



**FILTRAGE ADAPTATIF DE TEXTURE
APPLICATION A LA SEGMENTATION ET A LA
SYNTHESE**

A. SEBBAR*, A.SMOLARZ**

* Etudiant en thèse, Département de Génie Informatique, UA CNRS 817.

** Maître de conférences, Département de Génie Informatique, UA CNRS 817. UTC BP 649 - 60206 COMPIEGNE

RÉSUMÉ

Dans cette communication nous proposons de présenter les résultats obtenus en synthèse et en segmentation bayésienne d'images de textures avec connaissance a priori. Notre démarche repose sur la représentation d'une texture par un processus stochastique bidimensionnel X et plus précisément par un champ de Markov. L'état local de la texture est représenté par un vecteur de voisinage local dont on étudie la matrice de covariance. Ces caractéristiques sont ensuite utilisées dans la distribution de Gibbs associée au processus.

SUMMARY

In this paper we present some results in the domain of synthesis and supervised bayesian segmentation of textured images. Our approach is based on a bidimensional stochastic process X that represent the texture field, in fact a Markov Random Field (MRF). The local state of the texture field consists of a local neighbourhood vector which we study its covariance matrix. This features are then used in the MRF associated Gibbs distribution.

I-INTRODUCTION

Sur la base du théorème de Hammersley-Clifford qui établit l'équivalence entre un champ de Markov et un champ aléatoire de distribution de Gibbs, nous employons l'échantillonneur de Gibbs et l'algorithme de recuit simulé pour synthétiser et segmenter des images composées de régions de textures différentes.

L'originalité de notre méthode se situe dans la définition de la fonction énergie $U(x)$ qui est utilisée dans la distribution de Gibbs et pour laquelle un type de texture constitue une réalisation x . Le problème crucial en modélisation markovienne réside dans le choix de la structure spatiale locale qui va représenter le plus fidèlement possible un type de texture, c'est-à-dire donner une perception visuelle particulière.

Les approches classiques consistent à imposer un type de modèle de voisinage local puis à estimer les paramètres de ce modèle. Dans ce cas, rien ne garantit que la structure représentée par le modèle choisi soit la meilleure. Pour cette raison nous avons cherché un modèle qui soit adapté au mieux à la structure locale caractéristique de chaque texture. Les filtres propres, définis par F. ADE, permettent d'extraire de manière pertinente et simple les caractéristiques locales

d'une texture. Nous avons, pour cette raison, choisi d'utiliser les informations résultant d'un filtrage par des filtres propres.

Dans la partie II qui suit nous présenterons le modèle utilisé en synthèse de texture et un exemple de simulation. Dans la partie III nous présenterons le modèle utilisé pour la segmentation et les résultats obtenus. Enfin nous concluons sur une discussion des résultats présentés.

II-SYNTHESE ET FILTRES PROPRES

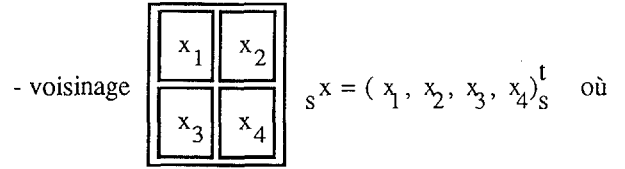
II-1-filtres propres

Les filtres propres ont été introduits la première fois par F.Ade [1], ensuite repris par M.Unser [2] dans le cadre de la classification de textures et de l'inspection automatique de textures. Le principe repose sur la représentation de l'image par un ensemble de vecteurs. Ces vecteurs ont pour composantes l'ensemble des voisins de chaque pixel de l'image. On obtient ensuite les filtres propres à partir d'une analyse en composantes principales (ACP) sur le nuage des vecteurs ainsi associé à l'image.

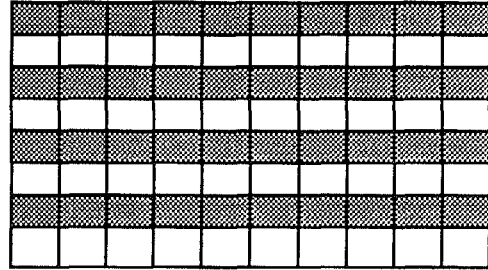
La texture est supposée être la réalisation x d'un processus stochastique X indexé par l'ensemble des sites $S = \{s_1, s_2, \dots\}$.



valeurs dans l'ensemble des niveaux de gris $\Gamma = \{0, 1, \dots, Ng-1\}$. Nous supposons que le processus X est homogène, isotrope et ergodique dans le but d'estimer les covariances par des moyennes spatiales; à S est associé un système de voisinage arbitraire $G = \{G_s \subset S, s \in S\}$, G_s est l'ensemble des



$$x_i \in \{0, 1\}.$$



voisins du pixel s . On définit ensuite le vecteur aléatoire d'état local s^x formé des états du pixel courant s et de ses voisins,

$$s^x = (X_s, (X_r, r \in G_s))^T,$$

on notera n le nombre de composantes de s^x . Soit C_x la matrice de covariance de s^x ,

on appelle transformation de Karhunen-Løve (T.K.L.) associée à C_x , la transformation orthogonale Φ dont les

vecteurs lignes sont les vecteurs propres de la matrice C_x . La propriété importante de la T.K.L. est qu'elle permet une représentation décorrélée des données, en effet si C_y est la

matrice de covariance du processus filtré $s^y = \Phi s^x$,

$s \in S$, alors :

$$C_y = \Phi C_x \Phi^t = \Lambda$$

où $\Lambda = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & \dots & 0 & \lambda_n \end{pmatrix}$ est la matrice diagonale formée par

les valeurs propres de C_x .

Posons $\Phi = (\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_n)^t$, les vecteurs propres

φ_i engendrent n filtres linéaires qu'on appellera filtres propres.

Le nuage de points $(s^y = \Phi s^x, s \in S)$ engendre n textures

filtrées $y^{(i)} = \varphi_i * s^x, s \in S, i=1, \dots, n$. Les valeurs propres

λ_i sont ordonnées en ordre décroissant. Nous avons pu remarquer que les filtres propres associés aux plus grandes valeurs propres donnaient une représentation fidèle des directions principales présentes dans la texture. L'exemple suivant illustre cette remarque:

Texture de raies horizontales.

- périodes : horizontale = ∞ , verticale = 2.
- noires = 0, blanche = 1.

On obtient le filtre

1	1
-1	-1

, ce filtre représente bien la structure de raies horizontales. Remarquons que si on avait

pris un voisinage de type

x_1
x_2

, on aurait obtenu un

filtre

1
-1

 qui représente aussi bien cette texture. Tout comme en ACP, la quantité d'information relative au vecteur propre φ_i peut être évaluée par le rapport $\tau_i = \lambda_i / \sum_{j=1}^n \lambda_j$.

De plus on admettra dans la suite que Φ est orthonormale.

II-2- Modèle pour la synthèse

On considère ici un seul type de texture que l'on a donc choisi de modéliser par un champ de Markov et dont la distribution (distribution de Gibbs) est donnée par:

$$P(X=x) = \frac{\exp(-U(x))}{\sum_y \exp(-U(y))}$$

Toutes les caractéristiques de la texture doivent être contenues dans la fonction énergie $U(x)$. L'algorithme de simulation (échantillonneur de Gibbs) consiste ensuite à rechercher une réalisation x qui minimise $U(x)$ [5]. Dans ce but nous avons choisi le modèle suivant pour $U(x)$:

$$U(x) = \sum_{s \in S} \sum_{i=1}^m (\lambda_i - \frac{1}{|V_s|} \sum_{t \in V_s} [\varphi_i^t * (x_t - \mu_x)]^2)^2$$

avec $C_x = \frac{1}{|S|} \sum_{s \in S} (s^x - \mu_x)(s^x - \mu_x)^T$



λ_i et ϕ_i sont connus (fixés a priori ou calculés sur une image mère), V_s est une petite fenêtre centrée sur le pixel s contenant au moins l'ensemble $\{s, t \in G_s\}$ et $m \ll n$ est choisi de façon à avoir un taux d'information $\tau_i = 100(\lambda_i / \sum_{j=1}^m \lambda_j)$

significatif. Ce dernier point est très intéressant car il permet d'avoir des modèles simples pour les textures qui présentent des composantes structurelles régulières et pour lesquelles seuls les premiers filtres sont significatifs. D'autre part le modèle ainsi défini nécessite seulement le calcul de l'ensemble propre (Φ, Λ) associé à la matrice de covariance, nous permettant alors d'éliminer l'étape cruciale d'estimation de paramètres d'une distribution de Gibbs.

II-2- Exemple de résultats obtenus en synthèse

A partir du modèle présenté ci-dessus nous avons synthétisé une image binaire. Les filtres propres ont été calculés sur l'image présentée à la figure 1. Cette image a été elle-même synthétisée par l'échantillonneur de Gibbs avec le modèle présenté dans [4,5]. L'image synthétisée à l'aide du modèle utilisant les filtres propres est présentée à la figure 2. Pour la synthèse nous avons utilisé seulement le 1^{er} filtre propre qui représente à lui seul 82,42%. L'image présentée a été obtenue en 100 itérations.

III - SEGMENTATION GUIDÉE ET FILTRES PROPRES

III-1- Formulation du problème

On dispose d'une observation unique $y \in \Omega_y$ d'un champ aléatoire de Markov Y indexé par un ensemble de sites $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$. Y est le processus observable (Image de scènes texturées ou image bruitée dans le cas de la restauration). L'état y_s d'un site s est une variable aléatoire

Y_s à valeurs dans E_y , ($E_y \subset \mathbb{R}$ ou \mathbb{R}^P). Le problème de la segmentation consiste alors à reconnaître les régions auxquelles appartient chaque pixel. Les régions sont identifiées par un label et il s'agit en fait de faire de la Reconnaissance des Formes en affectant un label (classe) à chaque pixel avec un minimum d'erreur.

III-2- Modèle général

Dans le cas de la modélisation stochastique et de la segmentation bayésienne, l'image des régions est modélisée par un champ de Markov $X = (X_s)_{s \in S}$ à valeurs dans Ω_x , l'ensemble des labels. Le champ X contiendra la même carte des régions que Y mais pour chaque site s d'une région donnée, l'état x_s est spécifique de cette région. Si

l'observation y est formée de N_t textures ou régions texturées, y_s sera, par exemple, le niveau de gris du pixel s et $x_s = \eta_s$ sera le label de la région à laquelle appartient s . De

nombreux exemples peuvent être consultés dans la littérature. Le principe repose sur la recherche de la réalisation x^* qui maximise la loi de probabilité a posteriori $P(X=x/Y=y)$ (estimateur MAP Maximum A Posteriori).

Sur la base du modèle présenté ci-dessus, $P(X=x)$ est une distribution de Gibbs d'énergie U_1 :

$$\pi(x) = \frac{1}{Z_1} \exp(-U_1(x))$$

avec $Z_1 = \sum_{\xi \in \Omega_x} \exp(-U_1(\xi))$

posons $U_2(y; x) = -\ln P(Y=y / X=x)$

$$\text{et } Z_p = Z_1 P(Y=y)$$

on a alors

$$P(X=x / Y=y) = \frac{1}{Z_p} \exp(-U_p(x; y))$$

où $U_p(x; y) = U_1(x) + U_2(y; x)$

La justification de la constante Z_p vient du fait que $P(Y=y)$ est une constante puisque y est fixée. La probabilité a posteriori $P(X=x/Y=y)$ est donc une distribution de Gibbs d'énergie U_p . U_1 est l'énergie du processus X , pris indépendamment et U_2 est l'énergie d'interaction de X avec le champ observé Y .

On cherche ensuite l'estimateur MAP en appliquant l'algorithme de refroidissement. De nombreux travaux reposant sur de tels modèles peuvent être consultés, [3,4].

III-3- Segmentation et filtres propres

Le modèle utilisé ici est un modèle qui utilise les filtres propres d'une manière analogue à celle qui a été présentée pour la synthèse. La segmentation est précédée par une étape d'apprentissage. Sur chaque échantillon de texture de type k on calcule l'ensemble propre associé, $(\Phi^{(k)}, \Lambda^{(k)})$ pour $k =$

1, 2, ..., N_t . Le modèle utilisé pour le processus des labels (régions) est un modèle de type Ising. L'énergie d'interaction utilise les résultats obtenus dans l'étape d'apprentissage, si y est une texture de type k , alors :

$$U_2(y; x, k) = \sum_{s \in S} \sum_{i=1}^m (\lambda_i^k - v_s^{(k,i)})^2$$

$$\text{avec } v_s^{(k,i)} = \frac{1}{|V_s|} \sum_{t \in V_s} [(x_t - \mu_x^k) \cdot \phi_i^k]^2$$



en notant

$$U_2(\Phi, \Lambda, k, s) = \sum_{i=1}^m (\lambda_i^k - v_s^{(k,i)})^2 \text{ alors}$$

$$U_p(x; y) = U_1(x) + \sum_{s \in S} U_2(\Phi, \Lambda, x_s, s)$$

On utilise ensuite l'algorithme de refroidissement [5] pour segmenter l'image sur la base de ce modèle.

III-4- Exemple de résultats obtenus en segmentation

Le premier exemple est représenté sur la figure 3. Il s'agit de la segmentation d'une image composée de 2 régions de textures (figure 3-a) naturelles (pull) et rideau de fenêtre. La figure 3-b représente le masque qui a été utilisé pour fabriquer l'image de la figure 3-a (carte des régions). Enfin l'image 3-c représente le résultat de la segmentation.

Le second exemple est représenté sur la figure 4. Il s'agit de la segmentation d'une image également composée de 4 régions de textures naturelles (figure 4-a). La figure 4-b représente le masque qui a été utilisé pour fabriquer l'image de la figure 4-a (carte des régions). Enfin l'image 4-c représente le résultat de la segmentation.

IV - CONCLUSION

Les résultats obtenus avec le modèle présenté dans cet article, montrent l'intérêt que peuvent présenter les filtres propres dans la synthèse, la segmentation ou la restauration d'images texturées. Ce modèle requiert simplement une phase d'apprentissage dans laquelle il n'y a pas de paramètres à estimer. On utilise uniquement l'information locale la plus pertinente.

Bibliographie

- [1] F.Ade, "Characterisation of Texture by Eigen Filters", Signal Processing, vol.5, Sept. 1983, 451-457.
- [2] M.Unser, "On the Approximation of the Discrete Karhunen-Løeve Transform for Stationary Processes", Signal Processing, vol. 7, 1984, 231-249.
- [3] C.Graffigne, "Experiments in Texture Analysis and Segmentation", PhD thesis, Division of Applied Mathematics, Brown University, 1986.
- [4] H.Derin and H.Helliott, "Modeling and Segmentation of Noisy and Textured Images Using Gibbs Random Fields", IEEE Trans. Pattern Analysis & Mach. Intel., vol. PAMI-9, no. 1, Jan.1987, p. 39-54.
- [5] S.Geman and D.Geman, "Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions and the Bayesian Restoration of Images", IEEE Trans. Pattern Analysis & Mach. Intell., vol. PAMI-6, no. 6, Nov. 1984, 721-741.

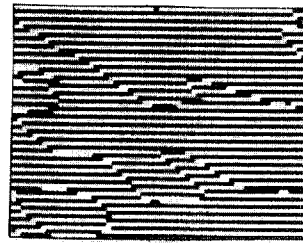


Figure -1-

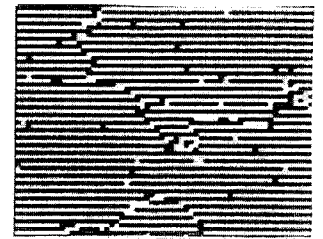


Figure -2-

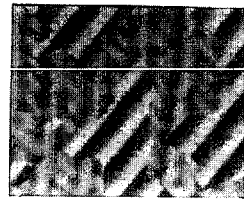


Figure -3a-



Figure -3b-

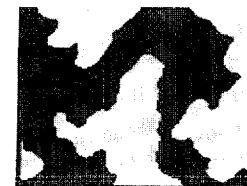


Figure -3c-



Figure -4a-



Figure -4b-



Figure -4c-