

Analyse et Synthèse de textures couleur dans l'espace $L^*a^*b^*$ par une modélisation déterministe couplée à une modélisation stochastique

Olivier ALATA¹, Imtnan QAZI¹, Jean-Christophe BURIE², Christine FERNANDEZ¹

¹Lab. XLIM-SIC, UMR CNRS 6172, Univ. de Poitiers, Bât. SP2MI, B.P. 30179, 86960 Chasseneuil-Futuroscope, France.

²Lab. L3I, EA 2118, Univ. de La Rochelle, av. Michel Crépeau, 17042, La Rochelle Cedex 1, France
alata@sic.univ-poitiers.fr

Résumé – La décomposition de Wold a été exploitée pour décrire les textures en niveaux de gris en 2-d et en 3-d. Dans cette communication, une décomposition de ce type est introduite pour décrire les textures représentées dans des espaces couleur permettant la séparation de la partie achromatique de la partie chromatique comme l'espace $L^*a^*b^*$. La partie déterministe est modélisée par une somme de sinusoides “couleur” et la partie purement aléatoire par un modèle de prédiction linéaire vectoriel complexe. Une méthode d'estimation des paramètres du modèle est développée à partir de l'expression d'un critère d'information : c'est la phase d'analyse de la texture. Une méthode de synthèse de textures couleur est proposée à partir des paramètres estimés. Le modèle utilisé ici est particulièrement adapté au cas des textures stochastiques couleur possédant une trame. Les résultats obtenus permettent une meilleure compréhension des structures spatiales des textures couleur et en particulier celles de la partie chromatique.

Abstract – A first step to extend the Wold decomposition already applied to 2-d and 3-d gray level textures is proposed for textures in color spaces which split luminance to chrominance information like $L^*a^*b^*$: the deterministic part is only described by a sum of “color” sinusoids while the purely random part by a multichannel complex linear prediction model. An estimation algorithm of the parameters both for the deterministic part and the purely random part of the model is proposed. This method is based on an information criterion for the estimation of the dimension of the model. The parameter estimation constitutes the analysis of the texture. A synthesis method using the estimated model parameters is also developed. The used model is particularly adapted to stochastic textures which contain a frame pattern. The results allow a better understanding of the spatial structures of color textures, and particularly for the chromatic channel.

1 Introduction

La modélisation mathématique pour l'analyse et la synthèse de toutes textures et pour toutes conditions (niveaux de gris, couleur, dynamiques, subissant des phénomènes de perspectives) restent un enjeu d'actualité pour l'analyse des images et des vidéos. Dans [1], une nouvelle approche par modèle de prédiction linéaire vectorielle complexe est proposée pour les textures couleur représentée dans des espaces permettant la séparation de la partie achromatique de la partie chromatique. Cette approche a donné des résultats très prometteurs en classification [2] et en segmentation [3]. Elle a également offert un éclairage pertinent sur l'importance de la structure spatiale de l'information chromatique de certaines textures. Cependant, il est certainement réducteur de décrire les textures couleur uniquement à l'aide d'un modèle de processus purement aléatoire.

Afin de combiner une modélisation déterministe à un modèle de processus purement aléatoire, Francos & al. [4] ont introduit la décomposition de Wold bidimensionnelle (2-d) pour l'analyse et la synthèse des textures en niveaux de gris. Cette approche a été récemment étendue au cas des textures en niveaux de gris 3-d [5]. Dans cette communication, nous montrons qu'il est possible d'étendre cette représentation aux textures cou-

leur dans les espaces perceptuels comme l'espace $L^*a^*b^*$ [6]. Nous proposons un algorithme d'estimation des paramètres du modèle envisagé, y compris sa dimension, et nous montrons la pertinence de l'approche sur deux exemples de textures issues de la base Outex [7].

En partie 2, nous présenterons le modèle. Puis, en partie 3, l'algorithme d'estimation et la méthode de synthèse seront résumés et appliqués à des textures couleur. Pour finir, une conclusion et des perspectives à ce travail seront données en partie 4.

2 Modélisation

2.1 Image “bi-canal”

Les travaux présentés dans [1] ont montré l'intérêt d'utiliser l'espace couleur $L^*a^*b^*$. L'information couleur, obtenue en utilisant les formules de passage de RGB vers $L^*a^*b^*$, nous permet de construire une image constituée de deux canaux : un canal réel pour l'intensité lumineuse (partie achromatique) et un canal complexe pour la partie chromatique :

$$y_n = [L_n^*, c_n = a_n^* + i \times b_n^*]^T \quad (1)$$

où $L_n^* \in \mathbb{R}$, $c_n \in \mathbb{C}$ et n correspond aux coordonnées d'un pixel $n = [n_1, n_2]^T \in \Lambda \subset \mathbb{Z}^2$ où Λ représente la grille régulière 2D finie de taille $|\Lambda| = N \times N$.

2.2 Décomposition de Wold

La décomposition de Wold, issue de la théorie de la mesure (voir [8] par exemple), décrit toute mesure spectrale d'un processus aléatoire comme étant la somme d'un processus possédant des singularités dans le domaine spectral et d'un processus ayant une mesure spectrale absolument continue par rapport à la mesure de Lebesgue. Ainsi, si un champ aléatoire multidimensionnel (n -d) $X = \{X_s\}_{s \in \mathbb{Z}^n}$ centré et stationnaire au second ordre possède une mesure spectrale F_X , cette mesure se décompose de la manière suivante :

$$F_X(d\nu) = \mu_{X,s}(d\nu) + f_X(\nu)d\nu \quad (2)$$

$\nu \in \mathbb{R}^n$ étant la fréquence normalisée n -d. Il faut aussi rappeler que la fonction d'autocovariance de X s'exprime de la manière suivante : $R_X(s) = \int_{[-0.5, 0.5]^n} e^{i2\pi(s,\nu)} F_X(d\nu)$. f_X représente alors la mesure spectrale d'un processus purement aléatoire. Dans le cas 2-d, le processus possédant la mesure spectrale $\mu_{X,s}$ a été décrit comme la somme d'un processus dit "purement déterministe", pouvant être modélisé par une somme de sinusôides, et un processus dit "évanescent" [4, 9]. Ce dernier est lui-même une somme de processus admettant une mesure spectrale absolument continue suivant une direction du plan spectral et une mesure spectrale singulière suivant la direction orthogonale. La partie purement aléatoire est classiquement décrite par un modèle de prédiction linéaire.

Dans la partie suivante, nous proposons d'utiliser une extension de cette décomposition pour la modélisation des textures couleur, supposées être des réalisations de processus aléatoires stationnaires au second ordre. Il s'agit cependant d'une extension "simplifiée" car nous avons travaillé pour l'instant sans l'introduction d'un champ évanescent, l'estimation des paramètres de ce dernier, incluant le nombre de composantes, restant une tâche ardue.

2.3 Décomposition pour les textures couleur

Nous supposons que les deux canaux (Eq. 1) contiennent une valeur moyenne, une somme de N_s sinusôides, réelles pour l'intensité lumineuse et complexes pour la partie chromatique, et que le résidu pourra être décrit par un processus aléatoire 2D multicanal centré, représenté par une famille de vecteurs aléatoires $X = \{X_n\}_{n \in \mathbb{Z}^2}$ de dimension P ($P = 2$ dans le cas présent) représentant le nombre de canaux. Dans le cas où le résidu est décrit par un modèle de prédiction linéaire vectoriel complexe, nous obtenons le modèle mathématique suivant :

$$y_n = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{N_s} A_{r,i} \cos(2\pi \langle n, \nu_{r,i} \rangle + \phi_{r,i}) \\ \sum_{i=1}^{N_s} A_{c,i} e^{i \times (2\pi \langle n, \nu_{c,i} \rangle + \phi_{c,i})} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mu_r \\ \mu_c \end{bmatrix} + x_n \quad (3)$$

avec $x_n = -\sum_{m \in D} A_{m,D} x_{n-m} + e_{n,D}$, $m = (m_1, m_2) \in D \subset \mathbb{Z}^{*2}$. D est le "support de prédiction". $A_{m,D}$, $m \in D$,

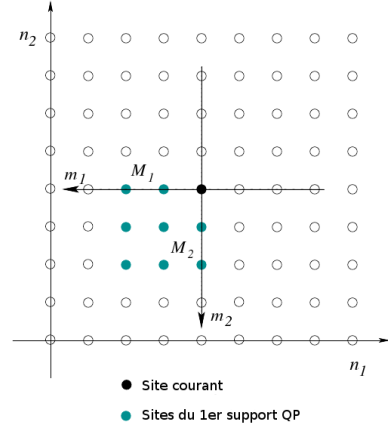


FIG. 1 – Support de prédiction Quart de Plan.

sont les matrices $P \times P$ de coefficients du modèle et $e_D = \{e_{n,D}\}_{n \in \mathbb{Z}^2}$ correspond à une réalisation de l'erreur de prédiction, supposée être un processus multicanal stationnaire ayant une matrice de covariance $P \times P$ notée $\Sigma_{e,D}$. Dans cette étude, nous utilisons le modèle autorégressif 2-d quart de plan (AR 2-d QP) [3] dont le support représenté figure 1 est défini par un couple d'entier (M_1, M_2) :

$$D_{M_1, M_2}^{QP} = \{(m_1, m_2) / 0 \leq m_1 \leq M_1, 0 \leq m_2 \leq M_2, (m_1, m_2) \neq (0, 0)\}, \quad (4)$$

L'ensemble de paramètres de ce modèle est $\theta_{N_s, D} = \theta_{r, N_s} \cup \theta_{c, N_s} \cup \theta_D$: $\theta_{r, N_s} = \{A_{r,i}, \nu_{r,i}, \phi_{r,i}\}_{i=1, \dots, N_s}$ et $\theta_{c, N_s} = \{A_{c,i}, \nu_{c,i}, \phi_{c,i}\}_{i=1, \dots, N_s}$ qui contiennent les amplitudes, les fréquences et les phases, respectivement pour les sinusôides réelles et pour les sinusôides complexes ; pour le modèle de prédiction linéaire, $\theta_D = \{\{A_{m,D}\}_{m \in D}, \Sigma_{e,D}\}$. Par soucis de simplification, nous considérons ici que les parties déterministes de la partie achromatique et de la partie chromatique contiennent un même nombre de sinusôides.

3 Estimation et synthèse

Après la transformation de RGB vers l'espace $L^*a^*b^*$, le vecteur moyen est calculé et retranché à l'image y de manière à travailler ensuite sur des vecteurs de moyenne nulle. La valeur initiale d'une fréquence 2-d (ν_1, ν_2) d'une sinusôide réelle ou complexe apparaissant dans le modèle $\theta_{N_s, D}$ est obtenue en recherchant celle qui maximise le module de la transformée de Fourier discrète (TFD). Cependant la précision de la TFD est limitée à $1/N$ (les images des figures (2a) et (3a) sont de taille 128×128 et donc $N = 128$). De ce fait, une recherche par dichotomie autour de (ν_1, ν_2) est réalisée par le biais de la minimisation de l'énergie du résidu lorsqu'on retranche itérativement à l'image, la sinusôide 2-d associée à la fréquence obtenue en prenant en compte l'amplitude et la phase estimées.

Pour un résidu obtenu après avoir retranché un certain nombre de sinusôides, et pour un modèle de support D_{M_1, M_2}^{QP} (Eq.

4), les paramètres du modèle de prédiction vectoriel complexe sont obtenus à l'aide d'une minimisation au sens des moindres carrés sachant que cette procédure revient à obtenir les paramètres permettant de maximiser la vraisemblance dans le cas gaussien. A partir de ces considérations, nous choisissons le modèle $(\hat{N}_s, \hat{D}_{M_1, M_2}^{QP_1})$ qui minimise un critère d'information (Eq. 5) permettant de trouver un compromis entre le pouvoir de représentation du modèle (le premier terme du critère est égal à l'opposé du maximum de la log-vraisemblance à une constante près) et sa complexité, représentée par le nombre de paramètres libres, pondérée par une pénalité $C(N^2)$ dépendante du nombre d'échantillons [10] :

$$(\hat{N}_s, \hat{D}_{M_1, M_2}^{QP_1}) = \arg \min_{(N_s, D)} [N^2 \log(|\Sigma_{e, D}|) + C(N^2)(8N_s + 6(M_1 + 1)(M_2 + 1))] \quad (5)$$

L'algorithme fonctionne donc ainsi : pour un nombre de sinusoides "couleur" croissant, dont la valeur maximum est fixée à 40, on recherche le support de prédiction qui minimise la valeur du critère, le support d'ordre maximum étant fixé à (5, 5). $(\hat{N}_s, \hat{D}_{M_1, M_2}^{QP_1})$ sont alors les valeurs qui permettent de minimiser le critère pour un nombre de sinusoides variable.

L'approche proposée ici est particulièrement adaptée au cas des textures couleur présentant une trame. Les textures données en exemple (Fig. 2a & 3a) sont plus ou moins de ce type et sont issues de la base Outex [7]. Avec le critère BIC (pour "Bayesian Information Criterion" [11] - $C(N^2) = \log N^2$), nous avons obtenu $\hat{N}_s = 28$ et $\hat{D} = (2, 1)$, pour la texture de la figure 2, et $\hat{N}_s = 39$ et $\hat{D} = (0, 1)$, pour la texture de la figure 3. Il faut noter que l'usage d'une autre pénalité aurait produit la sélection d'un autre modèle. Avec $C(N^2) = 2$, associée au critère d'Akaike, un modèle avec un nombre supérieur ou égal de paramètres aurait été choisi.

Les images de synthèse 2e, 2g, et 3e, 3g sont obtenues en annulant les parties chromatiques associées à a^* et b^* avant la transformation de l'espace $L^*a^*b^*$ vers RGB. Les images de synthèse 2f, 2h, 3f, et 3h sont obtenues en fixant l'intensité lumineuse à sa valeur moyenne. Ces images sont très instructives quant à l'information contenue dans les parties déterministes et les parties aléatoires ainsi que sur les structures spatiales associées à l'intensité lumineuse et à la partie chromatique de la texture.

4 Conclusion et perspectives

Dans cette communication, nous avons proposé une extension de la décomposition de Wold 2-d, simplifiée à une somme de sinusoides multicanales pour la partie déterministe et à un modèle de prédiction linéaire vectorielle complexe pour la partie purement aléatoire, pour les textures couleur représentées dans l'espace $L^*a^*b^*$. Cette modélisation apporte des résultats prometteurs sur les deux textures couleur données en exemple. L'algorithme d'estimation des paramètres exploite un critère d'information afin de choisir la dimension du modèle. Les paramètres estimés au cours de la phase d'analyse peuvent être di-

rectement exploités pour synthétiser une nouvelle texture couleur.

Dans le futur, nous comptons améliorer la modélisation en particulier en ce qui concerne la partie déterministe. Pour la partie aléatoire, il est possible d'envisager une sélection du support de prédiction plus appropriée [12].

Références

- [1] I.-U.-H. Qazi, Luminance-chrominance linear prediction models for color textures : an application to satellite image segmentation, Thèse, Université de Poitiers (2010).
- [2] I.-U.-H. Qazi, O. Alata, J.-C. Burie, A. Moussa, C. Fernandez-Maloigne, Choice of a pertinent color space for color texture characterization using parametric spectral analysis, *Pattern Recognition* 44 (1) (2011) 16–31.
- [3] I.-U.-H. Qazi, O. Alata, J.-C. Burie, M. Abadi, A. Moussa, C. Fernandez-Maloigne, Parametric models of linear prediction error distribution for color texture and satellite image segmentation, *Computer Vision and Image Understanding* 115 (8) (2011) 1245–1262.
- [4] J. M. Francos, A. Z. Meiri, B. Porat, A Unified Texture Model Based on a 2-D Wold-Like Decomposition, *IEEE Trans. on Signal Processing* 41 (8) (1993) 2665–2678.
- [5] Y. Stitou, Modélisation paramétrique 3-d fondée sur la décomposition de wold. application au filtrage de blocs sismiques 3-d, Thèse, Université de Bordeaux I (2006).
- [6] Colorimetry, Tech. Rep. CIE 15.2, Commission internationale de l'éclairage (1986).
- [7] T. Ojala, T. Mäenpää, M. Pietikäinen, J. Viertola, J. Kyllönen, S. Huovinen, Outex - new framework for empirical evaluation of texture analysis algorithms., 2002, proc. 16th Int. Conf. on Pattern Recognition, Quebec, Canada, 1 :701 - 706.
- [8] J.-P. Delmas, Introduction aux probabilités, Ellipses, 2000.
- [9] C. Ramananjarasoa, O. Alata, M. Najim, 2-D Wold Decomposition : New Parameter Estimation Approach to Evanescent Field Spectral Supports, in : *Signal Processing X EUSIPCO*, Vol. 2, Tampere, Finlande, 2000, pp. 913–916.
- [10] C. Olivier, O. Alata, Optimisation en traitement du signal et de l'image, IC2, Hermes, 2007, Ch. Les critères d'information : exemples d'applications en traitement du signal et des images.
- [11] G. Schwarz, Estimating the Dimension of a Model, *The Annals of Statistics* 6 (1978) 461–464.
- [12] G. Coq, O. Alata, C. Olivier, M. Arnaudon, Méthodes comparatives d'utilisation des critères d'information pour la sélection de modèles., in : *TAIMA'09 Workshop*, Hammamet (Tunisie), 2009, pp. 241–246.

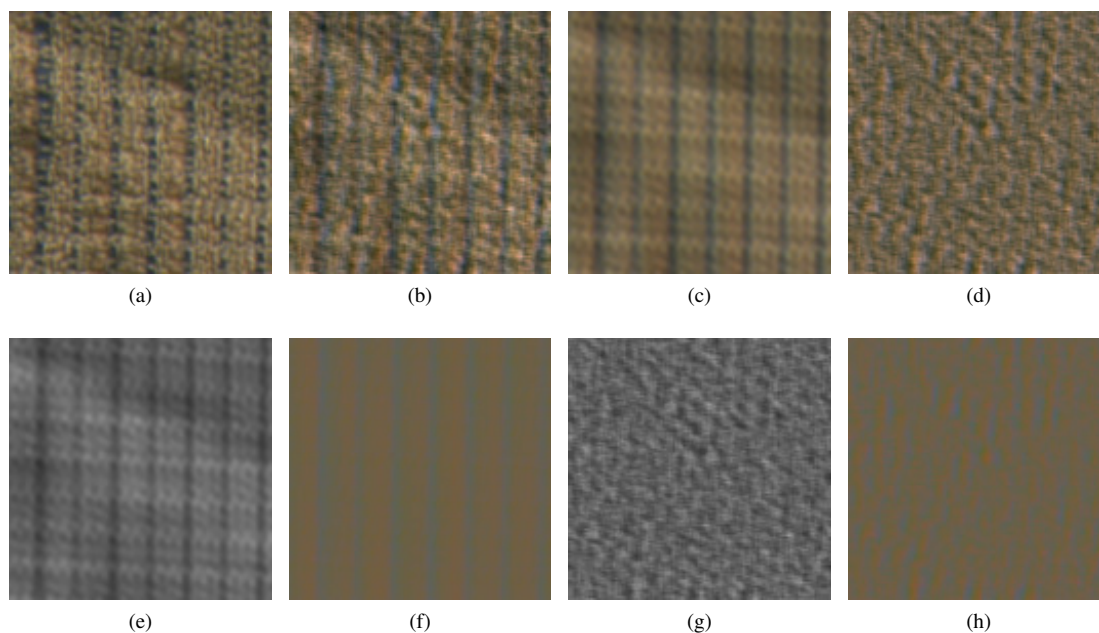


FIG. 2 – Exemple de synthèse de texture couleur. 1ère ligne : (2a) texture couleur issue de la base Outex ; (2b) texture de synthèse en utilisant une somme de sinusoides avec un modèle de prédiction linéaire ; (2c) partie déterministe de la texture de synthèse de la figure (2b) ; (2d) partie aléatoire de la texture de synthèse obtenue à l'aide d'un modèle de prédiction linéaire vectoriel complexe. La texture de synthèse de la figure (2b) est la somme des images des figures (2c) et (2d). 2ème ligne : (2e) intensité lumineuse de la texture de synthèse donnée figure (2c) ; (2f) partie chromatique de la texture de synthèse donnée figure (2c) ; (2g) intensité lumineuse de la texture de synthèse donnée figure (2d) ; (2h) partie chromatique de la texture de synthèse donnée figure (2d).

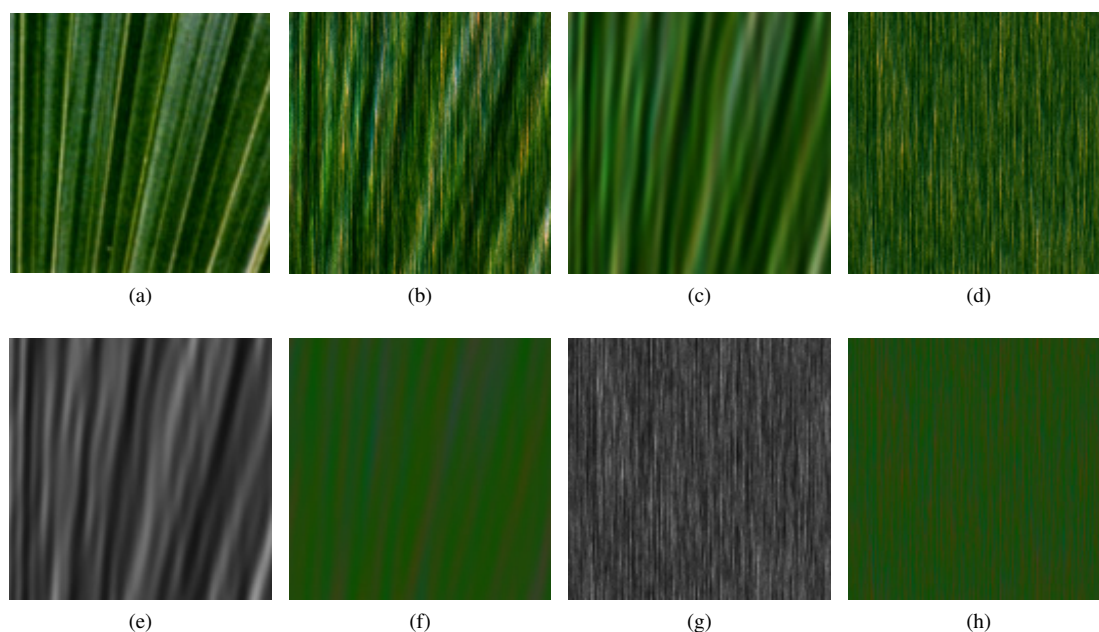


FIG. 3 – Exemple de synthèse de texture couleur. 1ère ligne : (3a) texture couleur issue de la base Outex ; (3b) texture de synthèse en utilisant une somme de sinusoides avec un modèle de prédiction linéaire ; (3c) partie déterministe de la texture de synthèse de la figure (3b) ; (3d) partie aléatoire de la texture de synthèse obtenue à l'aide d'un modèle de prédiction linéaire vectoriel complexe. La texture de synthèse de la figure (3b) est la somme des images des figures (3c) et (3d). 2ème ligne : (3e) intensité lumineuse de la texture de synthèse donnée figure (3c) ; (3f) partie chromatique de la texture de synthèse donnée figure (3c) ; (3g) intensité lumineuse de la texture de synthèse donnée figure (3d) ; (3h) partie chromatique de la texture de synthèse donnée figure (3d).