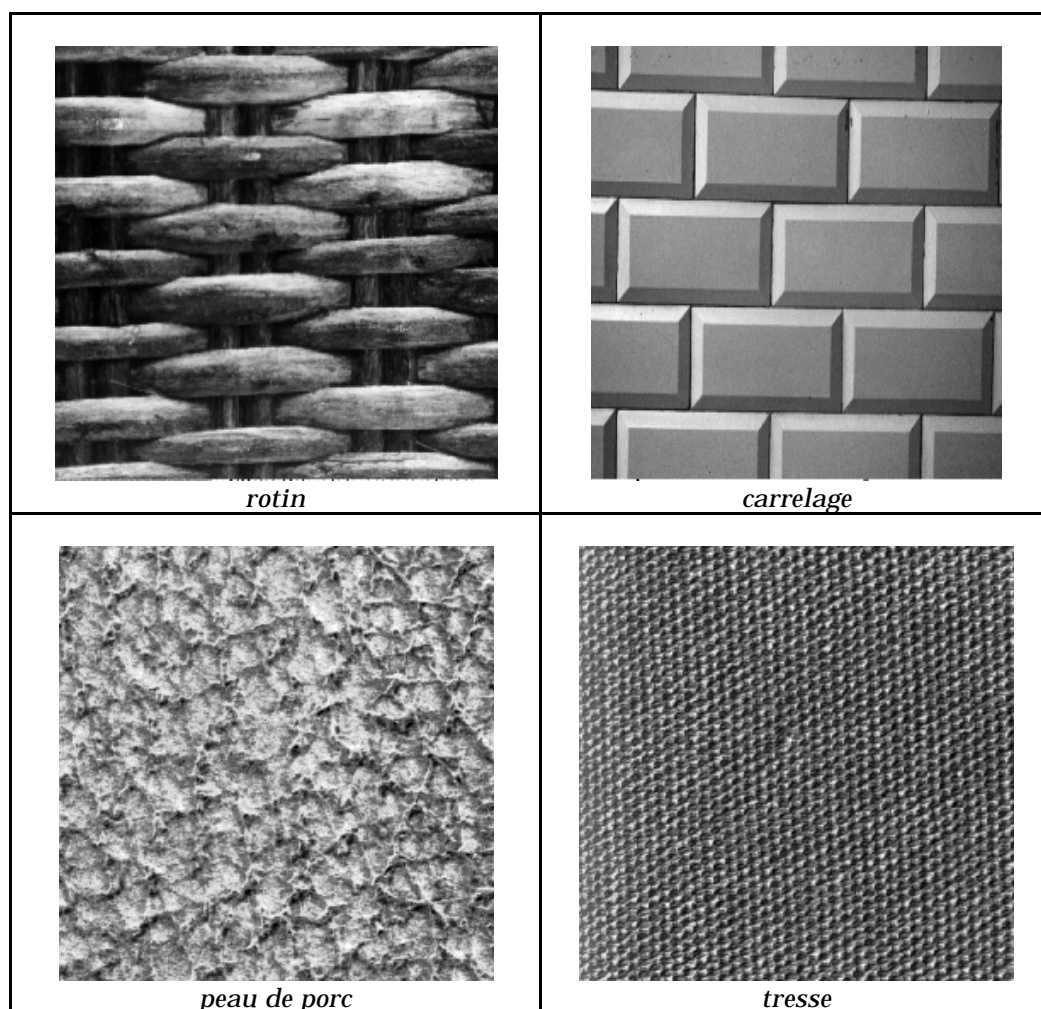


figure 1: Exemples de macro et microtextures

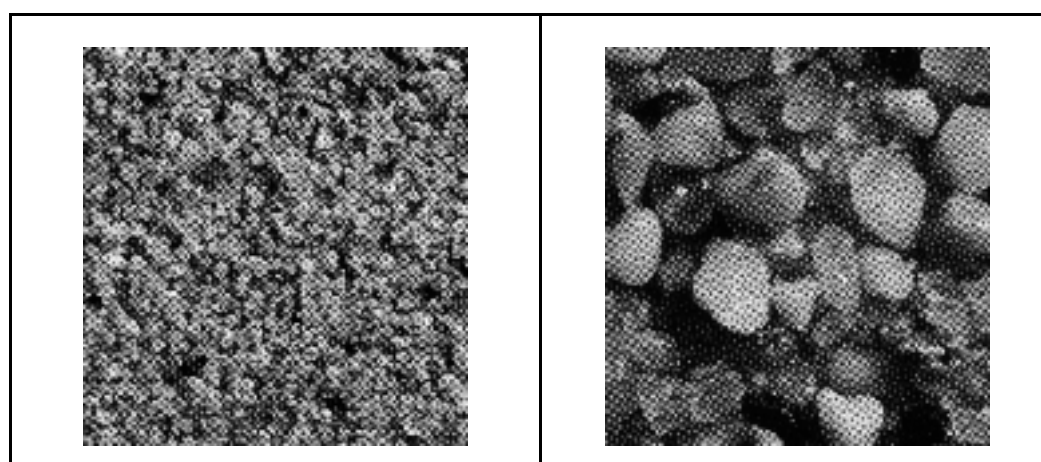


figure 2: Exemples de sables à 2 résolutions différentes

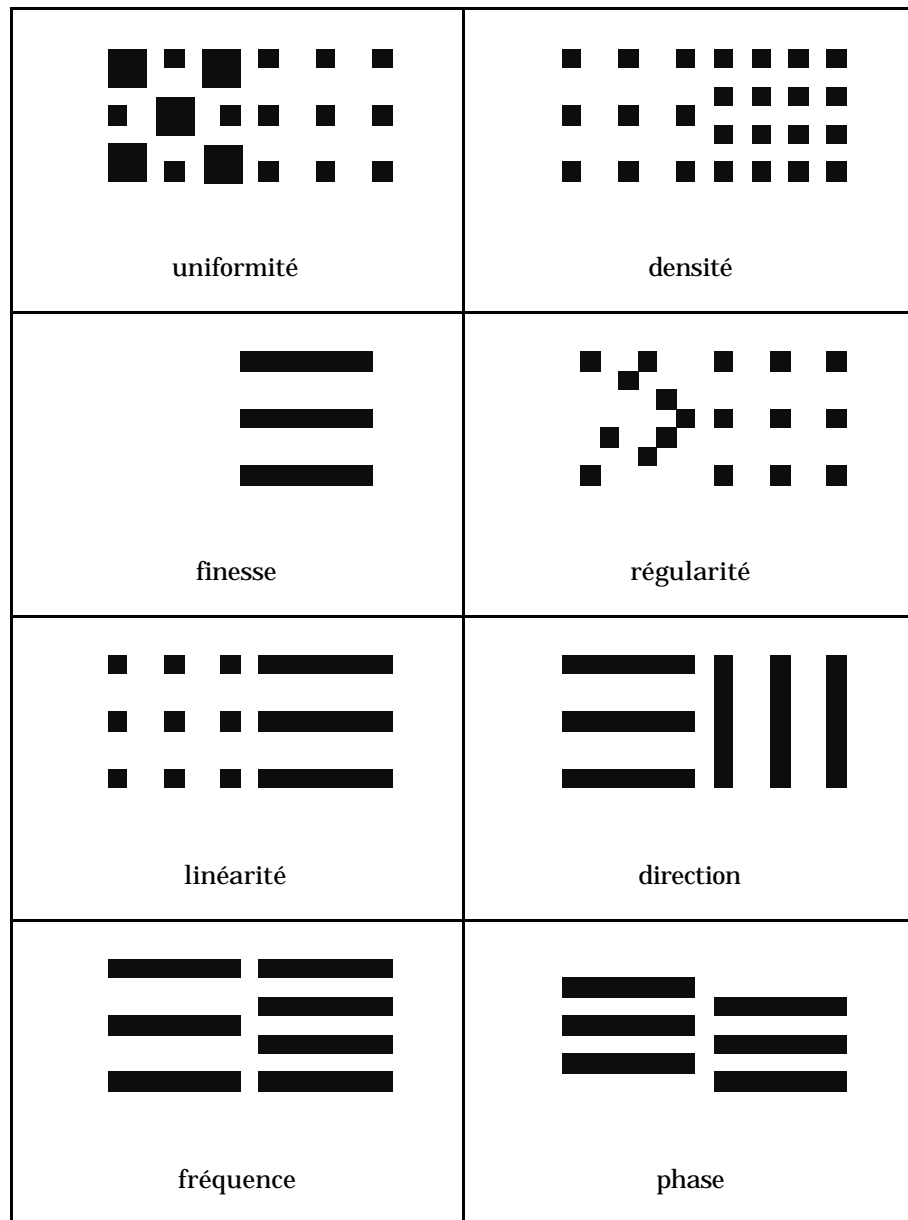


figure 3: Qualificatifs d'une texture

Définition 1 Une texture est une région de l'image, pour laquelle on peut définir une fenêtre de dimension minimale, telle qu'une observation au travers de celle-ci se traduit par une perception identique pour toutes les translations possibles de cette fenêtre à l'intérieur de la région considérée.

Pour une texture, il existe toujours une telle fenêtre qui correspond à la résolution de la texture.

A la fois structurée et aléatoire, une texture peut être décrite spatialement ou statistiquement, et, d'une manière générale, on qualifie une texture de *fine* ou *grossière*, *plus* ou *moins homogène*, *rugueuse*, *plus* ou *moins régulière*, *dense*, *linéaire*, *isotrope* ou *directionnelle*, *tachetée*, *marbrée*, etc. La figure 3 illustre quelques uns de ces qualificatifs, dont les significations peuvent d'ailleurs se recouper.

3 Les approches structurales (macrotextures)

On considère que les textures sont constituées de motifs de base se répétant dans des directions de l'espace de façon quasi-régulière. Dans les images étudiées, on considère donc l'existence de primitives. Une description structurale d'une texture implique la recherche des motifs élémentaires, leur description, puis, la détermination des règles conditionnant leur position.

Plusieurs approches peuvent être regroupées en un ensemble de méthodes heuristiques, dites **méthodes structurales** classiques, pour lesquelles on cherche à détecter et caractériser des primitives, puis, à trouver des règles de placement, (méthodes «bottom-up») ou inversement (méthodes «top-down»). Elles s'appuient principalement sur le traitement du signal, la topologie et la géométrie.

L'avantage des méthodes «bottom-up» est que l'on peut utiliser les techniques classiques de segmentation, comme la croissance de région, les seuillages, la détection de contours, etc., pour isoler les primitives, considérées comme des ensembles de pixels ayant des propriétés d'homogénéité communes (en niveau de gris, par exemple) [XIE90].

Ces propriétés (luminance, aire, taille, courbure, directionnalité, etc.) permettent la description d'un certain nombre de classes de primitives. Les règles de placement sont exprimées à l'aide de «vecteurs de régularité», de vecteurs de densités de primitives ou à partir des centres de gravité des classes.

D'autres approches, dites **approches syntaxiques**, font appel à la théorie des grammaires qui permet d'engendrer des formes en appliquant un ensemble de règles de placements données à un petit nombre de symboles. Ces symboles peuvent être considérés comme des sous-primitives de base et doivent pouvoir reconstituer toute texture structurale. Mais, le formalisme de ces approches est souvent complexe. De plus, une texture peut être générée ou analysée par plusieurs grammaires. On limite donc leur utilisation à la génération de textures binaires ou à des applications très particulières.

Enfin, il existe une autre catégorie de méthodes structurales dites approches ensemblistes. Ces approches sont principalement descriptives. Elles s'appuient sur des opérations de morphologie effectuées essentiellement sur des images binaires; il est donc nécessaire d'appliquer des prétraitements (seuillage, détection de contours) sur les images originales. La description des primitives sera essentiellement géométrique avec des propriétés comme la taille, la forme, etc. [XIE90].

Ces méthodes structurales se distinguent des méthodes purement statistiques par le fait qu'elles reposent sur une définition explicite des primitives et de leurs règles de placement. De ce fait, leur application est limitée à des textures simples et régulières; une approche moins rigide d'analyse de texture structurale est souvent employée, appelée « **structurale-statistique** ». Elle consiste à identifier les éléments de textures (textons), à mesurer leur propriétés caractéristiques, puis, à décrire, statistiquement, leur distribution spatiale.

4 Caractérisation statistique des microtextures

De nombreuses études ont porté sur la perception visuelle des textures et ont montré que l'oeil était sensible à leurs propriétés statistiques. La vision humaine opère en 2 temps : la vision préattentive qui, quasi-instantanément, perçoit un large champ visuel pour localiser grossièrement les régions de l'image; et, la vision focale qui effectue des mesures d'organisation spatiale par un lent déplacement de l'ouverture focale et qui fait appel à l'interprétation cognitive (mémoire, connaissances,...).

Ceci explique l'émergence et l'importance des méthodes statistiques qui se fondent sur l'hypothèse qu'une texture est une réalisation d'un processus stochastique bidimensionnel possédant les propriétés de stationnarité et d'ergodicité. L'estimation des paramètres statistiques peut alors se faire sur une réalisation unique du processus (l'image de texture). Les attributs statistiques sont alors des estimations de moments statistiques ou de densités de probabilité.

Julesz, après avoir postulé que l'on ne pouvait discriminer 2 textures dont les probabilités conjointes jusqu'à l'ordre 2 sont identiques, a donné des contre-exemples à sa propre conjecture, sous forme de textures synthétisées dont les moments jusqu'à l'ordre 3 sont identiques et qui, pourtant, restent identifiables visuellement (figure 4). Cependant, on a pu montrer que cette conjecture était une bonne approximation des performances visuelles humaines pour la plupart des problèmes de discrimination de textures naturelles.

D'autres études ont confirmé que l'oeil ne prend pas en compte les dépendances entre points éloignés. La caractérisation se fait donc à un niveau très local, d'où l'importance de la notion de voisinage dans l'analyse de texture.

De manière générale, ces méthodes statistiques s'appuient sur une description des propriétés locales des textures, ce qui sous-entend que les relations de placement au sein des microtextures se situent à faible échelle. L'importance de la notion de voisinage est, encore ici, mise en évidence dans la compréhension du phénomène de texture.

Nombreuses sont les méthodes qui, dans cette catégorie, utilisent une approche reconnaissance des formes sur des vecteurs d'attributs (statistiques ou non) attachés à chaque pixel de l'image; avec apprentissage ou sans connaissance a priori des classes existantes, ces méthodes donnent des résultats satisfaisants, si ce n'est qu'elles perdent une part importante de l'information texturale : sa composante spatiale. En effet, une texture est à la fois spatiale et statistique puisqu'elle met en place des relations de regroupements d'éléments de base de la texture.

Dans ce qui suit, nous présentons, de façon non exhaustive, les méthodes statistiques les plus utilisées.

4.1 Matrices de cooccurrences

Cette méthode constitue la référence en analyse de texture et sert souvent de méthode comparative pour les nouvelles approches. Elle est, en effet, simple à mettre en oeuvre et offre de bonnes performances.

La méthode des matrices de cooccurrences consiste à étudier le comportement conjoint de couples de pixels séparés spatialement par une translation donnée. L'amplitude de la translation n'excède pas, en général, quelques pixels, afin de ne prendre en compte qu'une information très locale de voisinage.

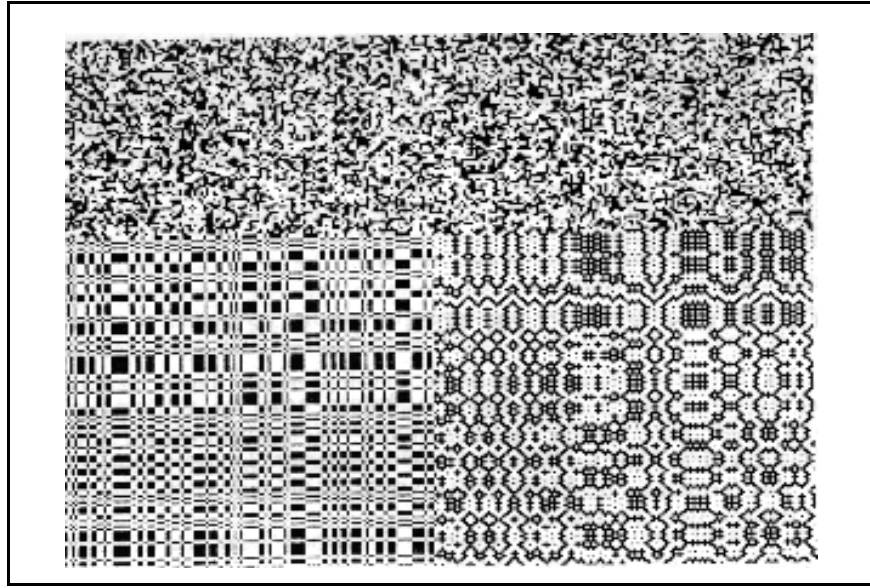


figure 4 : Textures différenciables visuellement dont les statistiques sont identiques jusqu'à l'ordre 3

Pratiquement, on calcule, pour une translation donnée, les histogrammes bivariés directionnels ou moyennes d'espace du second ordre ainsi définis. La matrice obtenue est aussi souvent appelée matrice de dépendances spatiales de niveaux de gris (SGLDM pour Spatial Grey Level Dependence Matrix).

Définition 2 Soit une image Y de taille $I \times J$ définie par G niveaux de gris et une relation spatiale définie par une translation T de vecteur \vec{v} . On appelle M_T la matrice de cooccurrences relative à T , $M_T = \{M_T(p, q), p = 1 \dots G, q = 1 \dots G\}$. Le terme $M_T(p, q)$ représente la fréquence avec laquelle un pixel de niveau de gris q a succédé à un pixel de niveau de gris p , dans la direction \vec{v} ; d'où :

$$M_T(p, q) = \frac{1}{N_c} \sum_s \mathbf{d}(g(s), p) \mathbf{d}(g(s+T), q) \quad (1)$$

avec N_c le nombre de couple $(s, s+T)$ de Y , $\mathbf{d}(p, q)$ le symbole de Kronecker et $g(s)$ le niveau de gris du pixel s .

Chaque terme $M_T(p, q)$ estime donc la probabilité conjointe qu'un pixel de niveau de gris p soit associé, par \vec{v} , à un pixel de niveau de gris q .

Par sa définition même, la méthode des matrices de cooccurrences se heurte au problème crucial du choix de la translation T (que l'on décompose en une direction θ et un déplacement d) et, surtout, à la difficulté du traitement d'une masse importante d'information.

Pratiquement, on choisit $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ et 135° et $d = 1, 2$; on calcule la matrice M_T après réduction du nombre de niveaux de gris à 16 ou 8. On utilise, dans un bon nombre d'applications, une seule matrice qui est la somme des matrices obtenues pour $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ et 135° ; cette matrice dépend, alors, plutôt du paramètre d . De plus, souvent, pour une direction donnée, on ne se préoccupe pas du sens de parcours, ce qui revient à rendre la matrice symétrique.

De manière à exploiter plus aisément les informations contenues dans ces matrices, on en extrait certains attributs. Ces attributs visent chacun à représenter une caractéristique physique de la texture et se veulent un ensemble discriminant pour chaque texture.

Nous donnons, ci-dessous, les principaux attributs :

- Second Moment Angulaire : $ASM = \sum_{p=1}^G \sum_{q=1}^G (M_T(p, q))^2$ (2)

- Contraste : $CON = \sum_{n=0}^{G-1} n^2 \left\{ \sum_{|p-q|=n} M_T(p, q) \right\}$ (3)

- Entropie : $ENT = - \sum_{p=1}^G \sum_{q=1}^G M_T(p, q) \ln (M_T(p, q))$ (4)

- Corrélation : $COR = \left(\sum_{p=1}^G \sum_{q=1}^G pq M_T(p, q) - \mathbf{m}_x \mathbf{m}_y \right) / \mathbf{s}_x \mathbf{s}_y$ (5)

avec

$$\begin{aligned} \mathbf{m}_x &= \sum_{p=1}^G p \sum_{q=1}^G M_T(p, q) \\ \mathbf{m}_y &= \sum_{q=1}^G q \sum_{p=1}^G M_T(p, q) \\ \mathbf{s}_x^2 &= \sum_{p=1}^G (p - \mathbf{m}_x)^2 \sum_{q=1}^G M_T(p, q) \\ \mathbf{s}_y^2 &= \sum_{q=1}^G (q - \mathbf{m}_y)^2 \sum_{p=1}^G M_T(p, q) \end{aligned} \quad (6)$$

Les performances de cette méthode sont liées au choix de θ et d , qui dépendent souvent de l'application, et, au compromis entre réduction du nombre de niveaux de gris et pouvoir discriminant des paramètres de cooccurrences.

4.2 Matrices de longueurs de plages

Les longueurs de plages sont une manière de représenter une texture par un ensemble de segments de droites de même luminance et de taille maximale. Cette méthode estime la probabilité d'observer des plages à niveau de gris constant dans une certaine direction.

Définition 3 A chaque direction \mathbf{q} , on peut associer une matrice de longueurs de plages $P_{\mathbf{q}}$ telle qu'un élément $P_{\mathbf{q}}(g, l)$ de la matrice soit égal au nombre de plages de niveau de gris g et de longueur l dans la direction \mathbf{q} .

Sur cette matrice, on calcule également quelques attributs, comme :

- le nombre de longueurs de plages : $SLP = \sum_{g=0}^{G-1} \sum_{l=1}^L P_{\mathbf{q}}(g, l)$ (7)

- la proportion de petites et grandes plages : $RF_1 = \frac{1}{SLP} \sum_{g=0}^{G-1} \sum_{l=1}^L \frac{P_{\mathbf{q}}(g, l)}{l^2}$ (8)

$$RF_2 = \frac{1}{SLP} \sum_{g=0}^{G-1} \sum_{l=1}^L l^2 P_{\mathbf{q}}(g, l) \quad (9)$$

- l'hétérogénéité des niveaux de gris:
$$RF_3 = \frac{1}{SLP} \sum_{g=0}^{G-1} \left(\sum_{l=1}^L P_q(g, l) \right)^2 \quad (10)$$

qui mesure la dispersion des plages entre les niveaux de gris,

- l'hétérogénéité des longueurs de plages :
$$RF_4 = \frac{1}{SLP} \sum_{l=1}^L \left(\sum_{g=0}^{G-1} P_q(g, l) \right)^2 \quad (11)$$

qui mesure la dispersion des plages entre les longueurs,

- et le pourcentage de plages:
$$RF_5 = SLP / K \quad (12)$$

(avec K le nombre total de pixels de l'image)

Cette méthode est également utilisée pour le codage d'images et la réduction du nombre de niveaux de gris d'une image.

4.3 Méthodes basées sur la Transformée de Fourier

La Transformée de Fourier permet, dans le domaine de l'image, d'obtenir une représentation fréquentielle spatiale des données.

Définition 4 Pour une image $y(i, j)$, avec $0 \leq i \leq I-1, 0 \leq j \leq J-1$, à support borné, la Transformée de Fourier Discrète (TFD) est donnée par :

$$TFD_I(u, v) = \frac{1}{IJ} \sum_{i=0}^{I-1} \sum_{j=0}^{J-1} y(i, j) \exp \left(-2 \pi j \left(\frac{ui}{I} + \frac{vj}{J} \right) \right) \quad (13)$$

avec $0 \leq u \leq I-1$ et $0 \leq v \leq J-1$.

Cette TFD bidimensionnelle n'est pas toujours facile à interpréter; on s'intéresse principalement à son module, appelé spectre de Fourier. De façon très générale, on peut dire que :

- si la texture est directionnelle, le spectre de puissance contient des pics sur une ligne perpendiculaire à la direction principale de la texture.
- si la texture est formée de grains circulaires, le spectre contient des pics sur un anneau circulaire centré sur l'origine.
- si la texture est périodique, on retrouvera cette périodicité dans le spectre.
- si la texture est fine, le spectre sera maximum dans les hautes fréquences, et, inversement, si elle est plutôt grossière, le maximum sera proche des basses fréquences; en effet, le spectre de Fourier rend compte de la rugosité d'une texture.

On peut également calculer des attributs de texture sur le spectre de Fourier, comme l'énergie et l'étendue du pic principal, les énergies et entropies relatives de différentes régions carrées centrées sur l'origine du spectre, les moments d'inertie de chaque quadrant, etc.

L'intérêt de ces méthodes travaillant dans le domaine fréquentiel, est surtout lié à la représentation quasi-uniforme du bruit dans ce domaine, alors qu'il peut altérer, de façon

dramatique, les variations locales d'intensité dans la représentation spatiale. De même, les attributs statistiques spatiaux sont plus sensibles au bruit que les attributs tirés du spectre de Fourier.

Depuis peu, l'utilisation des représentations temps-fréquence en analyse d'images s'est développée. Le problème crucial reste l'interprétation des données obtenues; les 4 dimensions ne peuvent être visualisées, même si ces représentations peuvent être vues comme une manière d'associer à chaque point de l'image, un « spectre local ». De manière à réduire la quantité de données, des attributs ou caractéristiques sont calculés sur ces spectres locaux (composantes les plus énergétiques, moments des spectres en coordonnées polaires, amplitude et orientation du pic principal, etc.). Ces méthodes ont un champ d'applications assez restreint pour le moment (textures synthétiques directionnelles, images réelles directionnelles); cependant, leur investigation est loin d'être terminée et, de ce fait, les résultats sont prometteurs.

4.4 Bancs de filtres

4.4.1 Filtrage spatial

Les méthodes de filtrage spatial sont également très répandues en analyse de textures. L'opération de filtrage consiste en une convolution de l'image originale par un masque de taille réduite (3x3 ou 5x5 pixels) qui constitue le filtre. De telles approches sont appelées également méthodes d'analyse par transformations linéaires locales.

De façon plus formelle, dans le cadre de ces méthodes, on considère la texture x comme la réalisation d'un processus stochastique X indexé par l'ensemble des sites $s = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ et à valeurs dans $\Omega = \Gamma^S$. L'état x_s d'un pixel s est à valeurs dans l'ensemble des niveaux de gris $\Gamma = \{1, \dots, G\}$. Le processus X est supposé homogène, isotrope et ergodique. On définit, en outre, un système de voisinage $\mathcal{J} = \{\mathcal{J}_s, \mathcal{J}_s \subset S, s \in S\}$, où \mathcal{J}_s constitue l'ensemble des voisins du pixel s , et, un vecteur d'état local à n composantes, formé des états du pixel s et de ses voisins, ${}_sX = (x_s, (x_r, r \in \mathcal{J}_s))'$. On applique, alors, une transformation linéaire T au vecteur ${}_sX$:

$${}_sy = T {}_sX \quad (14)$$

On transforme, de ce fait, la texture x en t textures $y^{(i)}$, chacune d'elles étant une convolution de x avec le filtre constitué par le i ème vecteur ligne de la matrice T .

Lorsque la matrice T est réduite à un vecteur, on définit un simple filtre; dans le cas où elle possède t lignes, on définit un banc de filtres à t composantes.

Sur chaque image filtrée $y^{(i)}$, on peut calculer un ensemble d'attributs (variance, entropie, moments spatiaux, etc.) constituant l'ensemble discriminant de la texture.

Le filtrage est dit adapté s'il est extrait directement de la texture à analyser. Par exemple, le modèle autorégressif peut être vu comme un filtrage adapté, et, de façon différente, la transformation de Karhunen-Loeve permet de définir un banc de filtres adaptés.

Ce dernier cas permet de définir un banc de filtres, résultant de l'extraction des vecteurs propres de la matrice de covariance C_X calculée sur un voisinage ${}_sX$ donné de l'image. La transformation de Karhunen-Loeve discrète est alors définie comme la transformation orthogonale $\Phi = (\mathbf{j}_1, \mathbf{j}_2, \dots, \mathbf{j}_t)'$, dont les vecteurs lignes sont les vecteurs propres \mathbf{j}_i de C_X ; chaque vecteur propre \mathbf{j}_i est utilisé comme un filtre dont la sortie est l'image $y^{(i)} = (\mathbf{j}_i' * x, s \in S)$. Les variances de chaque image filtrée constituent alors un vecteur

caractéristique de mesures d'énergie pour chaque texture; ce point est à mettre en relation avec les mesures d'énergie calculées sur les images filtrées par les filtres de Laws, qui constituent une référence dans ce domaine; ces filtres, expérimentaux, ne sont pas adaptés, mais ils permettent de capter des microstructures (détecteurs de lignes horizontales et verticales, de points, d'anneaux, de transitions, d'oscillations, etc.) et ont permis d'obtenir des taux de bonne classification de l'ordre de 94%, sur une base de textures naturelles.

4.4.2 Filtrage fréquentiel

Dans le domaine fréquentiel, on utilise également des bancs de filtres, chaque filtre correspondant à un canal décomposant l'image dans certaines bandes de fréquence et d'orientation. On parle de filtrage multicanal. Les filtres passe-bas sont utilisés en débruitage d'images, les filtres passe-haut en détection de contours, et, actuellement, les filtres de Gabor connaissent un certain succès, dû à leur similitude avec le fonctionnement de la perception visuelle humaine. En effet, il est maintenant admis que 2 cellules adjacentes du cortex visuel sont assez bien modélisées par une paire de filtres en quadrature. Un autre avantage des filtres de Gabor est qu'ils sont les seuls à atteindre la limite dans le principe d'incertitude d'Heisenberg; ils permettent une bonne localisation, tant dans le domaine fréquentiel que spatial. Les filtres de Gabor 2-D sont définis par une fonction sinus complexe modulée par une enveloppe gaussienne de dimension 2.

Le problème relatif au filtrage fréquentiel est le choix des canaux à considérer.

4.5 Autres attributs de textures

La multiplicité et la diversité des travaux sur la caractérisation des textures rend difficile une catégorisation finie et exhaustive des différentes méthodes; aussi, la suite donnera-t-elle un aperçu des approches « diverses » de la littérature.

4.5.1 Attributs fractals

La théorie des fractals a été introduite par Mandelbrot pour décrire des objets réels possédant la propriété d'auto-similitude, c'est-à-dire, la répétition de motifs élémentaires à différentes échelles, et, pour lesquels, la géométrie euclidienne était inadaptée. L'utilisation de la théorie des fractals est répandue en analyse de texture (même si les textures ne sont pas nécessairement des objets fractals). L'avantage de cette approche réside dans le fait que la dimension fractale est assez peu sensible à la résolution de la texture et est fortement corrélée avec la perception humaine de la rugosité d'une surface; elle permet de mesurer la complexité géométrique d'un ensemble.

Les attributs fractals consistent principalement en la dimension fractale, le spectre multifractal, les dimensions fractales généralisées et la lacunarité, qui est faible (respectivement forte) pour une texture fine (respectivement grossière). Mais, la dimension fractale n'est pas suffisante pour discriminer des textures naturelles. Elle peut, cependant, être ajoutée à un groupe de caractéristiques statistiques, pour rendre compte de la rugosité d'une texture.

4.5.2 Attributs géométriques

Les attributs géométriques classiques se calculent sur des régions R_i homogènes, au sens d'un certain critère, et connexes. Il s'agit, principalement, de l'aire, du périmètre, du diamètre, de la compacité, de la direction principale d'inertie, du nombre de connexité, etc., de chaque région R_i .

En ce qui concerne leur utilisation en analyse de textures, l'approche la plus souvent utilisée consiste à binariser l'image originale de texture, à l'aide de seuils différents et de calculer les attributs géométriques sur les régions ainsi créées.

4.5.3 Moments

Pour ces méthodes, qui utilisent des estimations de moments statistiques sur l'image, on considère que l'ensemble des moments de tous ordres ou l'ensemble des distributions de probabilités sont des candidats possibles à la discrimination de textures microscopiques. Dans le cas d'un processus homogène et ergodique, les moments et moyennes d'espace d'ordre k sont les meilleurs estimateurs non biaisés au sens de la norme quadratique des moments et distributions de probabilité et de cooccurrences d'ordre k.

$$\text{On définit le moment d'ordre } k \text{ par : } \underline{m}_k(x) = E\{x_s^k\} = \sum_i P(x_s = x_i) x_i^k \quad (15)$$

$$\text{et le moment d'espace d'ordre } k \text{ par : } m_k = \frac{1}{K} \sum_s x_s^k \quad (16)$$

Des expériences psychovisuelles ont montré que l'ensemble des attributs discriminants d'une texture homogène est supérieur à l'ensemble des moments des 2 premiers ordres et inférieur à l'ensemble des moyennes d'espace du second ordre (rassemblées dans les matrices de cooccurrences).

Plus récemment, des moments d'ordre inférieur ou égal à 2 ont été calculé localement sur le processus bidimensionnel pour segmenter des textures. Ces moments sont définis par :

$$m_{pq} = \sum_{-W/2}^{W/2} \sum_{-W/2}^{W/2} g(i, j) x_i^p y_j^q \quad (17)$$

où $g(i, j)$ est le niveau de gris du pixel (i, j) , W est la taille de la fenêtre de calcul des moments, x_i et y_j sont les coordonnées normalisées du pixel (i, j) .

Calculés en chaque pixel, ces attributs forment un vecteur de 6 caractéristiques.

4.5.4 Attributs divers

« **Spectre de texture** » : c'est une nouvelle mesure statistique caractéristique d'une texture : l'unité de texture et son spectre associé. Le terme « spectre » n'est pas utilisé au sens de Fourier, mais représente la fréquence d'occurrence des unités de texture. Cette méthode est à rapprocher de l'idée de textons, sauf que, dans le cas des unités de textures, le voisinage considéré est de taille fixe (3x3). Pour chaque pixel de l'image et son voisinage 3x3, on associe, à chaque voisin s_t , une valeur E_t , dans l'ensemble $\{0, 1, 2\}$, fonction de la différence entre son niveau de gris $g(s_t)$ et celui du pixel central $g(s_0)$, étant donné Δ :

$$E_t = \begin{cases} 0 & \text{si } g(s_t) < (g(s_0) - \Delta) \\ 1 & \text{si } (g(s_0) - \Delta) < g(s_t) < (g(s_0) + \Delta) \\ 2 & \text{si } g(s_t) > (g(s_0) + \Delta) \end{cases} \quad \text{pour } t=1, \dots, 8. \quad (18)$$

La combinaison des 8 valeurs des voisins ($N_{TU} = \sum_{t=1}^8 E_t 3^{t-1}$) produit un numéro d'unité de texture parmi 3^8 possibilités. En calculant la fréquence d'apparition de chaque unité de texture sur une image (histogramme), on construit le spectre de texture, caractéristique de l'image originale. Une propriété intéressante de cette méthode est l'invariance par translation, fondamentale dans la définition d'une texture. Le fait que cette méthode soit

indépendante des changements de luminosité (translation en niveaux de gris) est, également, un avantage certain.

Mesures directionnelles : Ces mesures directionnelles correspondent à une analyse des différences de niveaux de gris dans des directions prédéfinies et déterminées par la taille de fenêtres de travail. Il existe aussi des mesures d'orientation de texture : partant de l'image de contours de la texture, on calcule la contribution de chaque pixel dans des directions prédéfinies et on trace des « histogrammes d'angles », caractéristiques de l'orientation des textures.

Autres mesures : l'utilisation d'un coefficient de corrélation multiple, calculé entre blocs de pixels voisins, permet de caractériser une texture.

5 Modélisation de textures

La modélisation de texture est d'une grande importance. En effet, d'un point de vue méthodologique, cette approche met à disposition un modèle réversible, utilisable tant en synthèse qu'en analyse de textures. La description des propriétés de texture se ramène alors à l'identification ou l'estimation des paramètres du modèle. L'adéquation de ce modèle peut être vérifiée par la génération de textures synthétiques.

Un bon nombre de modèles sont issus de la théorie des processus stochastiques. Une texture est, dans ce cas, la réalisation d'un processus aléatoire stationnaire et ergodique. On peut citer :

- les modèles markoviens,
- les modèles utilisant un filtre linéaire excité par un bruit blanc, avec, comme cas particulier, les modèles autorégressifs (AR ou ARMA), dits « paramétriques »,
- d'autres modèles, comme les modèles de surfaces, le modèle de Wold et les modèles fractals.

5.1 Modélisation par champ de Markov

Utilisés depuis de nombreuses années en mécanique statistique pour modéliser, par exemple, des phénomènes ferromagnétiques, les champs aléatoires de Markov sont appliqués au traitement d'images. L'idée de base de cette modélisation est que la connaissance du voisinage d'un pixel s est suffisante pour calculer sa loi conditionnelle.

Leur utilisation, en analyse d'images, repose, essentiellement, sur le théorème d'Hammersley-Clifford qui donne une équivalence entre champ de Markov et distribution de Gibbs.

En reprenant les notations du paragraphe §3.4.1, nous allons rappeler les principales définitions relatives aux champs de Markov et qui aboutissent à l'énoncé de ce théorème.

Définition 5 Un système de voisinage sur S est une famille $\mathcal{J} = \{\mathcal{J}_s, \mathcal{J}_s \subset S, s \in S\}$ de sous-ensembles de S qui vérifie :

- $s \notin \mathcal{J}_s$,
- pour s et r appartenant à S , $s \in \mathcal{J}_r \Leftrightarrow r \in \mathcal{J}_s$.

Les éléments de \mathcal{J}_s sont les voisins du point s .

Définition 6 Un sous-ensemble C de S est une clique relativement à \mathbf{J} si :

- ou bien C est réduit à un point
- ou bien C contient au moins 2 éléments et tout couple (r,s) d'éléments distincts de C est formé de points voisins au sens de \mathbf{J}

Définition 7 Soit $X = \{X_s; s \in S\}$, la variable aléatoire à valeurs dans Ω dont les coordonnées sont indexées par S , et soit un système de voisinage $\mathbf{J} = \{\mathbf{J}_s, \mathbf{J}_s \subset S, s \in S\}$; X est un champ aléatoire de Markov relativement à \mathbf{J} si :

- $P(X = x) > 0$ pour tout x de Ω ,
- $P(X_s = x_s / X_r = x_r, r \neq s) = P(X_s = x_s / X_r = x_r, r \in \mathbf{J}_s)$ pour tout $x \in \Omega$ et tout $s \in S$.

Définition 8 Etant donnée une fonction U définie sur Ω et à valeurs dans \mathbf{R} , la mesure de Gibbs de fonction d'énergie U est la probabilité Π sur Ω définie par :

$$\Pi(x) = \frac{1}{Z} \exp(-U(x)) \quad (19)$$

où Z est la constante de normalisation, appelée fonction de partition de la mesure de Gibbs.

Définition 9 La mesure de Gibbs d'énergie U est dite associée au système de voisinage \mathbf{J} si son énergie s'écrit :

$$U(x) = \sum_{c \in C} V_c(x) \quad (20)$$

où C est l'ensemble des cliques relativement à \mathbf{J} .

Théorème 1 d'Hammersley-Clifford : Un champ aléatoire X est un champ de Markov associé au système de voisinage $\mathbf{J} = \{\mathbf{J}_s, \mathbf{J}_s \subset S, s \in S\}$ si sa distribution de probabilité $P(X=x)$ est une mesure de Gibbs associée à \mathbf{J} .

Le choix de la forme de U détermine le modèle paramétrique; on peut citer :

- le modèle d'Ising, un des plus simples qui est utilisé pour des images binaires,
- le modèle de Graffigne, dont les potentiels sont de la forme :

$$V_c(x_s) = \frac{q_c}{1 + (x_s - x_t)^2 / 8} \quad (21)$$

- le modèle des filtres propres,
- le modèle gaussien pour lequel la densité de probabilité conditionnelle est gaussienne.

Un des problèmes est lié à la simulation des champs de Markov. On utilise des algorithmes stochastiques permettant de visiter les sites une infinité de fois et de converger vers la probabilité $\Pi(x)$ choisie; les plus courants sont l'algorithme de Métropolis et l'échantillonneur de Gibbs; le recuit-simulé (Simulated Annealing) étant plus précisément un algorithme de restauration. Quelques algorithmes déterministes, comme l'algorithme ICM (iterated Conditional Mode), sont, de plus en plus utilisés, en optimisation, de manière à pallier l'inconvénient majeur de l'utilisation des champs markoviens : le coût prohibitif de calcul.

A noter, qu'en segmentation, une modélisation doublement stochastique est utilisée : un processus markovien est attaché à l'observation et un second processus markovien est lié au champ des étiquettes des régions. L'énergie de Gibbs contient alors des termes d'interaction entre les 2 processus dont le poids relatif peut varier au cours des itération.

Le problème délicat de la complexité calculatoire de cette méthode de modélisation est important; comme nous venons de le voir, l'utilisation d'algorithmes déterministes et leur coopération avec des méthodes statistiques dans le cadre de modélisations stochastiques permettent de pallier, partiellement, cet inconvénient.

5.2 Modélisation autorégressive

La modélisation autorégressive joue un grand rôle en traitement du signal. Du fait de leur bon compromis complexité-adéquation, les méthodes d'identification et d'optimisation de ces modèles ont été particulièrement développées et testées. A noter que cette identification est limitée au second ordre.

Considérer une image de texture comme la réalisation d'un modèle autorégressif revient à considérer la variable aléatoire attachée à un site de l'image comme linéairement dépendante des variables aléatoires attachées aux sites voisins.

Soit Y une image et S l'ensemble des sites s de Y :

$$S = \{s = (i, j); 1 \leq i \leq I, 1 \leq j \leq J\} \quad (22)$$

Y est la réalisation d'un modèle AR 2D si :

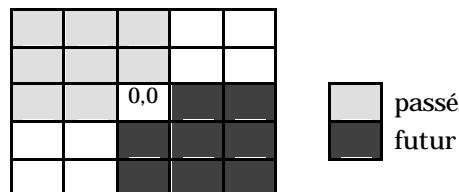
$$y_s = y(i, j) = \sum_{(m, n) \in D} a(m, n, i, j) y(i-m, j-n) + b e(i, j) \quad (23)$$

avec

- e : variable aléatoire qui définit le type du modèle; si e est un bruit blanc, le modèle est un modèle AR (Autoregressive) et si e est un bruit corrélé, le modèle est un modèle ARMA (Autoregressive Moving Average)
- b : écart-type de e
- D : ensemble de prédiction du modèle dont la forme dépend du type de causalité choisie
- a : paramètres du modèle; si $a(m, n, i, j) = a(m, n)$, le modèle est stationnaire

Un des points cruciaux pour l'utilisation de ces modèles est, ici, mis en évidence : le choix du voisinage et, par conséquent, le type de causalité du modèle.

Exemple de support :



Le nombre de voisins, donc l'étendue spatiale du voisinage, détermine le nombre de coefficients du modèle. Ceux-ci doivent être estimés sur la texture et la méthode d'estimation choisie joue un rôle dans la qualité de représentativité du modèle AR. La méthode du maximum de vraisemblance (MLE) donne généralement de bons résultats, mais est très coûteuse en temps de calcul et nécessite certaines hypothèses de travail. Dans le cas d'un signal 1D, l'hypothèse gaussienne suffit pour obtenir une équivalence entre estimation par moindres carrés (LSE) et par MLE. Pour des signaux 2D, il faut, en outre,

que le signal soit causal. Dans la pratique, l'estimation par LSE est assez largement préférée pour son bon compromis complexité/performance.

De manière plus précise, on peut rappeler que la résolution des équations normales bidimensionnelles (c'est à dire l'algorithme de moindres carrés) a été le premier algorithme d'estimation des paramètres d'un modèle AR 2D; il est, encore, très utilisé car il reste l'algorithme le plus facile à implémenter et donnant de bons résultats.

5.3 Modèle de Wold

Un nouveau modèle générique de texture a été proposé, qui s'appuie sur une décomposition de Wold bidimensionnelle et permet de prendre en compte 3 caractéristiques essentielles d'une texture : la périodicité, la directionnalité et l'aspect aléatoire.

Une texture est alors considérée comme la réalisation d'un champ aléatoire bidimensionnel homogène, décomposé en la somme de 3 composantes orthogonales (l'orthogonalité étant définie ici comme l'espérance du produit des 2 composantes égale à 0) :

- les 2 premières sont regroupées sous l'appellation « champs déterministes » (ce sont bien des champs aléatoires mais ils sont dits déterministes au sens des moindres carrés, c'est à dire que l'espérance de la différence au carré entre la valeur du champ en un point et sa valeur estimée est égale à 0) et représentent la composante structurale globale; elle comporte une composante harmonique et une composante dite « évanescente généralisée ». Cette dernière est une combinaison linéaire de champs évanescents mutuellement orthogonaux.
- la seconde est purement stochastique et peut être représentée par un modèle MA (Moving Average) ou, dans certains cas, par un modèle AR bidimensionnel à support demi-plan non symétrique (NSHP).

La figure 5 illustre cette décomposition de Wold. La modélisation unifie les différentes approches structurelles et probabilistes et s'apparente à une méthode traitant des textures « mixtes » : on y distingue des primitives (dont la forme et l'aspect peuvent varier, dans une certaine mesure) et dont l'arrangement spatial n'est ni totalement périodique, ni totalement aléatoire. En choisissant les paramètres des 3 composantes, on peut couvrir la modélisation d'un grand nombre de textures, allant des macrotextures périodiques à des microtextures aléatoires.

La composante harmonique rend compte des attributs périodiques du champ de texture, tandis que la composante évanescente (constituée d'un signal monodimensionnel stochastique modulant un système de « vagues ») représente les attributs directionnels globaux de la texture.

Mais, le problème de l'estimation d'un tel modèle (somme de distributions spectrales) n'est pas complètement résolu.

La synthèse des textures est obtenue en générant une réalisation du modèle AR estimé, à l'aide d'un bruit blanc gaussien, et, en y ajoutant les composantes déterministes. Les résultats en synthèse de textures naturelles sont très prometteurs.

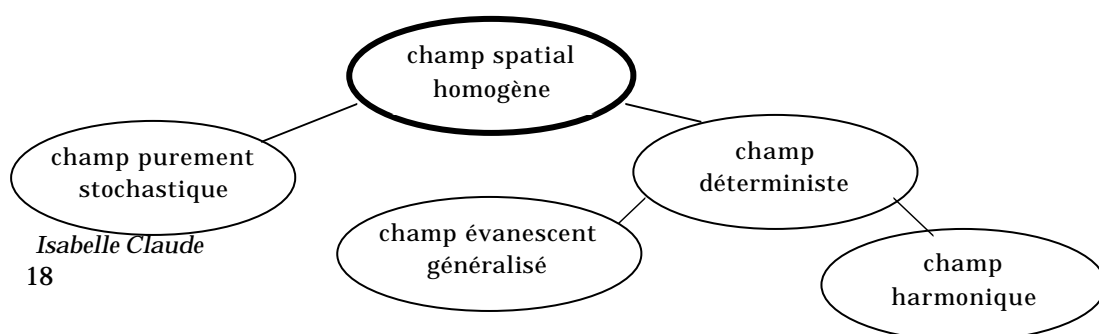


figure 5 : Modélisation de Wold

6 Conclusion

Ce cours traitant de l'analyse de texture fait état d'un grand nombre d'approches et de méthodes existantes dans la littérature. Il est témoin d'un besoin croissant de connaissances plus approfondies sur la notion même de texture et sur le mécanisme humain de perception des textures. Au vu de cette synthèse, il apparaît que la profusion des approches et des méthodes traitant de l'analyse de textures rend difficile le choix d'une méthode particulière pour une application donnée et, plus généralement, le besoin d'une hiérarchisation, au sens des résultats obtenus, se fait sentir.

En ce qui concerne les applications aux images médicales, la méthode des matrices de cooccurrences est, là aussi, la méthode de référence. Mais, d'autres approches, comme les bancs de filtres linéaires, donnent de bons résultats sur des images échocardiographiques, par exemple.

De plus, les techniques classiques de traitement d'images en niveaux de gris s'avèrent insuffisantes pour certaines applications comme les images échographiques ou radiologiques, dans la mesure où celles-ci présentent des zones texturées. La prise en compte des approches présentées dans ce cours devient donc indispensable pour le traitement de telles images.

Pour de plus amples informations sur ces applications médicales, nous renvoyons le lecteur aux transparents du cours.

BM06

Transparents du cours :

**Analyse de textures en traitement
d'images**