

# Evaluation de la dépendance spatiale locale pour la caractérisation de la texture

A. SMOLARZ

Université de Technologie de Troyes (UTT) - Laboratoire de Modélisation et Sécurité des Systèmes (LM2S)

12, rue marie Curie BP 2060 10010 Troyes Cedex

andre.smolarz@utt.fr

**Résumé** – Nous proposons une modélisation des distributions locales de la proximité de niveaux de gris entre un pixel et ses voisins sous hypothèses d'indépendance des pixels du voisinage. Le modèle proposé permet, au moyen du test du Chi-deux, de caractériser les aspects aléatoire et isotrope de la texture. Nous considérons le cas de l'indépendance stricte des pixels voisins et celui de l'indépendance conditionnelle relativement au pixel central.

**Abstract** – We propose a model for the local distributions of the grey level proximity between a pixel and its neighbours under hypotheses of independence. This model allow us to characterize the random and isotropic aspects of the texture by the way of the Chi-Deux test. We consider two cases of independence, the strict and the conditionnal independence

## 1. Introduction

L'approche proposée repose sur une modélisation des distributions spatiales locales des nuances de niveaux de gris. Les distributions sont estimées au moyen des matrices de dépendance de niveaux de gris voisins NGLDM (Neighbouring Gray Level Dependence Matrix). Cette approche consiste à estimer les dépendances de niveaux de gris entre un pixel et ses voisins, elle a donné de bons résultats dans le cas de la reconnaissance et de la discrimination de textures [1,2].

Sous hypothèse d'indépendance locale des pixels voisins, on peut établir un modèle probabiliste de la distribution estimée par la matrice NGLDM. Ce modèle permet alors de tester l'hypothèse d'indépendance au moyen du test du Chi-deux. Outre la décision permise par le test, la statistique utilisée permet d'évaluer la distance entre la structure locale des dépendances de voisinage de la texture et la structure que l'on aurait sous hypothèse d'indépendance. C'est cet aspect que nous proposons d'étudier pour caractériser et identifier la texture.

## 2. Distribution de dépendance de niveaux de gris voisins et modèle d'indépendance

Nous présentons ici tout d'abord les notations utilisées puis la définition de la matrice NGLDM et enfin le modèle que l'on peut établir sous hypothèse d'indépendance locale.

### 2.1 Notations

$G(l,c)$  variable aléatoire associée au niveau de gris du pixel de coordonnées  $(l,c)$

$G$  est définie sur l'ensemble  $E=\{ 1, 2, \dots, 256\}$

$d$  : Paramètre de distance fixant l'étendue du voisinage autour du pixel central.

$V_d$ : Voisinage d'un pixel (taille variable selon que l'on a un voisinage isotrope ou non).

$$N_d = \text{Card}(V_d)$$

$a$  : Paramètre fixant le degré de proximité tonale entre niveaux de gris de pixels voisins.

$S$  : Variable aléatoire associée au nombre de voisins d'un pixel qui sont en proximité tonale avec ce pixel.

### 2.2 Matrice NGLDM

Pour simplifier les notations, nous noterons  $Q$  la matrice NGLDM définie par :

$$Q_{d,a}(g,s) = \text{Card} \left\{ (l,c) \mid G(l,c) = g \text{ et } \text{Card} \left[ (i,j) \mid (i,j) \in V_d \text{ et } |G(l,c) - G(i,j)| \leq a \right] = s \right\}$$

Sur la base de la matrice  $Q$ , on peut estimer la probabilité conditionnelle  $P_{d,a}(S = s / G = g)$  par :

$$\hat{P}_{d,a}(S = s / G = g) = Q_{d,a}(g,s) / \sum_{u=0}^{N_d} Q_{d,a}(g,u)$$

### 2.3 Modèle

$P_{d,a}(S = s / G = g)$  est la distribution, conditionnellement au niveau de gris  $g$  d'un pixel, du nombre  $s$  de ses voisins ayant un niveau de gris compris entre  $g-a$  et  $g+a$ .

Sous l'hypothèse que les pixels appartenant au voisinage sont indépendants, la probabilité  $P_{d,a}(S = s / G = g)$  est modélisée par la loi binomiale.

Nous avons considéré deux cas d'indépendance, l'indépendance stricte des pixels voisins et l'indépendance conditionnelle relativement au niveau de gris du pixel central.

- cas N° 1 : indépendance stricte

La loi est une loi binomiale de paramètres

$$N_d \text{ et } p_1 = P(g - a \leq G \leq g + a)$$

- cas N° 2 : indépendance conditionnelle

La loi est une loi binomiale de paramètres

$$N_d \text{ et } p_2 = \sum_{u=1}^{N_d} u \cdot Q_{d,a}(g, u) / \left[ N_d \cdot \sum_{u=0}^{N_d} Q_{d,a}(g, u) \right]$$

Dans les deux cas ci-dessus, le test est effectué en calculant la distance du Chi-Deux pour chaque niveau de gris  $g$ , ( $p_1$  et  $p_2$  dépendent de  $g$ ). On calcule ensuite la différence  $D(g)$  entre la distance du Chi-Deux et le seuil de décision  $\chi_\alpha^2(g)$  obtenu pour un risque de première espèce  $\alpha$  de 5%. Le seuil dépend de  $g$  par le biais de son degré de liberté qui peut varier quand on prend en compte les contraintes d'effectif de classes relatives au test du Chi-Deux.

Pour cette raison, nous calculons le rapport  $D(g)/\chi_\alpha^2(g)$ .

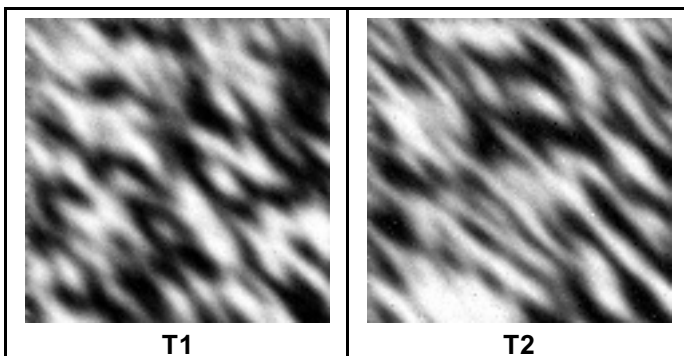
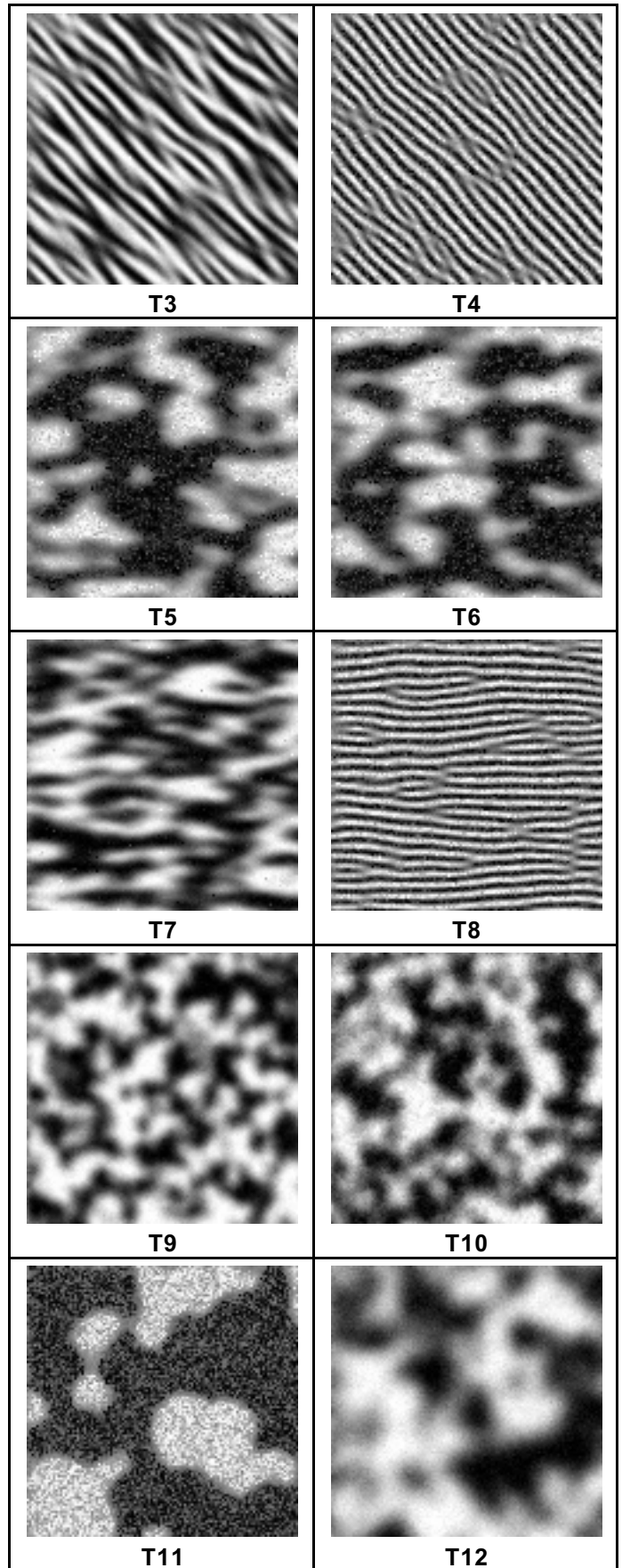
Le critère final  $C$  est égal à la moyenne sur  $g$  de  $D(g)/\chi_\alpha^2(g)$ , s'il est négatif, on admet l'hypothèse d'indépendance.

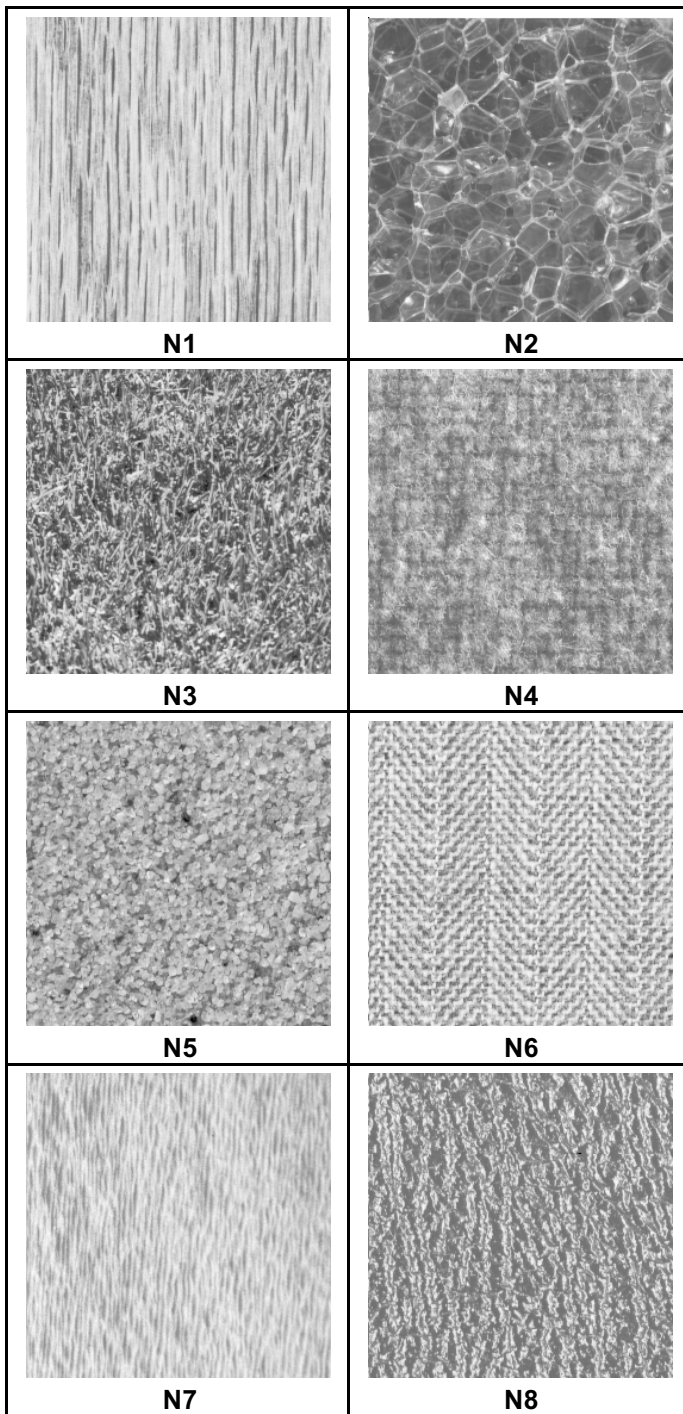
Afin de prendre en compte l'anisotropie éventuelle des textures nous avons effectué 4 tests d'indépendance reposant sur des voisinages relatifs aux 4 directions principales  $0^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $45^\circ$  et  $135^\circ$ . Pour chaque texture étudiée et pour chaque cas d'indépendance, nous disposons donc de 4 mesures du critère que nous noterons  $C_0$ ,  $C_{90}$ ,  $C_{45}$  et  $C_{135}$ .

### 3. Résultats et commentaires

Nous avons appliqué le test à un ensemble d'images comprenant tout d'abord une distribution uniforme (image  $U$ ), une distribution gaussienne (image  $G$ ) de moyenne 128 et d'écart type 25 (dans les deux cas les niveaux de gris des pixels sont simulés indépendamment). Cet ensemble est complété par des textures markoviennes obéissant à un modèle auto binomial [3] (images T1 à T12) ainsi que par des textures naturelles (images N1 à N8). Les images des textures sont présentées dans le Tableau 1.

Tableau 1 : images des textures étudiées





dépendance locale de voisinage. A l'opposé 4 valeurs égales à -0.25 caractérisent une image de bruit.

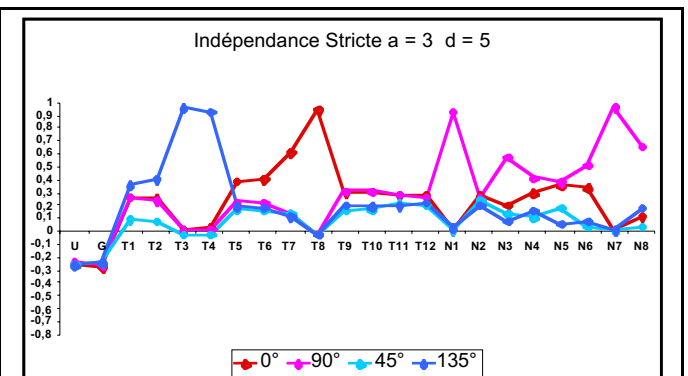


Figure 1

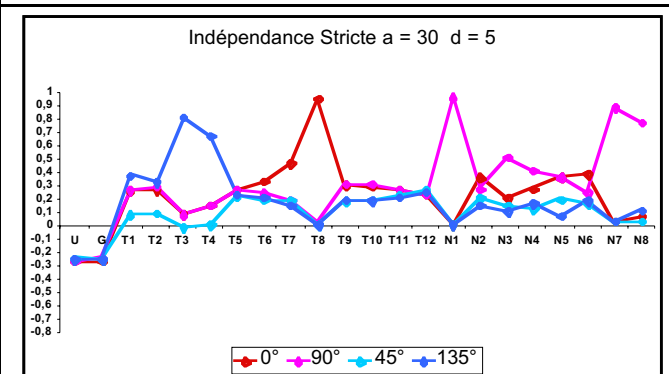


Figure 2

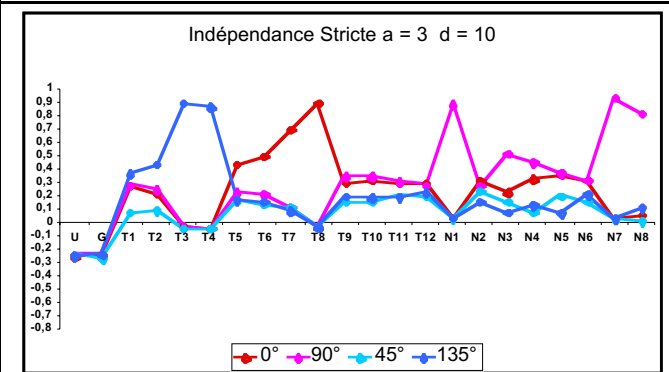


Figure 3

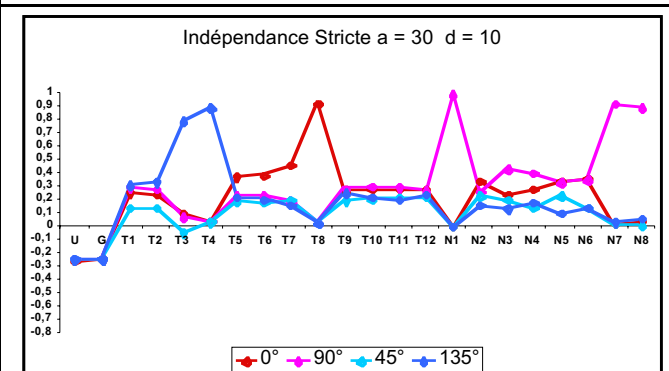


Figure 4

Les figures 1 à 4 représentent les valeurs des 4 critères d'évaluation de l'indépendance stricte calculés sur chaque image. Les figures 5 à 8 concernent l'indépendance conditionnelle. Afin que les 4 critères puissent être comparés entre eux, nous les avons normalisés en les divisant par la somme de leurs valeurs absolues. Chaque point des graphes représentés sur les figures 1 à 8 donne donc, pour chaque image, la valeur de  $\frac{C_\theta}{|C_0| + |C_{90}| + |C_{45}| + |C_{135}|}$  pour  $\theta = 0, 90, 45$  et  $135$ . Toutes les valeurs sont donc réduites à l'intervalle  $[-1, 1]$ . Lorsque les 4 valeurs sont proches de 0.25, cela signifie que l'on a une texture isotrope avec une

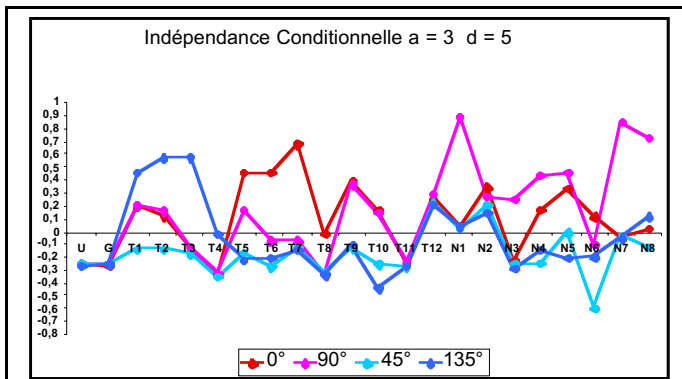


Figure 5

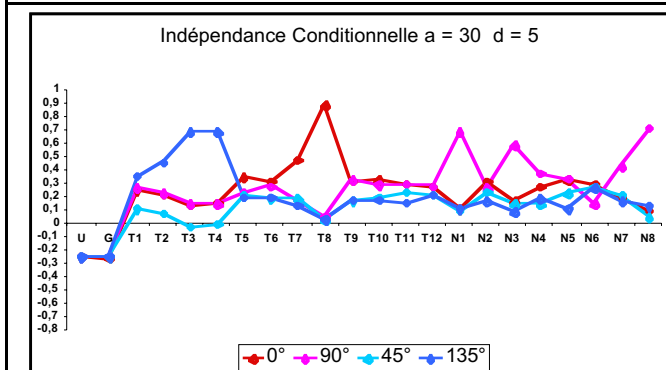


Figure 6

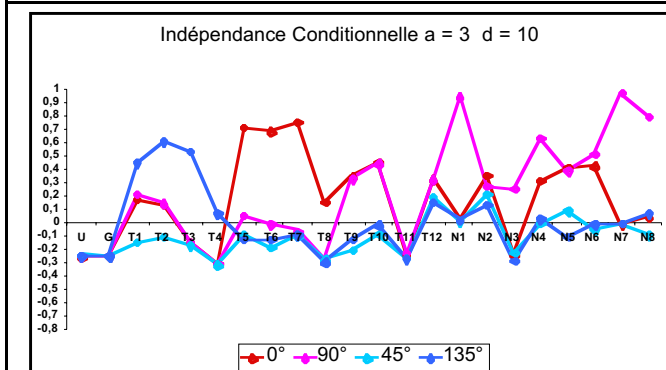


Figure 7

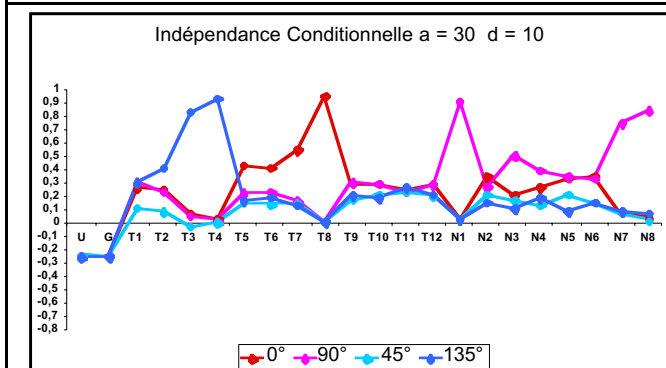


Figure 8

Lorsqu'une des 4 valeurs est proche de 1, les 3 autres sont donc proches de 0. Ceci indique que l'on est en présence

d'une texture présentant une anisotropie marquée dans la direction correspondant au critère proche de 1.

Pour les 8 premières textures markoviennes, les paramètres du modèle ont été choisis pour obtenir une anisotropie dans des directions privilégiées. Pour les textures T1 à T4, il s'agit de la direction 135° avec un effet de "clustering" des niveaux de gris croissant de T1 à T4. L'effet est le même pour les textures T5 à T8 mais cette fois dans la direction 0°. Enfin pour T9 à T12, le modèle choisi est anisotrope.

Les résultats présentés sur les figures 1 à 8 permettent tout d'abord de vérifier qu'en présence d'une image de bruit indépendant (images U et G), les 4 critères sont sensiblement égaux à -0.25.

Pour les textures markoviennes comme pour les textures naturelles, on observe que les valeurs données par les 4 critères sont tout à fait en accord avec l'anisotropie connue (T1 à T12) ou perceptible (N1 à N8). En particulier, pour les textures isotropes (T9 à T12), on peut remarquer, à l'exception du cas "a=3" pour l'indépendance conditionnelle, que les 4 critères sont en moyenne situés autour de 0.25.

Pour ce qui concerne les deux paramètres a et d de la distribution  $P_{d,a}(S = s / G = g)$ , il semble que le paramètre d n'influence guère les résultats (à a constant). En revanche une valeur faible de a (à d constant), tend à opposer la détection d'une dépendance dans une direction donnée à une absence de dépendance dans les autres directions. Ceci est beaucoup plus net avec l'indépendance conditionnelle (Cf. figures 5 et 7). Hormis ce dernier aspect, on n'observe guère de différence notable de performances entre les critères reposant sur l'indépendance stricte et ceux reposant sur l'indépendance conditionnelle.

Ces résultats montrent qu'il est possible, au moyen d'un critère simple et sans prétraitement, de détecter et de caractériser l'anisotropie d'une texture. Nous allons dans la suite étudier les possibilités d'utiliser cette approche dans le cadre de la discrimination et de la reconnaissance de textures. Dans ce contexte, il faudra étudier les performances de cette approche sur des fenêtres de taille réduite (tous les calculs ont été faits ici sur des images de taille 256 x 256 pixels) ainsi que la sensibilité aux traitements et transformations d'images.

## Références

- [1] Sun C., Wee W. G., "Neighboring gray level dependence matrix for texture classification", CVGIP, 1983 N°23, pp 341-352.
- [2] Berry J.R., Goutsias J., "A comparative study of matrix measures for maximum likelihood texture classification", IEEE trans. SMC, 1991 Vol. 21 N°1, pp 252-261
- [3] Smolarz A., "Etude qualitative du modèle Auto-Binomial appliqué à la synthèse de texture". XXIXèmes journées de Statistique 26-30 mai 1997 Carcassonne. pp 712-715