

Analyse fractale de cartographies de profondeur issues de scènes naturelles

Yann CHÉNÉ¹, Étienne BELIN¹, David ROUSSEAU², François CHAPEAU-BLONDEAU¹

¹Laboratoire d'Ingénierie des Systèmes Automatisés (LISA),
Université d'Angers, 62 avenue Notre Dame du Lac, 49000 Angers, France.

²Université de Lyon, CREATIS; CNRS UMR 5220; INSERM U1044;
Université Lyon 1; INSA-Lyon; 69621 Villeurbanne, France.

yann.chene@univ-angers.fr, etienne.belin@univ-angers.fr
david.rousseau@univ-lyon1.fr, francois.chapeau-blondeau@univ-angers.fr

Résumé – À partir d'un capteur bas-coût d'introduction récente et rendant facilement accessibles des images de profondeur utilisables dans de nombreux secteurs applicatifs, nous réalisons une caractérisation multiéchelle et fractale des cartographies de profondeur issues de scènes naturelles. Des propriétés fractales et d'invariance d'échelle sont mises en évidence dans les cartographies de profondeur, et confrontées aux propriétés d'invariance d'échelle des images de luminance des scènes naturelles. Des applications à la caractérisation quantitative de structures végétales sont présentées.

Abstract – From a recently released low-cost sensor making readily accessible depth images usable in many applicative areas, we work out a multiscale and fractal characterization of depth maps from natural scenes. Fractal and scale-invariance properties are reported in the depth maps, and confronted to the scale-invariance properties in luminance images of the natural scenes. Applications to the quantitative characterization of structures from plant biology are presented.

1 La problématique

Les scènes naturelles présentent souvent des structures et propriétés statistiques complexes. Les images qui en résultent présentent par conséquent aussi des propriétés statistiques complexes. Ces statistiques conditionnent à la fois le fonctionnement du système visuel et les performances des algorithmes de traitement et d'analyse d'images. Il est donc important de caractériser et de modéliser ces statistiques complexes issues des scènes naturelles. Une catégorie importante de propriétés rencontrées dans ce contexte sont les propriétés d'invariance d'échelle ou propriétés fractales [1, 2]. Nous analysons ce type de propriétés sur une modalité d'imagerie de développement récent constituée par les images de profondeur.

2 Notre étude

Nous exploitons un capteur bas-coût d'introduction récente, la Kinect de Microsoft, initialement proposé comme interface pour les jeux vidéo, mais qui peut être détourné pour de nombreuses applications scientifiques [3, 4, 5]. Ce capteur, en analysant la déformation d'un éclairage infrarouge spatialement structuré, reconstruit une image de profondeur, de taille 640×480 pixels, avec un champ de mesure s'étendant typiquement depuis quelques dizaines de centimètres jusqu'à plusieurs mètres, avec une précision de l'ordre du centimètre, ces spécifications pouvant fluctuer avec les conditions de l'éclairage ambiant. Le

capteur fournit également une image RGB standard de même taille et recalée avec l'image de profondeur.

Nous réalisons une analyse statistique de telles images de profondeur issues de scènes naturelles, et plus spécifiquement une analyse visant à tester l'existence de propriétés ou d'organisations fractales. Nous considérons des scènes d'extérieur constituées essentiellement de végétaux, comme illustré sur la Fig. 1(haut). Ce type de scènes naturelles a servi de référence pour différentes études sur les statistiques d'images de luminance [6, 7, 8]. Ce type de scènes importe aussi car il constitue l'environnement naturel dans lequel le système visuel humain, au cours de l'évolution, s'est développé et adapté, possiblement atteignant un fonctionnement optimal sur ce type de statistiques d'images [9, 10, 6]. Nous exploitons un ensemble statistique d'images naturelles comme sur la Fig. 1 qui incorpore une cinquantaine de couples image de profondeur – image RGB que nous avons acquis au moyen de l'imageur décrit.

L'image de profondeur fournit, en chaque pixel, la distance z entre le capteur et le point (x, y) correspondant du premier plan de la scène. Une illustration est donnée sur la Fig. 1(milieu). Pour les scènes naturelles, une telle cartographie spatiale des profondeurs peut révéler des arrangements complexes, avec des structures ou des détails distribués sur une large gamme d'échelles. Nous appliquons une caractérisation fractale [11] qui consiste, sur le nuage de points (x, y, z) comme sur la Fig. 1(bas), à évaluer l'intégrale de corrélation $C(r)$ qui compte le nombre

moyen de voisins à une distance spatiale r d'un point du nuage (x, y, z) . Quand les points du nuage se répartissent selon une structure volumique de dimension 3 le nombre moyen de voisins varie comme $C(r) \propto r^3$, pour des points selon une structure surfacique de dimension 2 on a $C(r) \propto r^2$, pour une struc-

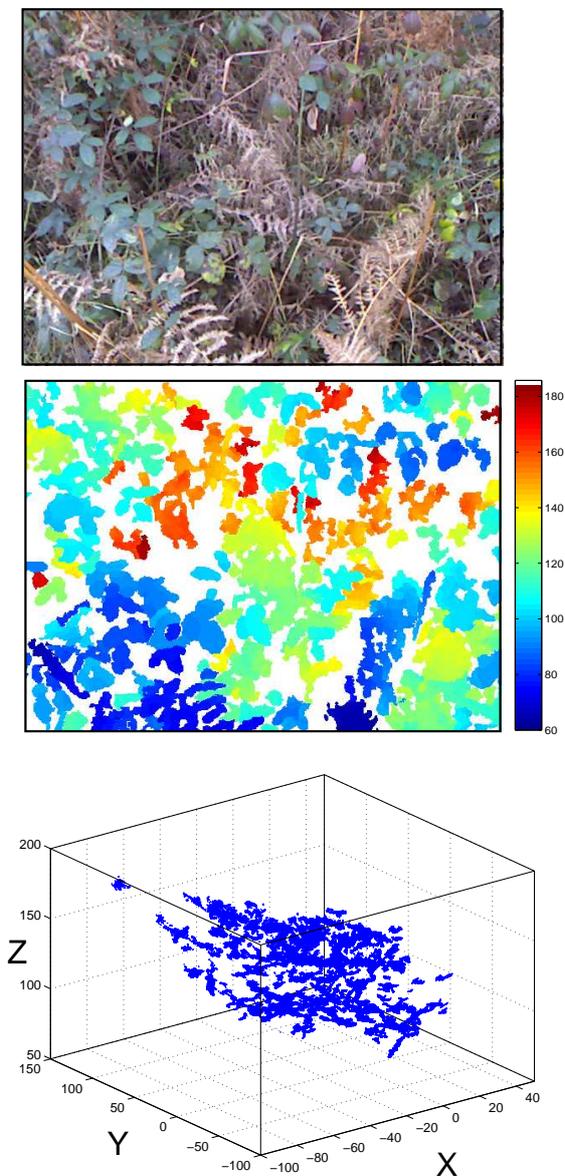


FIGURE 1 – Une image RGB typique d'une scène naturelle de notre ensemble statistique (haut), avec l'image de profondeur associée (milieu), et le nuage de points représentant la profondeur z du premier plan en chaque point de coordonnées (x, y) de l'image (bas). Sur l'image de profondeur (milieu) le niveau de saturation en blanc représente les points de la scène qui ne renvoient pas assez de lumière infrarouge au capteur pour construire une mesure de profondeur. Il peut s'agir des points situés au delà de la distance maximale mesurable, ou bien de points associés à une surface dont l'orientation ou l'absorbance ne permet pas assez d'infrarouge rétrodiffusé vers le capteur.

ture linéique de dimension 1 on a $C(r) \propto r^1$. Une évolution typique de $C(r)$ pour les images naturelles de profondeur est montrée sur la Fig. 2A.

Sur la Fig. 2A, le graphe log-log montre clairement une évolution en $C(r) \propto r^\alpha$ avec un exposant non entier $\alpha \approx 1.8$. Ce comportement est préservé de façon robuste sur notre ensemble de test d'une cinquantaine d'images naturelles comme sur la Fig. 1. Ceci traduit pour la carte de profondeur, une organisation fractale, invariante en échelle d'après la loi de puissance $C(r) \propto r^\alpha$, avec un exposant α non entier. Il s'agit ici d'une caractérisation quantitative nouvelle pour la complexité intrinsèque des scènes naturelles, via les cartes de profondeurs, et pouvant être mise en rapport avec des propriétés fractales et d'invariance d'échelle qui ont aussi été rapportées sur les images de luminance de scènes naturelles [6, 7, 8].

Pour la mise en évidence des propriétés fractales et d'invariance d'échelle dans les images de luminance de scènes naturelles, un outil de caractérisation souvent employé [6, 7, 8] est le spectre de puissance $\mathcal{I}(\rho, \theta)$ d'une image $I(x, y)$ moyenné angulairement en coordonnées polaires selon

$$\mathcal{I}(\rho, \theta) = |\text{TF}_{2D}[I(x, y)]|^2 \quad (1)$$

puis

$$\bar{\mathcal{I}}(\rho) = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} \mathcal{I}(\rho, \theta) d\theta. \quad (2)$$

La Fig. 2B présente cette caractérisation par le spectre moyen $\bar{\mathcal{I}}(\rho)$, appliquée à la fois sur les images de luminance et sur les images de profondeur. Sur les images de luminance, nous retrouvons pour $\bar{\mathcal{I}}(\rho)$ le comportement en loi de puissance $\bar{\mathcal{I}}(\rho) \propto \rho^a$ avec typiquement un exposant $a \approx -1.8$ comme aussi rapporté dans [7, 8] pour des images naturelles similaires. La caractérisation des images de profondeur est nouvelle, et elle révèle aussi pour les spectres un comportement en loi de puissance $\bar{\mathcal{I}}(\rho) \propto \rho^a$ avec typiquement un exposant $a \approx -2.2$. Ainsi, les spectres de fréquence spatiale pour les images de profondeur, comme pour les images de luminance, montrent des propriétés d'invariance d'échelle avec des évolutions en loi de puissance d'exposant non entier.

Pour mettre en rapport les comportements fractals observés en commun chez les images de profondeur et chez les images de luminance, nous avons aussi entrepris une analyse des dépendances statistiques entre ces deux types d'images. La Fig. 2C examine cette dépendance en considérant le coefficient d'intercorrélation statistique, calculé entre l'image profondeur et successivement les images des composantes R, G, B de la même scène, et l'image de luminance standard $Y = 0.30R + 0.59G + 0.11B$. On observe que la composante de luminance, et les trois composantes R, G, B natives présentent en général une faible corrélation statistique avec l'image de profondeur. L'intercorrélation moyenne sur notre ensemble statistique est de l'ordre de -0.2 , la valeur négative exprimant que, en général, pour nos images naturelles dominées par des feuillages ou buissons, la luminance a tendance à décroître quand la profondeur augmente, ce qui est cohérent lorsqu'on s'enfonce dans de la végétation. Il est a priori clair que pour une scène donnée,

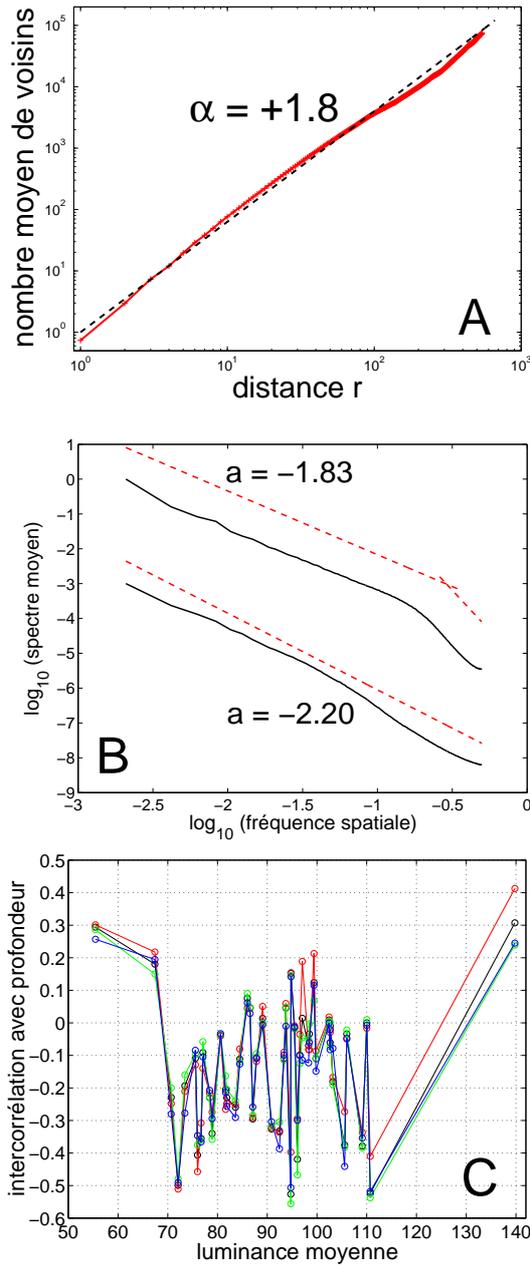


FIGURE 2 – (A) : Pour une image naturelle comme sur la Fig. 1(haut), intégrale de corrélation $C(r)$ donnant le nombre moyen de voisins à une distance spatiale r d'un point du nuage de points (x, y, z) comme sur la Fig. 1(bas). La droite de pente $\alpha = 1.8$ est tracée en tirets sur le graphe log–log.
 (B) : Spectre de puissance $\overline{\mathcal{I}}(\rho)$ selon les Éq. (1)–(2) moyenné sur l'ensemble statistique, sur les images de luminance avec le modèle de pente $a = -1.83$, sur les images de profondeur avec le modèle de pente $a = -2.20$.
 (C) : Sur la cinquantaine d'images de notre ensemble, classées selon leur luminance moyenne en abscisse, le coefficient d'intercorrélation statistique entre l'image de profondeur et l'image R (rouge), G (vert), B (bleu), et la luminance standard $Y = 0.30R + 0.59G + 0.11B$ (noir).

l'image de profondeur n'est pas affectée par la luminance dans le visible, alors que l'image de luminance peut être fortement influencée par la profondeur. Ceci est toutefois associé à une faible corrélation statistique entre les images de profondeur et de luminance, comme l'illustre la Fig. 2C. Des mesures de dépendance d'ordre supérieur ou plus sophistiquées pourraient être envisagées pour identifier une relation possible entre ces deux types d'images, qui partagent une organisation fractale, mesurable sur les deux grandeurs physiques distinctes constituées par la profondeur et la luminance.

Au delà des propriétés statistiques globales des images de scènes naturelles, les végétaux, les plantes, isolés, présentent dans leur constitution intrinsèque des structurations fractales [12], qui peuvent aussi être caractérisées spécifiquement au moyen de l'imageur de profondeur et des traitements présentés.

La Fig. 3 illustre une exploitation de la cartographie de profondeur pour deux plantes possédant des feuillages de constitution distincte. La plante du haut (*sansevieria trifasciata*) possède des feuilles larges, plates et régulières. L'intégrale de corrélation $C(r)$ identifie la carte de profondeur associée à ce feuillage comme une variété plane de dimension 2. Par contraste, la plante du bas (rosier) possède des feuilles petites, découpées, d'orientations multiples. L'intégrale de corrélation $C(r)$ identifie la carte de profondeur associée à ce feuillage comme une variété de dimension 1.85, plus lacunaire donc qu'une surface plane, soit fractale. Les images de profondeur permettent donc une caractérisation quantitative de la constitution du feuillage des plantes, identifiant notamment des aspects fractals (voir aussi les spectres de la Fig. 4). Les cartographies de profondeur, éventuellement combinées sous différents angles, peuvent être testées pour l'estimation non destructive et sans contact de la masse ou du volume foliaire. Les cartographies de profondeur sont spécialement significatives pour les plantes, car elles mesurent la surface externe que présente la plante au rayonnement solaire. Elles peuvent donc renseigner sur l'efficacité des plantes à capter l'énergie solaire, en suggérant des organisations volumiques fractales, constituant possiblement des pièges en volume augmentant les possibilités d'absorption de la lumière, avec des potentialités de rendement accru par rapport à des capteurs solaires plans.

3 Perspectives

Les résultats de la Fig. 2, qui mettent en évidence des propriétés fractales dans les cartographies de profondeur, sont typiques des comportements observés dans notre ensemble statistique d'une cinquantaine d'images naturelles de végétaux de sous-bois comme sur la Fig. 1. Des banques d'images plus étendues, formées des cartographies de profondeur, pourraient être constituées et testées afin d'examiner comment les caractéristiques fractales évoluent, en particulier en variant la typologie des scènes, naturelles, urbaines, d'intérieur ou autres. Une autre perspective que nous considérons, parmi les nombreuses ouvertes par le nouvel imageur de profondeur bas-coût, est l'ex-

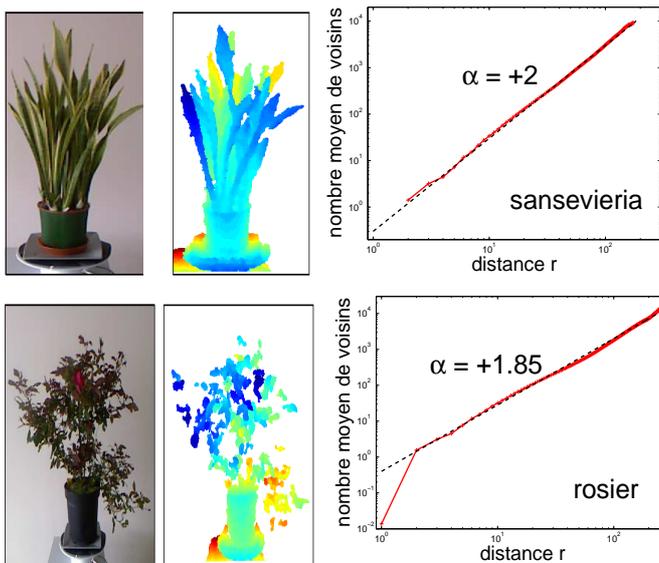


FIGURE 3 – Deux plantes avec leur image RGB, leur image de profondeur, et le graphe de l’intégrale de corrélation $C(r)$ de la cartographie (x, y, z) des profondeurs et dont la pente α offre une caractérisation fractale.

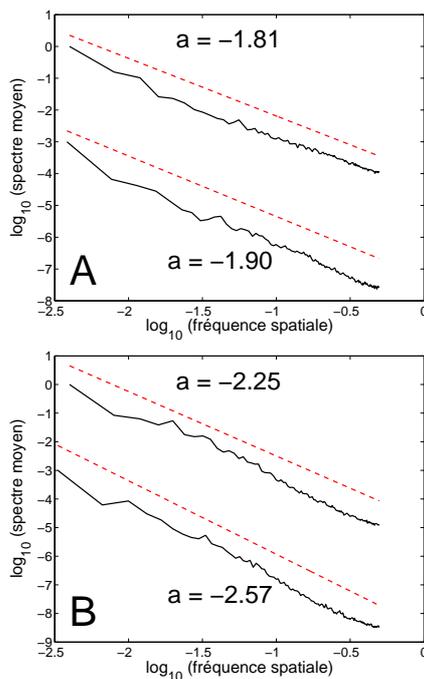


FIGURE 4 – Spectre de puissance $\bar{I}(\rho)$ selon les Éqs. (1)–(2) sur les images de luminance (A), et sur les images de profondeur (B), pour les deux plantes de la Fig. 3, courbes supérieures (rosier), inférieures (sansevieria).

exploitation des cartographies de profondeur pour la caractérisation tridimensionnelle de l’architecture de végétaux, et notamment les plantes ornementales, en examinant la corrélation entre les mesures physiques architecturales et les notations esthétiques

d’experts humains.

Remerciements

Ces travaux bénéficient du soutien de la Région Pays de la Loire, en particulier pour le financement du doctorat de Y. Chéné.

Références

- [1] D. L. Ruderman, “Origins of scaling in natural images,” *Vision Research*, vol. 37, pp. 3385–3398, 1997.
- [2] J. Chauveau, D. Rousseau, F. Chapeau-Blondeau, “Fractal capacity dimension of three-dimensional histogram from color images,” *Multidimensional Systems and Signal Processing*, vol. 21, pp. 197–211, 2010.
- [3] C. Dal Mutto, P. Zanuttigh, G. M. Cortelazzo, *Time-of-Flight Cameras and Microsoft Kinect*. New York : Springer, 2012.
- [4] J. J. Hernández-López, A. L. Quintanilla-Olvera, J. L. López-Ramírez, F. J. Rangel-Butanda, M. A. Ibarra-Manzano, D. L. Almanza-Ojeda, “Detecting objects using color and depth segmentation with Kinect sensor,” *Procedia Technology*, vol. 3, pp. 196–204, 2012.
- [5] Y. Chéné, D. Rousseau, P. Lucidarme, J. Bertheloot, V. Caffier, P. Morel, E. Belin, F. Chapeau-Blondeau, “On the use of depth camera for 3D phenotyping of entire plants,” *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 82, pp. 122–127, 2012.
- [6] D. J. Field, “Relations between the statistics of natural images and the response properties of cortical cells,” *Journal of the Optical Society of America A*, vol. 4, pp. 2379–2394, 1987.
- [7] D. L. Ruderman, W. Bialek, “Statistics of natural images : Scaling in the woods,” *Physical Review Letters*, vol. 73, pp. 814–817, 1994.
- [8] D. L. Ruderman, “The statistics of natural images,” *Network : Computation in Neural Systems*, vol. 5, pp. 517–548, 1994.
- [9] B. C. Regan, C. Julliot, B. Simmen, F. Vienot, P. Charles-Dominique, J. D. Mollon, “Fruits, foliage and the evolution of primate colour vision,” *Philosophical Transactions of the Royal Society of London B*, vol. 356, pp. 229–283, 2001.
- [10] G. Tkacik, P. Garrigan, C. Ratliff, G. Milcinski, J. M. Klein, L. H. Seyfarth, P. Sterling, D. H. Brainard, V. Balasubramanian, “Natural images from the birthplace of the human eye,” *PLoS One*, vol. 6, pp. e20409, 1–12, 2011.
- [11] P. Grassberger, I. Procaccia, “Characterization of strange attractors,” *Physical Review Letters*, vol. 50, pp. 346–349, 1983.
- [12] O. Martinez Bruno, R. de Oliveira Plotze, M. Falvo, M. de Castro, “Fractal dimension applied to plant identification,” *Information Sciences*, vol. 178, pp. 2722–2733, 2008.