

Chaîne d'analyse et de synthèse de textures 3D basée sur une décomposition en pyramides orientées

Soufiane Jouini (1), Yannick Berthoumieu (2), Noomane Keskes (3)
(1) TOTAL CSTJF

Avenue Larribau 64018 Pau tél : 05.59.83.53.18 soufiane.jouini@total.com

(2) Laboratoire IMS, UMR 5218, Groupe Signal, Université Bordeaux, ENSEIRB, ENSCP
351 cours de la Libération 33405 TALENCE cedex FRANCE

tél : 05.40.00.36.23 yannick.berthoumieu@ims-bordeaux.fr

(3) TOTAL CSTJF Avenue Larribau 64018

Pau tél : 05.59.83.48.58 noomane.keskes@total.com

Résumé – Cette étude vise à l'extension en 3D de la méthode proposée par Portilla et Simoncelli en analyse-synthèse de textures. L'article présente une méthode fondée sur une décomposition 3D multi-résolution dans le domaine de Fourier pour la caractérisation des textures. Le but de ce travail est d'établir un lien entre les textures 3D et les paramètres extraits lors de la phase d'analyse. Les paramètres, validés par une étape de synthèse, sont alors exploitables à des fins de classification ou de segmentation.

Abstract – This study deals with the extension of texture Analysis Synthesis method proposed by Portilla and Simoncelli to the 3D domain. The method is based on textures decomposition of textures, in Fourier Domain, in order to extract descriptors. The main idea is based on building a link between 3D textures and these descriptors. The goal is to use these parameters in classification and segmentation processes. The synthesis process is used to validate the analysis process.

1. Modélisation des textures

1.1 Introduction

La texture est l'une des principales caractéristiques visuelles utilisées par notre système central pour interpréter le contenu d'une image. En vision artificielle à l'instar du système visuel, la texture joue un rôle prépondérant dans de nombreuses applications en analyse, en classification et en compression des images. Si de nombreux travaux s'attachent à caractériser les textures 2D, peu ont abordé la problématique des textures 3D. Or, le thème de la modélisation et de l'analyse des textures 3D est aujourd'hui central à de nombreux domaines comme les géosciences, les sciences des matériaux et du vivant. Dans cet article, l'application visée concerne l'analyse des textures d'images à rayons X volumique issues d'échantillons de carottage du sous-sol. Il s'agit de carottes extraites lors du forage d'un puits pour l'exploration pétrolière FIG. 1. La nature des textures observées renseigne sur les caractéristiques pétrophysiques du sous-sol et à ce titre relève d'un contexte applicatif stratégique pour la mise en production d'un champ pétrolier. L'objectif du travail présenté consiste en la validation de descripteurs de textures permettant de discriminer différents profils géologiques. Une fois, l'ensemble de ces

descripteurs constitué, le modèle ainsi construit, peut être utilisé dans une approche de classification automatique pour l'analyse structurelle des nouveaux échantillons.

En ce qui concerne les images 2D, les méthodes consacrées à la modélisation de textures peuvent être classées en trois grandes familles selon qu'elles visent l'analyse, la synthèse, ou l'analyse-synthèse. Nous y trouvons :

- Les modèles statistiques : où l'on extrait un ensemble de paramètres liés aux contraste, corrélation, directivité, uniformité et entropie. Certains de ces descripteurs sont obtenus à partir des matrices de cooccurrences « R. Haralick, 1979 » [1]. Ce type de descripteurs permet de caractériser les textures mais n'offre pas l'avantage de recréer une texture synthétique semblable à l'originale.

- Les modèles structurels : il suppose qu'une texture est un agencement de primitives, ou de textons, qui se répètent, « De Bonnet [2] ». Ces méthodes ont pour objectif unique de réaliser une synthèse de textures à partir des primitives extraites à partir d'un voisinage limité spatialement.

- Les modèles stochastiques : où l'on suppose qu'une texture est la réalisation d'un processus stochastique régi par un ensemble de paramètres. MA et Galalowicz 1984 [Ref], Portilla et Simoncelli 2000 [3], ainsi que d'autres auteurs ont proposé différents modèles

paramétriques fondés sur des moments statistiques permettant de régénérer la texture. De même, d'autres auteurs ont construit des modèles tels que ceux non-causaux de Chelappa [4] ou les modèles du type champs de Markov paramétriques proposés par Besag [5].

Dans cet article, une extension au cas 3D d'une méthode d'analyse-synthèse est proposée. L'importance de la synthèse tient à la possibilité de valider visuellement la pertinence des paramètres mesurés. Une telle validation est primordiale pour permettre aux experts géologues d'accepter la procédure et notamment les différents modèles constituant le corpus. L'approche proposée s'appuie sur les travaux de Portilla et de Simoncelli [3]. Il s'agit d'une méthode fondée, pour l'étape d'analyse, sur une décomposition multi-échelle directionnelle suivie d'une étape d'extraction des paramètres. L'étape de synthèse, quant à elle, utilise une méthode de projection, type descente de gradient, à partir des paramètres calculés lors de l'étape d'analyse. L'extension de l'approche 2D au cas 3D nécessite un certain nombre d'aménagements que nous étudions dans cet article. Cela se traduit d'une part par l'élaboration d'une décomposition multi-échelle dans l'espace des orientations 3D et d'autre part par l'adaptation polaire de la méthode de synthèse. Contrairement à l'approche proposée par Portilla se basant sur l'utilisation d'un même gabarit de filtre sur lequel est effectuée une rotation, une approche utilisant des fonctions d'interpolation angulaire est proposée. L'intérêt de cette approche est de limiter l'augmentation du coût de calcul introduit par le passage du 2D au 3D.

1.2 Analyse des textures et extraction des paramètres

1.2.1 Analyse des texture

Le modèle proposé met en œuvre une décomposition pyramidale 3D directionnelle. L'approche multi-échelle utilisée consiste en une décomposition multi-résolution implémentée dans le domaine de Fourier sur la base de filtres séparables. La construction des filtres proposés s'appuie sur les travaux de Konstantinos G. Derpanis [6] et de W.T Freeman et al [7]. Il s'agit de l'extension au cas 3D des filtres directionnels obtenus par interpolation sur une base polynomiale. L'obtention du filtre pour chacune des orientations est réalisée par combinaison linéaire d'une base de filtres de dimension finie (FIG. 2). Une fois le nombre d'échelles et le nombre d'orientations fixés, le modèle de texture est alors déduit des différents blocs filtrés. Le modèle est composé de plusieurs descripteurs correspondant à des mesures statistiques inter et intra échelles. La dynamique intra-échelle est traduite par les moments d'ordre un et deux. De même, les fonctions d'auto et d'inter corrélation sont prises en comptes. Ces dernières permettent de rendre compte des informations relatives à la structure de la texture homogène. L'ensemble

des descripteurs mesurés sera alors utilisé dans la phase de synthèse. Cette analyse en ondelettes, permet de capter le modèle des textures pour différentes orientations et échelles. La figure (FIG. 3) présente quelques exemples de réponse d'un bloc de texture (a) en entrée de la pyramide orientée. Les figures (b1) et (b2) représentent les réponses aux filtres à 2 orientations différentes au premier étage de la pyramide. Pour chaque réponse, il y a 2 composantes, signal analytique, du filtrage par G_2 et par sa transformée de Hilbert H_2 . Les figures (c1) et (c2) présentent les mêmes types de réponse mais pour l'échelle suivante. Les différents filtres orientés de la pyramide donnent une information importante par rapport aux tendances directionnelles présentes. Dans le contexte de cette étude, les textures peuvent être à caractère hétérogène dans le sens où elles se rapprochent plus des macro-textures que celles des micro-textures. Des modèles paramétriques plus simples tels que les champs de Markov ou la méthode proposée par MA et Gagalowicz n'ont pas permis de représenter fidèlement ce type de textures.

1.2.2 Classifications basée sur les paramètres extraits

L'objectif de cette modélisation est de caractériser les grandes zones d'homogénéité dans les carottes scannées de carottes de façon automatique. Ne disposant pas de bases de données des textures qui sont présentes dans les puits carotés, une classification non supervisée semble plus judicieuse pour la caractérisation des différentes zones géologiques ; A cette fin cela les réseaux de neurones de Kohonen [9] semblent le meilleur outil d'apprentissage et de classification de ces textures. En effet, cette méthode établit sa propre carte à partir des éléments analysés. Les classes font alors apparaître les textures les représentatives et la méthode fournit une classification basée sur le calcul d'une distance entre les descripteurs.

Dans la suite, la taille de la fenêtre d'analyse des autocorrélations est notée N_a , le nombre total de directions de filtrage est noté N_{or} et le nombre d'échelles est noté est N_{sc} . Le modèle est constitué de statistiques du premier ordre (moyenne, variance, minimum etc....) ainsi que des éléments du second ordre tels que les autocorrélations des sous bandes orientées ainsi que celle du dernier niveau passe bas de la pyramide.

1.3 Synthèse à partir des paramètres extraits

La problématique de synthèse dans cet article a pour but de prouver visuellement la validité du modèle en cherchant à régénérer des textures proches de celles analysées à travers un processus itératif de synthèse. Ce processus se

base sur la méthode de projection du gradient. L'idée est de décomposer, à l'aide de la pyramide, un bloc de bruit blanc et d'imposer les paramètres (FIG. 4), extraits lors de la phase d'analyse. Pour ce faire, la projection du gradient présente un avantage qui est celui d'imposer chaque paramètre extrait en une itération sous contrainte de variation minimale de la texture synthétisée. Si I_n représente le bloc courant à l'itération n et $\Phi(I_n)$ la valeur de l'une des statistiques de I_n , le problème se pose alors ainsi : il faut chercher le pas de variation λ_n , calculer le gradient de la statistique et calculer le nouveau bloc à l'itération $n+1$.

$$\lambda_n = \text{argmin} \|\Phi(I_n) + \lambda \text{grad}\Phi(I_n) - c_k\| \quad (4)$$

$$I_{n+1} = I_n + \lambda_n \text{grad}\Phi(I_n) \quad (5)$$

Les aménagements principaux sur la synthèse résident dans la façon d'imposer les autocorrélations et cross corrélations entre sous bandes. Pour l'ajustement de l'autocorrélation, par exemple, il s'agit de retrouver le gradient de la statistique ainsi que le pas λ_n . Si S représente une grille 3D, I un bloc texture et $|A+B|_M$ est la somme de A et B modulo M ainsi l'autocorrélation est estimée par (6).

$$A(n, m, o) = \overline{I(i, j, k)I(|i+n|_N, |j+m|_M, |k+o|_O)} \quad (6)$$

L'équation (5) donne alors :

$$I'(i, j, k) = I(i, j, k) + \frac{1}{|S|} \sum_{(n,m,o) \in V} \lambda_{nm0} \cdot (I(|i+n|_N, |j+m|_M, |k+o|_O) + I(|i-n|_N, |j-m|_M, |k-o|_O)) \quad (7)$$

$|S|$ étant le volume du cube étudié.

V représente le voisinage 3D, (n,m,o) sont les coordonnées dans ce voisinage, d'un pixel pour une fenêtre d'estimation de l'autocorrélation, $V=(Na^3+1)/2$ ceci se peut se traduire par une convolution circulaire comme suit :

$$I'(i, j, k) = I(i, j, k) \otimes h_{\lambda}(i, j, k) \quad (8)$$

La solution du problème suivant, dont les inconnues sont les composantes du filtre de convolution, est obtenue en imposant l'autocorrélation souhaitée c'est-à-dire :

$$A_i(n, m, o) = A(n, m, o) * A_h(n, m, o) \quad (9)$$

L'équation obtenue peut se résoudre en la réécrivant comme le résultat d'une convolution où l'on connaît deux de ses termes A et A_i on doit alors résoudre A_h . En écrivant les éléments de A_i et les inconnues A_h sous forme de vecteurs et ceux de A sous la forme d'une matrice circulante ceci se ramène alors à un système à N équations et N inconnues. Lorsque A_h est définie positive, la solution $h_{\lambda}(i, j, k)$ peut être approximée comme la racine cubique de A_h . Dans le cas général cas, on peut l'approximer de la manière suivante :

$$h_{\lambda}(i, j, k) \approx TF^{-1}(\sqrt[3]{|TF(A_h(i, j, k))|}) \quad (10)$$

Concernant les autres statistiques, notamment celles du premier ordre, elles sont imposées de la manière suivante :

Pour imposer une moyenne m^{n+1} à l'itération $n+1$ et une variance v^{n+1} à m^n et v^n de I_n , on utilise la méthode suivante :

$$I_{n+1} = (I_n - m^n) \sqrt{\frac{v^{n+1}}{v^n}} + m^{n+1} \quad (11)$$

Pour imposer le skewness par exemple, cela se fait comme dans (4) et (5) en calculant le gradient de ces statistiques et en cherchant le pas de variation entre les 2 itérations. Si on note Sk le skewness défini par $Sk = \frac{\mu_3}{\mu_2^{3/2}}$

avec

$$\mu_2 = \frac{1}{|S|} \sum_i [I_n(i) - m^n]^2 \quad (12)$$

$$\mu_3 = \frac{1}{|S|} \sum_i [I_n(i) - m^n]^3 \quad (13)$$

Le gradient s'obtient alors par l'équation suivante :

$$\frac{\partial Sk}{\partial I_n} = \frac{1}{\mu_2^3} \left[\frac{\partial \mu_3}{\partial I_n} \mu_2^{3/2} - \mu_3 \frac{\partial (\mu_2^{3/2})}{\partial I_n} \right] \quad (14)$$

Il reste à trouver le pas minimum de variation, ceci peut se résoudre en supposant que le skewness obtenu à l'itération suivante est égal à celui souhaité (c'est-à-dire celui du bloc original). Le système se traduit alors par une résolution d'un polynôme et le pas retenu correspondra à la solution réelle qui a le plus petit module pour éviter les changements brusques entre deux itérations successives.

1.4 Conclusion

Le principal point fort de cette étude par rapport aux précédentes est qu'elle permet de caractériser les textures en tenant compte des variations des textures en 3D et propose une validation de la modélisation par un processus de synthèse. Néanmoins, ceci ne représente pas une preuve mais juste une validation. L'inconvénient de cette méthode est le grand nombre de paramètres extraits pour cette validation d'une part et l'absence de méthodes objectives permettant de fixer ce nombre de descripteurs. Cependant, cette méthode donne des résultats très satisfaisants pour la classification non supervisée de Kohonen ce qui montre que l'on capte bien le modèle et que l'on discrimine bien les différentes zones de textures sur les blocs étudiés.

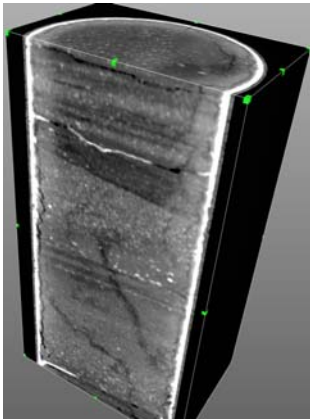


FIG. 1 : Exemples de textures dans les carottes.

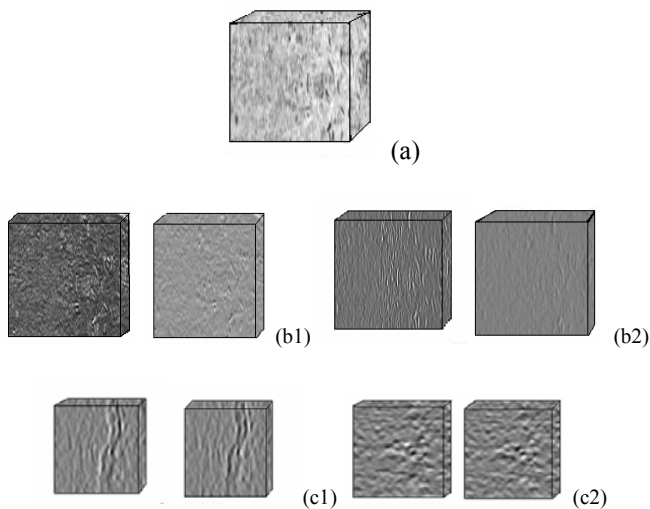


FIG. 3 : Quelques Réponses aux filtres 3D de la pyramide orientée

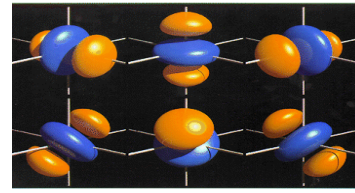


FIG. 2 : Schéma de filtres orientés en 3D pour une décomposition en six directions.

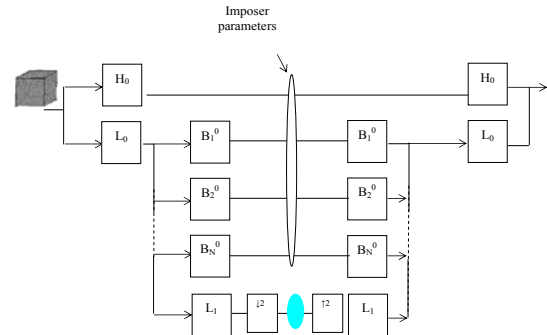


FIG. 4 : Schéma de reconstruction du bloc synthétique à partir des paramètres et un bloc de bruit blanc

Références

- [1] R. Haralick *Statistical and structural approaches to textures*, 1979.
- [2] J. S. De Bonet. *Multiresolution sampling procedure for analysis and synthesis of texture images*. In *SIGGRAPH '97 : Proceedings of the 24th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 361–368. ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co., 1997.
- [3] J Portilla and E P Simoncelli *A Parametric Texture Model based on Joint Statistics of Complex Wavelet Coefficients* Int'l Journal of Computer Vision. October, 2000.
- [4] S. Krishnamachari and R. Chellappa, *Multiresolution Gauss-Markov random field models for texture segmentation*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 6, Feb. 1997.
- [5] J. E. Besag, *Spatial interaction and the statistical analysis of lattice systems*, Journal of the Royal Statistical Society, series B, 1974.
- [6] R. Paget and I. D. Longstaff. *Texture synthesis via a noncausal nonparametric multiscale markov random field*. IEEE Transactions on Image Processing, 7(6) :925–931, June 1998.
- [7] Konstantinos G. Derpanis *Three-Dimensional nth Derivative of Gaussian Separable Steerable Filters*, 2004.
- [8] W.T. Freeman and E.H. Adelson. *The design and use of steerable filters*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 13(9):891–906, September 1991.
- [9] Kohonen (Teuvo) : *Self Organization and Associative Memory*, Springer, Heidelberg 1984