

# Caractérisation des textures avec les coefficients 2-D transverses et de réflexion : Une étude comparative

Mounir SAYADI<sup>1</sup>, Clarisse RAMANANJARASOA<sup>2</sup>, Farhat FNAIECH<sup>1</sup> et Mohamed NAJIM<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Equipe Signal & Image et GDR-ISIS-CNRS, ENSEIRB, Université Bordeaux I, BP 99, 33402 Talence, France

najim@tsi.u-bordeaux.fr

<sup>2</sup> ESSTT, 5 Av. Taha Hussein, 1008, Tunis, Tunisie

mounir.sayadi@ipeim.rnu.tn

**Résumé :** Dans cet article, on traite le problème de la caractérisation des textures avec de nouvelles approches de modélisation paramétrique. On se propose de fournir une réponse à la question suivante : lesquels parmi les coefficients 2-D transverses ou de réflexion 2-D (treillis) permettent-ils de mieux caractériser les textures ?

Pour ceci, on considère plusieurs classes de textures et on estime pour chaque texture les deux types de coefficients avec l'algorithme adaptatif 2-D FLRLS (2-D Fast Lattice Recursive Least Square). Comme critère de comparaison, on définit un pouvoir séparateur (rapport des variances entre-classes et dans la classe) pour chaque coefficients. On montre que les coefficients de réflexion présentent un meilleur pouvoir séparateur que celui des coefficients transverses.

**Abstract :** In this paper, the problem of texture characterization based on adaptive parametric modeling is addressed. We compare two families of coefficients arising from the 2-D Fast Lattice Recursive Least Square (2-D FLRLS) adaptive algorithm for texture modeling. We show that the results of texture characterization with the 2-D lattice (or reflection) coefficients are better than the transversal ones for many kind of textures. The 2-D lattice coefficients provide a high characterization ability rate, defined as the ratio between "inter-class" and "intra-class" deviations of each texture class. Furthermore, it is shown that the characterization ability rate of texture containing harmonic fields is greater than the others for both lattice and transversal coefficients.

## 1. Introduction

Comparés aux filtres à structures transverses, les filtres à structure en treillis ont dans le cas du filtrage monodimensionnel de bonnes propriétés, e.g. modularité, robustesse numérique et stabilité [4], ce qui peut être facilement vérifié. Les coefficients en treillis apparaissent dans le cas 1-D pour la résolution rapide des systèmes linéaires i.e. les algorithmes de Levinson-Durbin et de Schur [4]. Dans le cas 2-D, les coefficients 2-D en treillis ont été proposés [6][7] et estimés récursivement avec plusieurs types de filtres adaptatifs [5][10].

Les travaux sur la modélisation paramétrique des images et l'application de cette modélisation à la caractérisation des textures ont été reportés dans [1][8][9]. Dans [1], les coefficients de réflexion 2-D issus de l'algorithme adaptatif 2-D Fast Lattice Recursive Least Square (2-D FLRLS) [5] ont été utilisés pour la première fois pour la caractérisation des textures. Notons qu'à partir de l'algorithme adaptatif 2-D FLRLS, proposé dans [5], on peut estimer, outre les coefficients de réflexion, les coefficients transverses. L'objet de la présente communication est de comparer la capacité de ces deux familles de coefficients à caractériser les textures.

## 2. Rappel sur le filtrage en treillis et sur l'algorithme 2-D FLRLS

Une image texturée  $S$  peut être représentée par un modèle paramétrique 2-D AR (Autorégressif) utilisant un support quart de plan d'ordre  $(p, q)$  par la relation :

$$y(n, m) = \sum_{i=0}^{p-1} \sum_{j=0}^{q-1} a_{ij} \cdot y(n-i, m-j) + u(n, m), \quad (1)$$

où  $y(n, m)$  est la valeur du pixel aux coordonnées  $(n, m)$ ,  $a_{ij}$  sont les coefficients 2-D AR transverses et  $\{u(n, m)\}$  est un champ de bruit blanc.

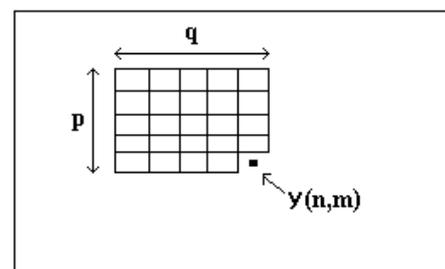


FIG. 1 : Modèle 2-D AR Quart de plan

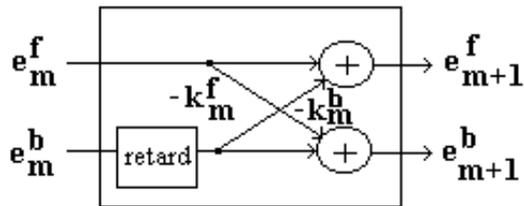


FIG. 2 : Structure interne d'une cellule d'ordre  $m$  du filtre en treillis

L'algorithme 2-D Fast Lattice Recursive Least Square utilise une approche géométrique de la prédiction linéaire 2-D et une structure de filtre en treillis 2-D fondée sur une succession de cellules (Figure 2). Une cellule d'ordre  $m$  reçoit en entrée les vecteurs d'erreurs de prédiction multicanales directe  $e_m^f$  et rétrograde  $e_m^b$ . Ils génèrent en sortie les vecteurs d'erreurs de prédiction multicanales directe et rétrograde d'ordre  $m+1$ . Les relations entre les erreurs de prédiction mettent en évidence les matrices des coefficients de réflexions 2-D directes et rétrogrades  $K_m^f$  et  $K_m^b$ . Cet algorithme est présenté en détail dans [5].

### 3. Pouvoirs séparateurs des coefficients pour différentes textures

Une image texturée, considérée comme la réalisation d'un champ aléatoire 2-D, peut être représentée sous forme de superposition de trois composantes mutuellement indépendantes (cf. Décomposition de Wold 2D [3]). Selon la perception visuelle humaine, cette décomposition met en évidence trois aspects fondamentaux d'une texture: l'aspect aléatoire représenté par la première composante dite "aléatoire", l'aspect périodique traduit par la deuxième composante dite "harmonique", et l'aspect directionnel représenté par la dernière composante dite "évanescence". Il est bien connu que les textures contenant uniquement une composante aléatoire sont parfaitement représentés par le modèle AR 2-D. Dans ce présent travail, on se propose d'étudier la capacité des coefficients issus de la modélisation paramétrique à caractériser ces trois types de composantes.

Pour chacune de ces trois classes de textures, on considère quatre images de textures extraites de l'album de Brodatz [2] (Figure 3). Cent images de  $64 \times 64$  pixels sont choisies aléatoirement pour chaque texture. Les coefficients transverses et de réflexion sont calculés en utilisant l'algorithme adaptatif 2-D FLRLS avec des ordres du filtre variant de  $2 \times 2$  à  $7 \times 7$ . Pour comparer le pouvoir de caractérisation des deux types de coefficients, on définit pour chaque coefficient "un pouvoir séparateur" (PC) comme le rapport de la variance de ce coefficient, en variant la classe de la texture (inter-classe), par rapport à sa variance en variant les images dans la même classe de texture (intra-classe). Un pouvoir séparateur moyen est calculé pour les coefficients de réflexion et pour les coefficients transverses. En effet, les coefficients présentent des pouvoirs séparateurs variables. Ceux qui possèdent un grand PC sont considérés comme des attributs plus représentatifs des textures que ceux possédant un faible PC.

Pour les coefficients transverses, le PC moyen est calculé

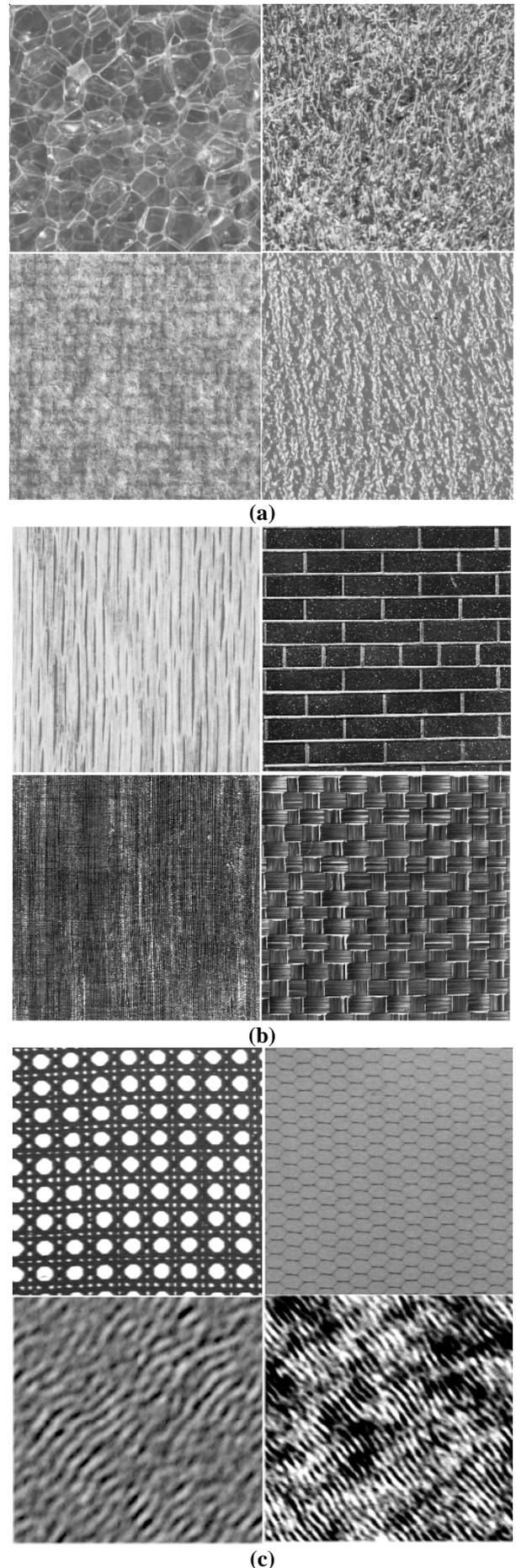


FIG. 3 : Les trois types de textures traitées : (a) à champs aléatoires, (b) évanescents et (c) harmoniques.

pour tous les coefficients (au nombre de 8, 15, 24, 35, 48 et 63, respectivement pour un ordre du filtre allant de  $2 \times 2$  à  $7 \times 7$ ).

Vu le grand nombre de coefficients de réflexion estimés (36, 96, 200, 360, 588 et 896, respectivement pour un ordre du filtre allant de  $2 \times 2$  à  $7 \times 7$ ), il est préférable de n'utiliser que les plus représentatifs. Pour ceci, le PC moyen est calculé pour un nombre de coefficients identique à celui des coefficients transverses. Ces coefficients sont ceux qui possèdent le PC le plus important.

D'après la Figure 5, on note que pour les trois classes de textures, les coefficients de réflexion présentent un meilleur pouvoir séparateur que celui des coefficients transverses. En outre, comme le montre la Figure 6, ce pouvoir séparateur est plus important pour les textures à champ harmoniques que pour les autres types de textures. Dans le Tableau 1, on représente l'amélioration du pouvoir séparateur en % en utilisant les coefficients de réflexion. On note que cette amélioration augmente avec l'ordre du filtre 2-D.

On conclut que la caractérisation des textures avec les coefficients de réflexion est meilleure qu'avec les coefficients transverses, notamment pour les textures à champs harmoniques.

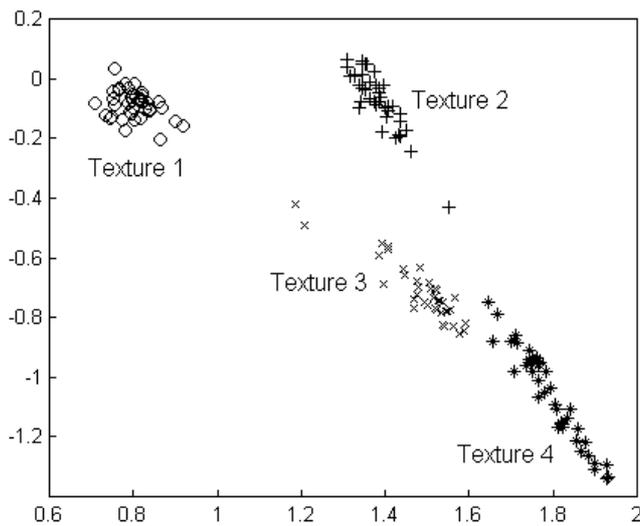


FIG. 4 : Exemple de position dans le plan des valeurs de deux coefficients estimés pour les 4 textures de la Figure 3.c

## 4. Conclusion

Dans cet article, on a proposé un nouvel attribut pour la caractérisation des textures avec de nouvelles approches de modélisation paramétrique. Pour différentes classes de textures, on a comparé le pouvoir séparateur (rapport des variances entre-classes et dans la classe) pour deux familles de coefficients 2-D : Les coefficients transverses ou ceux de réflexion. Ces coefficients sont estimés avec l'algorithme 2-D FLRLS (2-D Fast Lattice Recursive Least Square). On a montré que les coefficients de réflexion présentent un meilleur pouvoir séparateur que celui des coefficients transverses, notamment pour les textures à champs harmoniques.

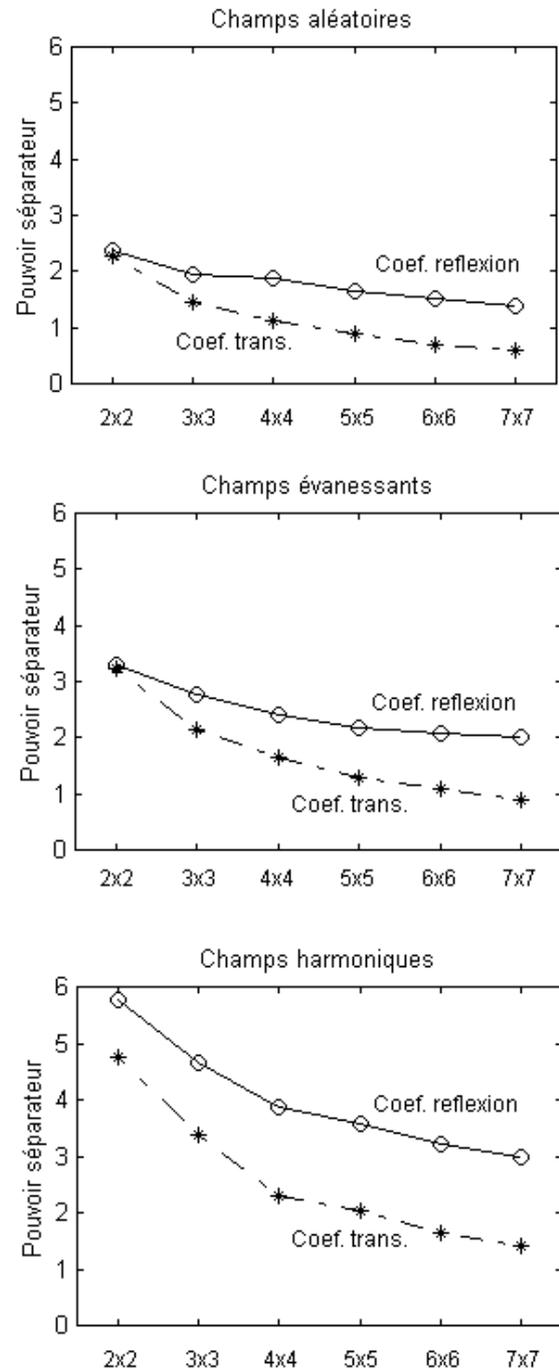


FIG. 5 : Pouvoir séparateur en fonction de l'ordre du filtre pour les trois types de textures

TAB. 1 : Amélioration du pouvoir séparateur en % en utilisant les coefficients de réflexion au lieu de ceux transverses.

Ordre du Filtre 2-D	Champ aléatoire	Champ évanescent	Champ harmonique
2x2	+ 4 %	+ 2 %	+ 21 %
3x3	+ 33 %	+ 29 %	+ 37 %
4x4	+ 67 %	+ 45 %	+ 70 %
5x5	+ 88 %	+ 66 %	+ 75 %
6x6	+ 115 %	+ 92 %	+ 96 %
7x7	+ 133 %	+ 122 %	+ 111 %

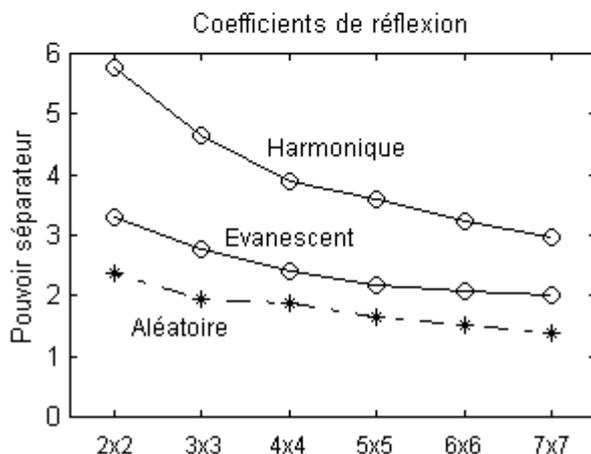
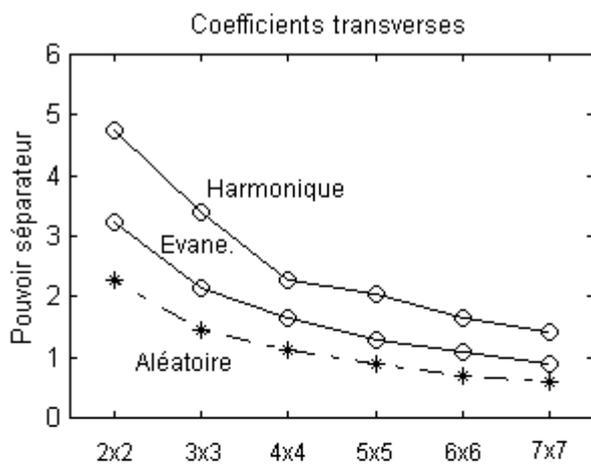


FIG. 6 : Pouvoir séparateur en fonction de l'ordre du filtre pour les deux familles de coefficients

## Références

- [1] O. Alata, P. Baylou and M. Najim, "Texture characterization based on 2-D reflection coefficients," *Proceedings of ICASSP'95*, May 1995, Detroit, USA, pp. 2539-2542.
- [2] P. Brodatz, "Textures: a photographics album for artist and designers," Dovers, 1966, New York.
- [3] J. M. Francos, A. Z. Meiri and B. Porat, "A Unified Texture Model Based on a 2-D Wold-Like Decomposition", *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 41, No. 8, Aug. 1993, pp. 2665-2678.
- [4] B. Friedlander, "Lattice implementation of some recursive parameter estimation algorithms," *International Journal of Control*, 1983, vol. 37, no.4, pp. 661-684.
- [5] X. Liu and M. Najim, "A two dimensional fast lattice recursive least squares algorithm", *IEEE Trans Transactions on Signal Processing*, vol. 44, No. 10, Octobre 1996, pp. 2557-2567.
- [6] T. M. Merzatta, "Two dimensional linear prediction: Autocorrelation arrays, minimum-phase error filters, and reflection coefficient arrays," *IEEE Transactions on Acoustic, Speech and Signal Processing*, vol. 28, December 1980, pp. 725-733.
- [7] S. R. Parker and A. H. Kayran, "Lattice parameter autoregressive modeling of two-dimensional fields: Part 1: The quarter-plane case," *IEEE Transactions on*

*Acoustic, Speech and Signal Processing*, vol. 32, No. 4, August 1984, pp. 872-885.

- [8] M. Sayadi and M. Najim, "Comparison of second and third order statistics based adaptive filters for texture characterization," *Proceedings of ICASSP'99*, 15-19 March 1999, Phoenix, Arizona, USA, pp. 3281-3284.
- [9] M. Sayadi, V. Buzenac and M. Najim, "Texture Characterization Using 2-D Cumulant-Based Lattice Adaptive filtering," *Proceedings of ICASSP'98*, 12-15 May 1998, Seattle, Washington, USA, pp. 2725-2728.
- [10] H. Youlal, I. Janati and M. Najim, "Two-dimensional joint process lattice for adaptive restoration of images," *IEEE Trans Image Processing*, vol. 1, No. 3, July 1992, pp 366-378.