

Représentation intrinsèque multi-échelle des images à tons de gris par Voisinages Adaptatifs Généraux (VAG)

Séverine RIVOLLIER, Johan DEBAYLE, Jean-Charles PINOLI

École Nationale Supérieure des Mines de Saint-Étienne
Centre Ingénierie et Santé (CIS), LPMG - UMR CNRS 5148
158 cours Fauriel, 42023 Saint-Étienne cedex 2, FRANCE
rivollier@emse.fr, debayle@emse.fr, pinoli@emse.fr

Résumé – Les représentations multi-échelles usuelles (pyramides, ondelettes, ...) manquent généralement de robustesse dues à leur caractère non-adaptatif (extrinsèque). En effet, les échelles d'analyse sont déterminées globalement et fixées *a priori*, indépendamment du contexte local de l'image. Par ailleurs, ces approches multi-échelles font généralement abstraction des propriétés physiques (principe de formation d'image, ...) et/ou psychophysiques (perception visuelle humaine, ...) des images.

L'objet de cet article est donc de répondre à cette problématique en introduisant une nouvelle représentation d'image (intrinsèque), caractérisée par des Voisinages Adaptatifs Généraux (VAG), qui est simultanément adaptative avec les échelles d'analyse, les structures spatiales et les intensités des images. Ces VAG permettent, d'une part, de mettre en place différents opérateurs adaptatifs de traitement d'image en substituant les fenêtres opérationnelles (masques, noyaux, ...) usuelles par ces voisinages adaptatifs généraux. D'autre part, différents descripteurs adaptatifs locaux peuvent être définis pour analyser une image à tons de gris de manière adaptative, locale et multi-échelle, suivant des critères géométriques, morphologiques, topologiques, ...

Abstract – The classical multiscale representations (pyramids, wavelets, ...) are generally non-adaptive (extrinsic) and consequently not robust. Indeed, this kind of representation usually takes into account analyzing scales which are global and *a priori* defined. Besides, those multiscale approaches are generally not consistent with the physical and/or psychophysical settings (image formation process, human visual perception, ...) of the images to be studied.

The aim of this article is therefore to introduce a new image (intrinsic) representation, based on General Adaptive Neighborhoods (GAN), which is simultaneously adaptive with the analyzing scales, the spatial structures and the image intensities. Those GAN enable several adaptive image processing operators to be defined, in substituting the classical operational windows (masks, kernels, ...) by the GAN. In addition, many adaptive local descriptors could be introduced in order to analyse gray-tone images in a local, adaptive, and multiscale way in relation with geometrical, morphological or topological characteristics.

Introduction

Les représentations multi-échelles usuelles (pyramides, ondelettes, ...) conduisent à une identification et une localisation souvent insuffisantes des différentes structures présentes dans une image. Ces difficultés sont liées à leur caractère non-adaptatif (extrinsèque). En effet, les échelles d'analyse sont déterminées globalement et fixées *a priori*, indépendamment du contexte local de l'image. Des approches plus adaptatives (intrinsèques) existent, telles que celles basées sur les filtres par diffusion anisotrope, mais elles comportent encore des *a priori*. Par ailleurs, ces approches multi-échelles font généralement abstraction des propriétés physiques (principe de formation d'image, ...) et/ou psychophysiques (perception visuelle humaine, ...) de l'image, liées à ses intensités. Cela conduit à un manque de robustesse de ces représentations.

Cet article introduit la représentation intrinsèque d'une image par VAG (section 1), permettant, d'une part, la mise en place de différents opérateurs adaptatifs de traitement d'image, tels que le filtrage moyen à VAG (section 2). D'autre part, différents descripteurs adaptatifs locaux peuvent être définis pour analyser une image à tons de gris de manière adaptative, locale et multi-échelle (section 3).

1 Représentation intrinsèque d'une image par VAG

L'approche récemment publiée sous le sigle TIVAG (Traitement d'Image à Voisinages Adaptatifs Généraux) / GANIP (General Adaptive Neighborhood Image Processing) [1, 2] fournit un cadre général et opérationnel pour le traitement et l'analyse d'image adaptative, locale, et multi-échelle.

Elle est basée sur une représentation intrinsèque d'image par Voisinages Adaptatifs Généraux (VAG) qui présentent trois caractéristiques principales répondant à la problématique énoncée en introduction. Ils sont adaptatifs à la fois :

- en espace : les voisinages sont de taille et de forme adaptées au contexte local de l'image,
- en échelle : les échelles d'analyse sont fournies par l'image elle-même et non fixées *a priori*,
- en intensité : les voisinages sont définis suivant une structure GLIP (Generalized Linear Image Processing) permettant de considérer les caractéristiques physiques et/ou psychophysiques de l'image à étudier.

A chaque point x de l'image f est associé un ensemble de VAG appartenant au support spatial D de f . Ces voisinages, notés $\{V_{m_\square}^h(x)\}_{m_\square}$, sont connexes et homogènes par rapport à une fonction critère h (telle que la luminance ou le contraste local de f) suivant une tolérance d'homogénéité notée m_\square . La définition explicite d'un VAG est la suivante :

$$V_{m_\square}^h(x) := C_{h^{-1}([h(x) \ominus m_\square; h(x) \oplus m_\square])}(x) \quad (1)$$

où $C_X(x)$ représente la composante connexe par arcs (avec la topologie usuelle sur X) de $X \subseteq D$ contenant x . La fonction critère h est représentée dans un modèle GLIP [5, 6], c'est-à-dire dans un espace vectoriel muni des lois d'addition vectorielle \oplus et de multiplication scalaire \otimes .

Par exemple, pour la structure d'image classique CLIP (Classical Linear Image Processing), les lois \oplus et \otimes correspondent aux opérations usuelles entre images, respectivement $+$ et \times . Plus particulièrement, la structure LIP [6] (Logarithmic Image Processing), avec ses lois vectorielles \triangleleft et \triangle définies ci-dessous, présente l'avantage d'être cohérente avec les modèles de formation d'image par transmission, par réflexion/transmission multiplicative et avec plusieurs lois et caractéristiques de la perception visuelle humaine.

$$f \triangleleft g = f + g - \frac{fg}{M} \quad (2)$$

$$\alpha \triangle f = M - M \left(\frac{M - f}{M} \right)^\alpha \quad (3)$$

M désigne la borne supérieure de l'intervalle de numérisation des intensités.

Afin d'offrir une impression visuelle de la construction de ces voisinages adaptatifs généraux, une représentation en dimension 1 ($D \subseteq \mathbb{R}$) avec les opérations du modèle CLIP ($\oplus = +$, $\otimes = \times$, $\ominus = -$), est donnée dans la figure 1.

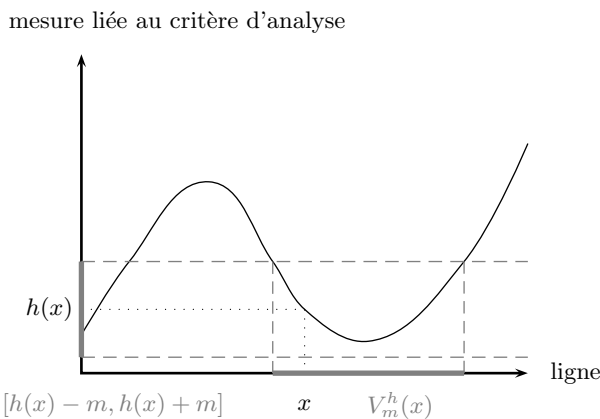


FIG. 1 – Représentation monodimensionnelle du VAG $V_m^h(x)$ suivant le critère h et la tolérance d'homogénéité m dans le cadre du modèle CLIP.

Pratiquement, la figure 2 illustre les VAG de deux points calculés avec le critère de luminance (avec le modèle CLIP), sur une image de rétine (fournie par le Service d'Ophthalmologie du CHU de Saint-Etienne).



(a) image originale de rétine (b) VAG des deux points x et y : marquée de deux points x et y $V_{20}^h(x)$ et $V_{20}^h(y)$

FIG. 2 – Les VAG des deux points de l'image originale (a) sont respectivement homogènes (b), avec la tolérance 20, par rapport au critère de luminance.

Cette nouvelle représentation multi-échelle des images à tons de gris est donc basée sur des voisinages adaptatifs généraux $\{V_{m_\square}^h(\cdot)\}_{m_\square}$ qui sont intrinsèquement définis par rapport aux structures locales de l'image.

Définis sur le support spatial D de l'image (Figure 3), ils sont adaptatifs à la fois en espace, en intensité et en échelle. A l'inverse, les voisinages $\{B_r(\cdot)\}_r$ (disques isotropes homothétiques centrés de rayon r), généralement utilisés comme fenêtres d'analyse pour la définition d'opérateurs de traitement d'image, sont de forme et de taille fixées *a priori*.

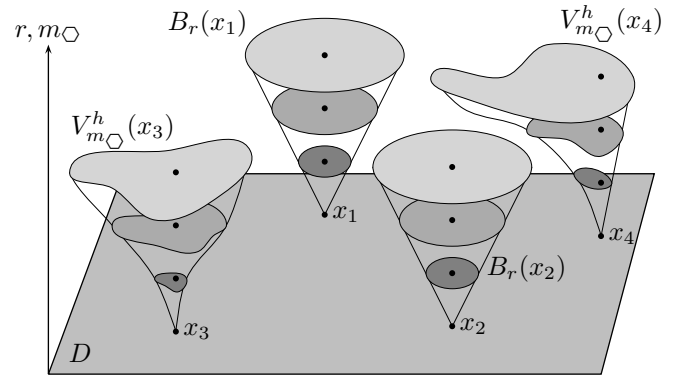


FIG. 3 – Voisinages isotropes $B_r(x)$ vs. VAG $V_m^h(x)$

2 Traitement d'image à VAG

De multiples opérateurs de traitement d'image (filtres spatiaux statistiques, filtres morphologiques, ...) utilisent une fenêtre opérationnelle, se déplaçant sur l'image pixel par pixel, permettant de modifier la valeur d'intensité du pixel considéré en fonction de celles des points inclus dans son voisinage d'analyse. Pour ce type d'opérateurs, la fenêtre opérationnelle utilisée est souvent de taille et de forme fixées (donc globale à tous les points de l'image), générant des effets indésirables tel que le flou qui augmente en fonction du degré (taille de la fenêtre) du filtre.

Les opérateurs de traitement d'image à VAG sont introduits en substituant ces fenêtres opérationnelles isotropes (disques $B_r(\cdot)$ de rayon r) par les VAG ($V_{m\bigcirc}^h(\cdot)$) qui sont adaptatifs.

La figure 4 illustre la restauration d'une image f (*Le Joueur de Fife*, Edouard Manet, 1866) à l'aide d'un filtrage moyen usuel (utilisant le disque B_3 de rayon $r = 3$ pour fenêtre opérationnelle) et d'un filtrage moyen à VAG (voisinages de luminance $V_{50}^f(x)$ au sens LIP avec la tolérance d'homogénéité $m_{\triangle} = 50$, pour fenêtres opérationnelles adaptatives). Le critère d'homogénéité étant celui de la luminance, la fonction h est égale à f .



(a) Image originale



(b) Filtrage moyen usuel

(c) Filtrage moyen à VAG

FIG. 4 – Filtrage moyen usuel vs. filtrage moyen à VAG

Cette application montre que le filtre usuel rend l'image floue aux abords des contours à l'inverse du filtre à VAG qui lisse l'image sans dégrader les transitions.

Le modèle vectoriel GLIP est généralement choisi en fonction des propriétés physiques de l'image (principe de formation d'image, ...) ou de la prise en compte des lois de la perception visuelle humaine.

3 Analyse d'image à VAG

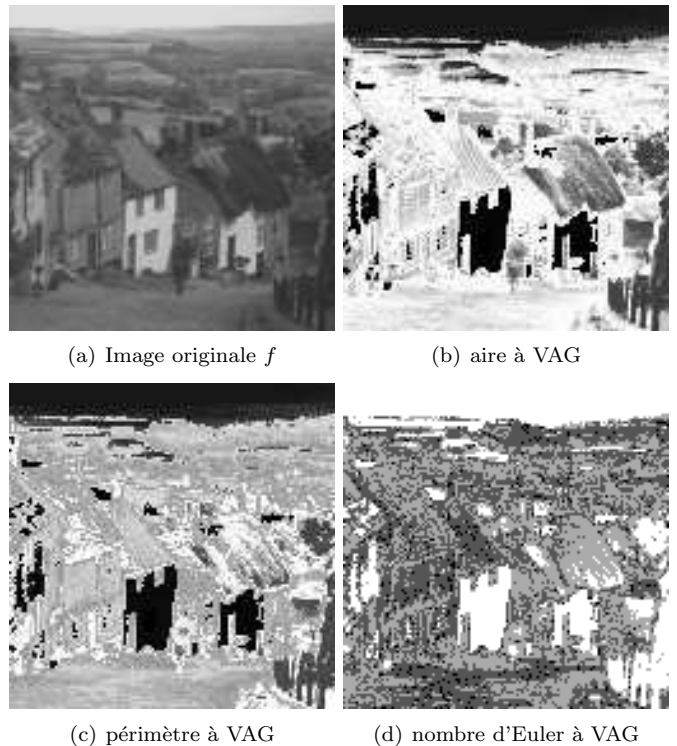
Outre l'introduction de ces opérateurs adaptatifs de traitement d'image, cette nouvelle représentation d'image permet aussi de définir des descripteurs à VAG, permettant une analyse adaptative et intrinsèque des images à tons de gris. En effet, pour chaque point x de l'image f , il est possible de réaliser différentes mesures du VAG de luminance $V_{m\bigcirc}^f(x)$, telles que l'aire, l'orientation, le nombre de concavités, ... [3, 7], permettant ainsi de définir des cartographies suivant la mesure considérée [9].

De manière plus explicite, la cartographie C d'une image f , liée à la mesure μ (aire, périmètre, ...), est définie par :

$$C : \begin{cases} D & \rightarrow \mathbb{R} \\ x & \mapsto \mu(V_{m\bigcirc}^f(x)) \end{cases} \quad (4)$$

où $V_{m\bigcirc}^f(x)$ désigne le VAG de luminance du point x suivant la tolérance d'homogénéité m_{\bigcirc} dans la structure GLIP.

La figure 5 illustre les cartographies, représentées sous forme d'images, de différents descripteurs à VAG (les mesures utilisées sont les fonctionnelles de Minkowski [4] de l'image 'Goldhill'). Les VAG sont calculés dans le modèle CLIP avec la tolérance d'homogénéité $m = 40$. Le ton de gris de chaque point x de l'image résultante correspond à la mesure discrète (aire, périmètre ou nombre d'Euler) du VAG $V_{40}^f(x)$.

(a) Image originale f

(b) aire à VAG

(c) périmètre à VAG

(d) nombre d'Euler à VAG

FIG. 5 – Cartographies (b-d) des fonctionnelles de Minkowski à VAG de l'image 'Goldhill' (a) avec la tolérance d'homogénéité $m = 40$ suivant le critère de luminance dans le modèle CLIP.

Ces descripteurs à VAG sont de nature multi-échelle via le paramètre m_{\square} (les VAG sont emboîtés - voir figure 3).

La figure 6 illustre les cartographies d'aire à VAG sur une image de cerveau, suivant différentes tolérances d'homogénéité m , dans le cadre du modèle CLIP.

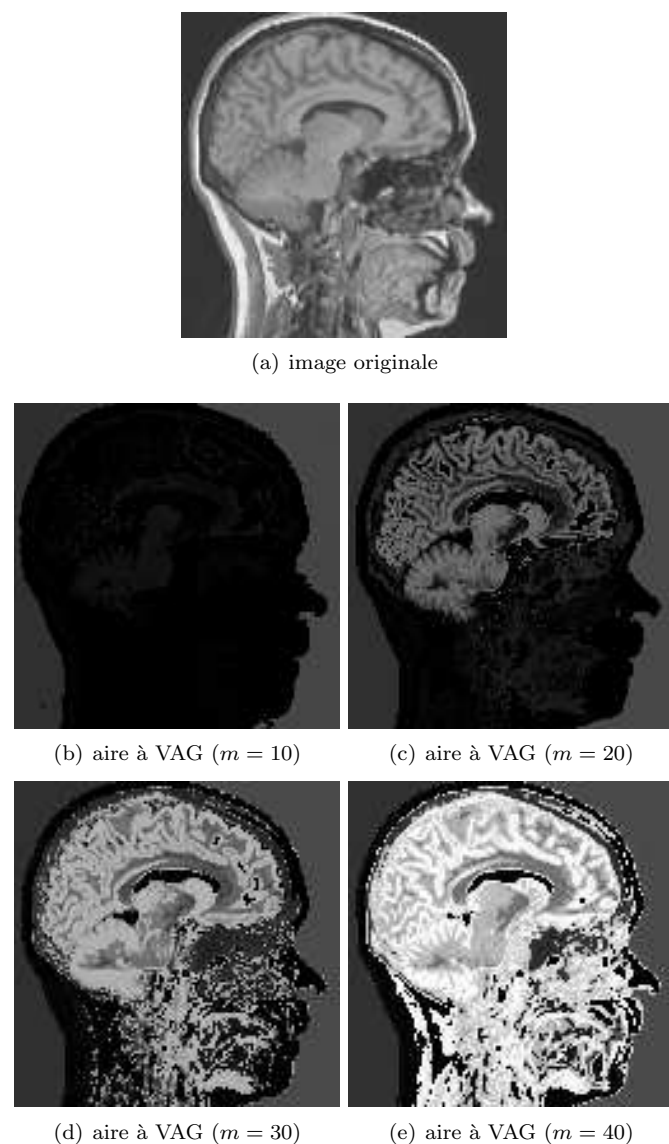


FIG. 6 – Caractérisation multi-échelle de l'aire à VAG de l'image originale f (a) suivant différentes tolérances d'homogénéité (b-e). Le ton de gris de chaque point x des cartographies (b-e) représente l'aire de son VAG.

D'autres critères d'analyse à VAG pourraient être définis en considérant des mesures différentes de celles de Minkowski. Suivant la mesure considérée, la caractérisation d'une image à tons de gris serait de nature géométrique (longueur, orientation, ...), morphologique (circonférence, compacité, ...), topologique (nombre de concavités, ...), etc.

Conclusion et perspectives

Une nouvelle représentation d'image est introduite, caractérisée par des Voisinages Adaptatifs Généraux (VAG), qui est simultanément adaptative avec les échelles d'analyse, les structures spatiales et les intensités. Ces VAG permettent, d'une part, de mettre en place différents opérateurs adaptatifs de traitement d'image en substituant les fenêtres opérationnelles usuelles par ces voisinages adaptatifs généraux. D'autre part, différents descripteurs adaptatifs locaux peuvent être définis pour analyser une image à tons de gris de manière adaptative, locale et multi-échelle, suivant des critères géométriques, morphologiques, topologiques, ...

Les auteurs étudient actuellement l'évolution des descripteurs à VAG en fonction de la tolérance d'homogénéité m_{\square} . Cette analyse en profondeur pourrait mener à l'extraction de points ou régions d'intérêt significatifs, suivant la mesure considérée, d'une image à tons de gris. Par ailleurs, cette nouvelle représentation d'image par VAG ouvre de larges perspectives pour le développement de nouvelles méthodes adaptatives, locales et multi-échelles d'analyse d'image [8].

Références

- [1] J. Debayle and J. C. Pinoli. General Adaptive Neighborhood Image Processing - Part I : Introduction and Theoretical Aspects. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 25(2) :245–266, September 2006.
- [2] J. Debayle and J. C. Pinoli. General Adaptive Neighborhood Image Processing - Part II : Practical Application Examples. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 25(2) :267–286, September 2006.
- [3] C.A. Glasbey and G.W. Horgan. Image analysis for the biological sciences. *Scottish Agricultural Statistics Service*, 1995.
- [4] H. Minkowski. *Volumen und Oberfläche Mathematische Annalen*. 1903.
- [5] A.V. Oppenheim. Generalized Superposition. *Information and Control*, 11 :528–536, 1967.
- [6] J.C. Pinoli. A General Comparative Study of the Multiplicative Homomorphic, Log-Ratio and Logarithmic Image Processing Approaches. *Signal Processing*, 58 :11–45, 1997.
- [7] C.M. Riley, W.I. Rose, and G.J.S. Bluth. Quantitative shape measurements of distal volcanic ash. *Journal Of Geophysical Research*, 108, 2003.
- [8] S. Rivollier. *Analyse d'image quantitative multi-échelle à voisinages adaptatifs généraux*. PhD thesis, Ecole Nationale Supérieure des Mines, Saint-Etienne, France. En cours.
- [9] S. Rivollier. Analyse spectrale morphologique adaptative d'image. Master's thesis, Ecole Nationale Supérieure des Mines, Saint-Etienne, France, September 2006.