

Analyse multirésolution du contraste dans les images numériques.

Multiresolution Analysis of Contrast in Digital Images.

par Jean-Michel JOLION

Laboratoire d'Informatique des Systèmes de Production Industrielle
Bât. 403 - Institut National des Sciences Appliquées
F-69621 Villeurbanne cedex

Résumé

La notion de contraste dans les images numériques est proposée dans une approche multirésolution. L'amélioration du contraste en est une application principale par le biais d'un procédé itératif. De plus, ce procédé itératif permet l'obtention d'une forme simplifiée, *i.e.* binaire, de l'image de départ. De nombreux exemples sont présentés tout au long de cet article montrant les performances de notre algorithme tant sur des images synthétiques que sur des scènes réelles.

Mots clés : Pyramide, analyse multirésolution, contraste, images binaires.

Abstract

We propose a new approach of contrast in digital image using a multiresolution framework. Contrast enhancement is the main application by mean of an iterative process. Moreover, we show that when iterated, this process ends up with a simplified, e.g. binary, image from any initial image. Several examples are presented all over the paper showing the performance of our algorithm on synthetic as well as real scenes.

Key words : Pyramid, multiresolution analysis, contrast, binary images.

1. Introduction

Lorsqu'une image est convertie d'une forme (ou codage) en une autre forme, il en résulte très souvent une dégradation de sa qualité visuelle. Par exemple, un élément CCD d'une caméra intègre la lumière sur une zone physique non ponctuelle. De plus, comme en télédétection, cette zone physique est souvent liée à une composante non locale de la scène observée, du fait de l'éloignement du capteur. Ces phénomènes d'intégration introduisent une atténuation du contraste visuel préjudiciable aux traitements ultérieurs effectués sur l'image, qu'ils soient mis en œuvre par l'homme ou la machine.

Une approche classique à l'amélioration de la qualité visuelle d'une image est la technique de transformation d'histogrammes [1, vol. 1, p. 231-237], [2]. L'égalisation d'histogrammes en est un exemple. L'amélioration du contraste résulte de l'étalement de la distribution des niveaux de gris les plus présents dans l'image. Bien que très simple à implanter, ces techniques sont généralement trop globales car elles ne prennent pas en compte la distribution spatiale des niveaux de gris. La version adaptative

de ces techniques consiste à considérer des contrastes locaux en chaque point de l'image. Notre étude se situe dans ce contexte.

Nous proposons une technique utilisant la multirésolution. Nous expliciterons tout d'abord la construction d'une mesure de contraste prenant en compte la notion de multirésolution. Ensuite, nous présenterons l'opérateur de modification de contraste sur cette nouvelle mesure. De nombreux exemples permettront de cerner le comportement des paramètres de l'opérateur. Enfin, nous verrons que cet opérateur, lorsqu'il est itéré, permet l'obtention d'une représentation simplifiée de l'image initiale sous la forme d'une image binaire.

2. Construction d'une mesure de contraste en multirésolution

2.1. DÉFINITION GÉNÉRALE DU CONTRASTE

Dans ce qui suit, nous considérons une image numérique I à valeurs dans $[0, M] \subset \mathbf{N}$. Très généralement, le contraste en un

point quelconque P de I est mesuré par une différence relative entre la valeur au point P , $I(P)$, et une mesure de la variation dans un voisinage de P , $e(P)$. On obtient ainsi

$$C(P) = \frac{I(P) - e(P)}{I(P) + e(P)} \quad (1)$$

Comme le signalent Beghdadi *et al.* [3], $e(P)$ peut être estimée par une mesure locale du Laplacien, d'un opérateur gradient de type Sobel, Kirsh, ... ou par des opérateurs plus spécifiques tels que ceux proposés par Weska et Rosenfeld [4]. Le problème majeur, commun à toutes ces approches, réside dans le choix de la taille du voisinage. Notons que ce dilemme n'est pas spécifique au problème de l'estimation du contraste et se retrouve dans de nombreuses techniques d'analyse des images numériques.

La réponse communément admise est qu'il n'existe pas de taille de voisinage optimale *a priori* pour une image quelconque. Ceci induit deux approches : la détermination d'une taille optimale locale par utilisation d'une mesure de qualité adéquate, ou l'utilisation, en tout point, de plusieurs voisinages emboîtés de tailles variables. Cette deuxième approche fait référence au concept de multirésolution. C'est celle que nous avons retenue dans notre étude. Nous allons donc préalablement introduire quelques notions liées à la multirésolution [5].

2.2. MULTIRÉSOLUTION ET PYRAMIDE

Une décomposition multirésolution d'une image est fournie par le modèle pyramidal, et en particulier par la pyramide Gaussienne [6]. Il ne s'agit pas là de la seule décomposition possible. Par exemple, on pourra citer les transformées orthogonales, transformées en ondelettes ou pyramides QMF (*Quadrature Mirror Filter*) qui permettent une décomposition du signal image prenant en compte une notion d'orientation absente de la décomposition classique utilisant la pyramide Gaussienne (pour plus de détails, le lecteur pourra se reporter à [7]). Dans la suite de cet exposé, nous faisons le choix du système Gaussien/Laplacien. Chaque résolution de l'image de départ est associée à un niveau de la pyramide Gaussienne. Celle-ci se construit par l'algorithme suivant :

$$G_0[I] = I \quad \text{et} \quad G_k[I] = (W * G_{k-1}[I]) \downarrow 2, \quad (2)$$

pour $k = 1, \dots, H$

avec

- W , filtre passe-bas dont les propriétés sont présentées en détail dans [5, §2.2];
- $*$, le produit de convolution;
- $\downarrow 2$, l'opérateur de sous-échantillonnage
(taille $[G_k] = \frac{\text{taille}[G_{k-1}]}{2^d}$ où d est la dimension du signal, $d = 2$ pour une image);
- H , le plus niveau de la pyramide Gaussienne $G[I]$. Il correspond aux plus basses fréquences du signal de départ I . Sous réserve

d'une connaissance *a priori*, H peut être le plus haut niveau que l'on désire voir intervenir dans les calculs.

La perte d'information lors du passage du niveau k au niveau $k+1$ peut être obtenue par la différence entre G_k et l'estimation des valeurs du niveau k à partir du niveau $k+1$, $E[G_{k+1}]$.

$$E[G_{k+1}](P) = [W * (G_{k+1} \uparrow 2)](P) \quad (3)$$

où $\uparrow 2$ représente un sur-échantillonnage permettant de ramener le niveau $k+1$ à la taille du niveau k . Répétant cette mesure à tous les niveaux, on obtient ainsi la pyramide Laplacienne [8] :

$$L_k(P) = G_k(P) - E[G_{k+1}](P), \quad (4)$$

pour $k = 0, \dots, H-1$

Par définition, on pose $L_H \equiv G_H$. On peut aisément montrer que la pyramide Laplacienne L est une décomposition en bandes passantes du signal initial I . De plus, elle constitue un codage exact de I (la seule connaissance de $L[I]$ permet de reconstruire exactement I). Le terme « Laplacienne » utilisée pour la pyramide L s'explique par l'analogie entre L et l'opérateur Laplacien $\nabla^2 G$ (on peut montrer que $\nabla^2 G$ est la limite d'une différence de Gaussienne de type (3) [9, p. 214-216]). $L_k[I](P)$ représente donc une mesure locale de la variation de I au point P , pour la résolution k . (En réalité $L_k[I]$ représente tout à la fois les détails au niveau de résolution k et le bruit de repliement de spectre engendré par le sous-échantillonnage en (2) suivi par un sur-échantillonnage en (3).)

2.3. CONTRASTE EN MULTIRÉSOLUTION

Ces outils nous permettent donc de définir une représentation multirésolution du contraste en posant $e(P) = -L_k(P)$

$$C_k(P) = \frac{G_k(P) + L_k(P)}{G_k(P) - L_k(P)} \quad (5)$$

En tenant compte de (4), on obtient

$$C_k(P) = 2 \frac{G_k(P)}{E[G_{k+1}](P)} - 1 \quad (6)$$

$E[G_{k+1}](P)$ représente une estimation de la valeur moyenne dans le voisinage de P . Une mesure de variation n'est donc plus nécessaire. Le comportement de C_k est lié directement à celui du ratio $\frac{G_k}{E[G_{k+1}]}$. C'est pourquoi, dans la suite de cette étude, nous choisirons, comme mesure de contraste multirésolution :

$$\Phi_k(P) = \frac{G_k(P)}{E[G_{k+1}](P)}, \quad k = 0, \dots, H-1 \quad (7)$$

(Φ_H n'étant pas défini, on posera $E[G_{H+1}] = G_H$, d'où il résulte $\Phi_H = 1$).

$\Phi_k(P)$ n'est pas défini pour $E[G_{k+1}](P) = 0$. Cependant, si l'on tient compte du mode de calcul de $E[G_{k+1}](P)$ (combinaison linéaire à coefficients positifs de valeurs de G_{k+1} , elles-mêmes combinaison linéaire à coefficients positifs de valeurs de G_k), il

est clair que $E[G_{k+1}](P)$ ne peut être nul que si $G_k(P)$ est nul. Dans ce cas, on posera $\Phi_k(P) = 1$.

On peut noter ici que l'on obtient une formule linéaire strictement équivalente si on définit le contraste comme un rapport entre la variation locale du signal (en valeur absolue) sur la moyenne locale en remplacement de la définition (1). La mesure choisie est très générale et n'est pas liée au concept de multirésolution. En effet, on retrouve une forme $C(P) = I(P)/(W* I)(P)$ où W désigne un masque de convolution, très souvent utilisée pour quantifier le contraste.

De même que la pyramide Laplacienne, la pyramide des contrastes $\Phi[I]$, est un codage exact de I . En effet, l'algorithme

$$\begin{cases} G_H(P) = \Phi_H(P) \\ G_k(P) = \Phi_k(P) \cdot E[G_{k+1}](P), k = H - 1, \dots, 0 \end{cases} \quad (8)$$

permet de reconstruire sans erreur $G_0 = I$ grâce à un mécanisme simple. C'est pourquoi il est intéressant d'utiliser $\Phi[I]$ à la place de $C[I]$.

2.4. MODIFICATION DE CONTRASTE

Le principe de l'amélioration de contraste consiste à accroître (resp. décroître) la valeur en P à tout niveau k , si son contraste est supérieur (resp. inférieur) à 1. Ceci est résumé dans le procédé suivant :

$$\begin{cases} \Gamma_H(P) = \Phi_H(P) \\ \Gamma_k(P) = \zeta_k(\Phi_k(P)) \cdot E[\Gamma_{k+1}](P), k = H - 1, \dots, 0 \end{cases} \quad (9)$$

Γ_0 est la nouvelle image. Les fonctions ζ_k de modification du contraste doivent valider

$$\zeta_k(x) \begin{cases} < x & \text{si } x < 1 \\ = 1 & \text{si } x = 1 \\ > x & \text{si } x > 1 \end{cases} \quad (10)$$

Les fonctions les plus souvent utilisées sont les fonctions puissances ($\zeta_k(x) = x^{1+\alpha_k}$, $\alpha_k > 0$), mais l'on peut également construire d'autres fonctions à l'aide de e^x , $\ln(x)$ ou encore $\tanh(x)$ [10]. Nous utiliserons les fonctions puissances car plus rapides et plus robustes vis-à-vis de leur implantation sur machine.

Notons que dans (9), on peut remplacer $\Phi_H(P)$ par une valeur arbitraire. $\Phi_H(P)$ représentant la luminance moyenne de l'image, il est ainsi possible de corriger des distorsions telles qu'une sur-(ou sous) illumination ou imposer une référence constante à une image en vue d'une comparaison avec d'autres images (normalisation d'images).

On doit à Toet [11] un procédé similaire. Cependant, dans son approche, Toet proposait d'améliorer le contraste en modifiant la valeur du fond plutôt que le contraste local

$$\Gamma_k(P) = \Phi_k(P) \cdot CE_EXPAND[\Gamma_{k+1}](P) \quad (11)$$

Cette modification du fond est obtenue en remplaçant le filtrage linéaire (3) par un opérateur min ou max selon la valeur du contraste local. Le principal inconvénient de cette approche réside justement dans ces opérateurs non linéaires *CE_EXPAND* qui introduisent des discontinuités artificielles.

Nous allons maintenant étudier en détail notre opérateur de modification de contraste ainsi défini.

3. Étude de l'opérateur

3.1. CHOIX DES FONCTIONS ζ_k

Dans notre approche multirésolution, il est intéressant de faire varier le paramètre α_k des fonctions puissances selon le niveau de résolution. $\Phi_0(P)$ représente un contraste local calculé relativement au voisinage immédiat; il correspond aux variations les plus fines. A l'opposé, $\Phi_{H-1}(P)$ représente un contraste global prenant en compte tous les points de l'image. En pratique, on constate que $\Phi_{H-1}(P)$ est proche de 1 car peu d'écarts subsistent entre les niveaux $H-1$ et H de la pyramide Gaussienne. La modification de Φ_{H-1} aura une influence globale sur toute l'image, ce qui n'est pas le but recherché généralement dans les techniques d'amélioration de contraste où l'objectif est plutôt de mieux faire ressortir les détails (les plus bas niveaux de la pyramide). C'est pourquoi nous imposons

$$0 = \text{Min}(\alpha_k) = \alpha_H < \alpha_{H-1} < \dots < \alpha_1 < \alpha_0 = \text{Max}(\alpha_k) \quad (12)$$

Une manière simple de relier α_k à la valeur de k du niveau est de choisir

$$\alpha_k = \alpha \left(1 - \frac{k}{H}\right) \quad (13)$$

Ce qui induit $(\text{Min}(\alpha_k), \text{Max}(\alpha_k)) = (0, \alpha)$. Le paramètre α permet de régler l'amplitude de modification de contraste. Plus α sera grand, plus les différences seront amplifiées. Le choix de la linéarité entre α_k et k est guidé d'une part par un soucis de simplicité, et d'autre part par l'expérience liée à l'utilisation de ce type de paramètre dans d'autres applications de type pyramidale (par exemple dans le cas de la propagation probabiliste d'information entre des niveaux de résolution [5, pp. 94-100]).

Bien sûr, un schéma ne vérifiant pas (12) est tout à fait envisageable. Par exemple, on peut retenir un schéma équivalent pour $k > 0$ et utiliser $\alpha_0 = 1$ (ou < 1) si l'on ne veut pas amplifier (voire atténuer) les différences les plus locales. Ceci est le cas lorsque le signal de départ contient un bruit caractérisé par des hautes fréquences. Plus généralement, le choix des α_k peut être plus complexe afin de permettre une différenciation du traitement appliqué dans chaque bande de fréquences selon que l'effet désiré sera une amplification ($\alpha_k > 1$) ou une atténuation ($\alpha_k < 1$). Bien sûr, la conception d'un tel procédé nécessitera une

connaissance *a priori* des caractéristiques spectrales du signal et du bruit.

3.2. AMÉLIORATION ITÉRATIVE

Considérons l'image bien connue de Léna (cf figure 1). La figure 2 présente l'influence de la valeur de α sur l'ampleur de la modification des contrastes. Selon la valeur de α , la transformation de l'image initiale peut être « douce » (faible valeur de α) ou brutale (forte valeur de α). Il est difficile, sans connaissance *a priori*, de déterminer la valeur de α . En effet, l'effet recherché est essentiellement visuel. Il est cependant possible de construire un procédé plus autonome par itération du mécanisme avec une faible valeur de α , jusqu'à maximisation d'un critère. Un critère classique, pas nécessairement optimal, est l'entropie de l'histogramme de l'image [1, p. 181]. Le procédé est itéré tant que l'entropie de l'image résultante est augmentée. (La convergence est de ce fait garantie puisque l'entropie est bornée, généralement à 8 bits, et que l'on s'arrête dès que cette entropie ne croît plus). Cela revient à rechercher une utilisation maximale de la dynamique des niveaux de gris. Comme nous le précisons en introduction, ceci permet de faire le lien avec les techniques d'amélioration de contraste opérant directement sur l'histogramme.

Le procédé itératif est alors défini par cinq pas de calcul :

1. $G_0^0 = I ; n = 0$
2. $G_k^n = (W * G_{k-1}^n) \downarrow 2$
 $k = 1, \dots, H$
3. $\Gamma_H^{n+1} = G_H^n$



Figure 1. – Léna.



Figure 2. – Amélioration du contraste en fonction du paramètre α . $\alpha = 1$, $\alpha = 0.25$, $\alpha = 5$, $\alpha = 2$.

$$4. \Gamma_k^{n+1} = \text{Min} \left[M, \left(\frac{G_k^n}{E[G_{k+1}^n]} \right)^{1+\alpha_k} E[\Gamma_{k+1}^{n+1}] \right]$$

$$k = H - 1, \dots, 0$$

L'opérateur *Min* est nécessaire si l'on veut conserver la dynamique du signal sur l'intervalle $[0, M]$. Sans cet opérateur, les valeurs peuvent croître à l'infini ce qui n'est pas satisfaisant vis-à-vis de la nature du signal ni approprié à une représentation en machine.

$$5. G_0^{n+1} = \Gamma_0^{n+1} ; \text{ aller à 2}$$

3.3. EXEMPLES

3.3.1. Dégradations simulées

Dans tous les exemples, nous utilisons $\alpha = 1$. Dans un premier temps, nous considérerons l'image de la figure 1 qui se caractérise par une forte entropie (7.6 bits). Cette image, notée I , a été artificiellement dégradée par différents procédés, résultant en l'image notée I_D , afin de juger de la qualité visuelle du procédé d'amélioration.

Tout d'abord, la figure 3a simule la présence d'une dérive lumineuse ($I_D(i, j) = (I(i, j) + 3j)/4$). Notons que l'entropie reste forte puisque égale à 7.1. Ceci relativise la qualité de cet indicateur. La figure 3c présente le résultat de l'amélioration des contrastes. Le maximum de l'entropie est obtenu en deux itérations et vaut 7.8. Bien qu'incomplètement restaurée, la qualité visuelle de l'image est nettement améliorée.



Figure 3. – Exemples d'amélioration du contraste
 (a) Dérive lumineuse. (b) Saturation lumineuse. (c) et (d) Images recontrastées. (e) et (f) Images restaurées par égalisation d'histogramme.

Il en est de même pour le deuxième exemple de la figure 3 qui présente les résultats obtenus pour une saturation lumineuse ($I_D(i, j) = I(i, j)/8 + 128$ produisant un effet de brouillard, cf figure 3b). L'entropie passe de 4.6 à 7.4 après quatre itérations (cf figure 3d).

Par comparaison, les images (e) et (f) de la figure 3 montrent les résultats obtenus par une égalisation d'histogramme. On constate aisément que cette dernière technique est plus performante en cas de réduction de la dynamique (ce qui est logique car l'histogramme subit une déformation globale). Par contre, le résultat par égalisation est moins bon en présence d'une dérive qui traduit un phénomène spatial impossible à prendre en compte par la seule modification de l'histogramme.

3.3.2. Dégradations réelles

La figure 4 présente une autre scène réelle dont l'entropie est 4. Il s'agit d'une image infra-rouge fortement dégradée. Le tableau 1 regroupe les valeurs de l'entropie maximale ainsi que le nombre nécessaire d'itérations pour atteindre cette entropie, pour quelques valeurs de α . La « convergence » est d'autant plus rapide que α est grand. On constate que la valeur du maxima d'entropie est peu sensible à la variation de α .

Tableau 1. – Entropie maximale (E_{max}) et nombre nécessaire d'itérations pour atteindre la convergence (N) pour différentes valeurs de α .

α	E_{max}	N
0	4.01	0
0.1	7.30	19
0.25	7.30	8
0.5	7.27	4
0.75	7.28	3
1	7.19	2
1.5	7.29	2
1.75	7.27	2
1.25	7.28	2
2	7.18	2
2.5	7.14	1

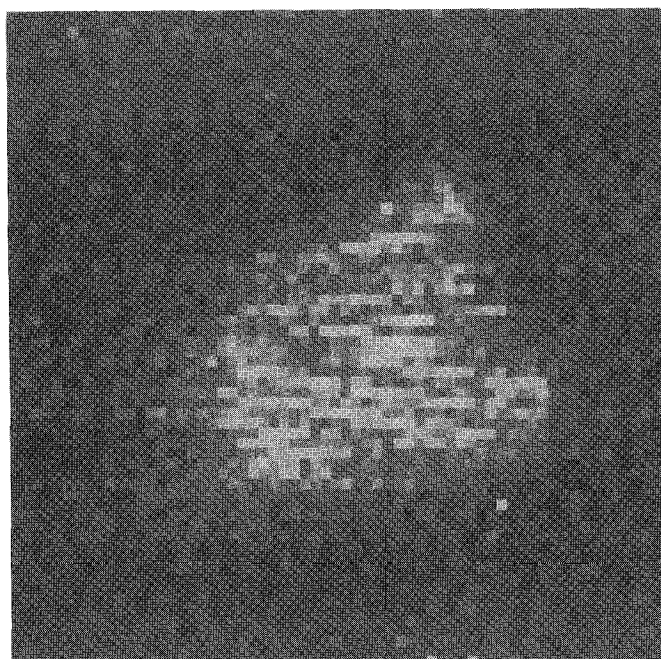


Figure 4. – Image infra-rouge d'un tank.

Cependant, les images de la figure 5 montrent que le résultat visuel est beaucoup moins stable. L'emploi d'une valeur forte de α induit une transformation plus grossière. Ceci s'explique par le fait qu'une forte valeur de α induit des saturations dans l'image (valeurs égales à 0 ou M). Les détails sont mieux restaurés grâce

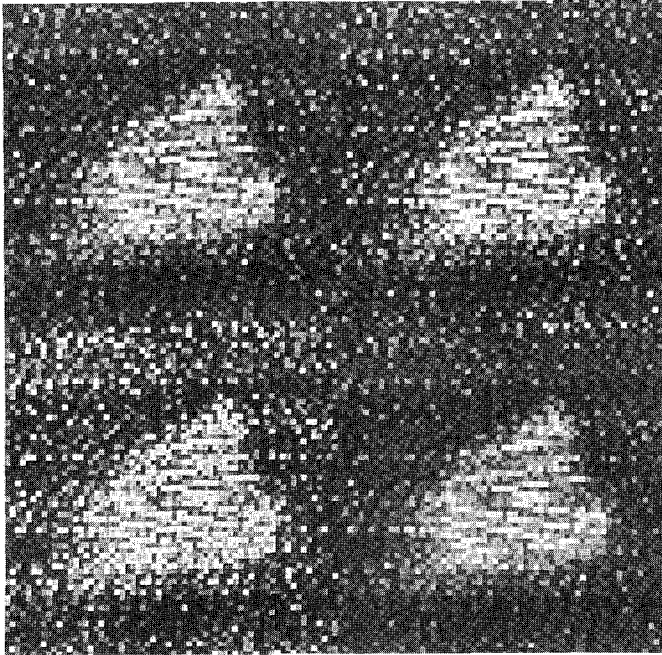


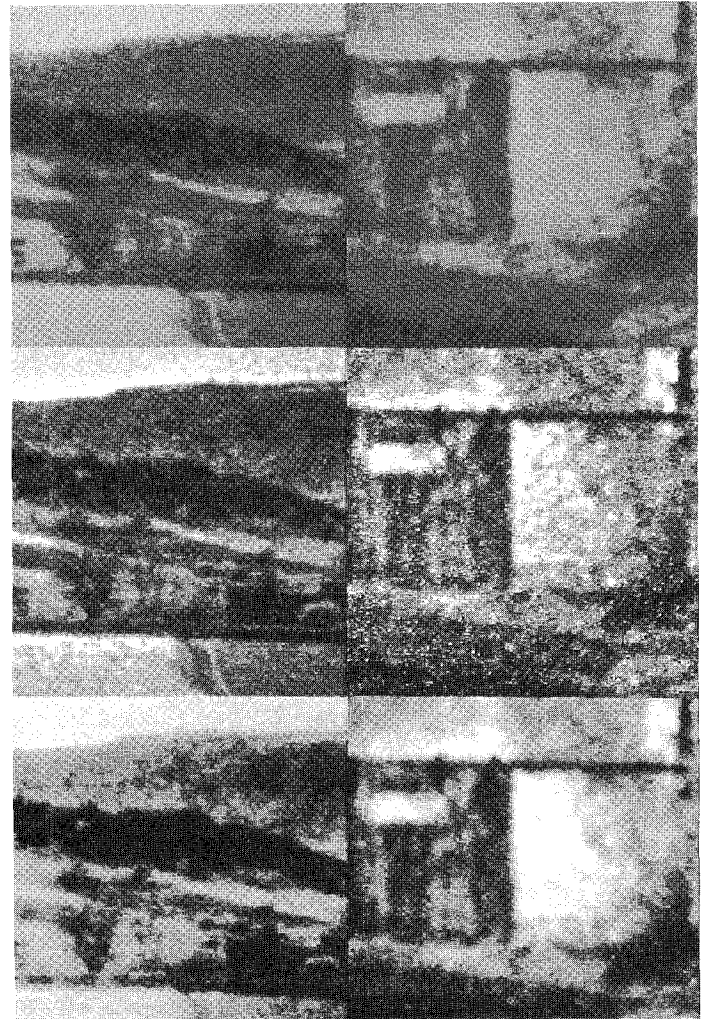
Figure 5. – Amélioration du contraste en fonction du paramètre α . $\alpha = 0.5$, $\alpha = 0.1$, $\alpha = 2$, $\alpha = 1$.

à une valeur faible de α mais cela induit une convergence plus lente et donc un temps de calcul plus important. Plus α est faible, moins l'image est modifiée.

Il est donc tout à fait possible d'envisager un procédé où α serait une fonction décroissante du nombre d'itérations pour garantir une convergence. On remarquera ici l'analogie entre le paramètre α et la fonction de température employée dans les procédés de recuit simulé [12].

La figure 6 propose un autre exemple de dégradation réelle. Les images initiales sont des images acquises de nuit par un capteur incluant un intensificateur de lumière [13]. Ce procédé permet de ne pas faire appel à une source de lumière externe. Cependant, l'intensification de lumière produit une dégradation sensible de la qualité de l'image. Les entropies initiales sont respectivement de 6.96 et 6.57. Les valeurs finales sont de 7.61 et 7.71 en respectivement 13 et 20 itérations du procédé d'amélioration avec $\alpha = 0.1$. Cette faible valeur permet de limiter les effets de saturation. De nouveau par comparaison, la dernière ligne de la figure 6 présente les résultats obtenus par égalisation d'histogramme. On constate que cette technique induit une plus forte homogénéisation de l'image ainsi que plus de zones de saturation.

La qualité des résultats peut paraître assez faible quand les images sont bruitées. Nous aborderons le cas du bruit impulsionnel dans la suite de cet article. Cependant, de manière générale, il est tout à fait envisageable d'utiliser cet outil pour combiner une transformation de contraste à un lissage (qui peut être obtenu pour des valeurs de α croissantes avec le niveau H , à l'inverse du procédé utilisé jusque là). L'objectif est alors différent et sort du cadre de notre étude.



a b
c d
e f

Figure 6. – Amélioration du contraste sur des images de nuit
(a) et (b) Images initiales d'un paysage et d'une porte de garage. (c) et (d) Images recontrastées. (e) et (f) Images améliorées par égalisation d'histogramme.

3.4. COMPORTEMENT EN PRÉSENCE DE BRUIT IMPULSIONNEL

Les méthodes d'amélioration de contraste dans les images numériques proposées dans la littérature sont nombreuses. Parmi les plus connues, on peut citer les travaux de Gordon *et al.* [14], de Beghdadi *et al.* [15] ou des approches plus récentes telles que celles de Dash et Chatterji [16] et Yu et Mitra [17]. En particulier, ces deux dernières techniques prennent en compte simultanément l'augmentation et l'atténuation du contraste, ce qui n'était pas permis dans les techniques initiales de Gordon et Beghdadi. Plus exactement, Dash et Chatterji proposent une modification adaptative du contraste qui permet de limiter l'amplification du bruit. Ceci nécessite une analyse statistique préliminaire de chaque zone

de l'image. Coûteux en temps de traitement, cette approche souffre aussi du choix des tailles des zones élémentaires.

Par comparaison, notre approche permet principalement de rendre le procédé plus autonome par son analyse systématique de plusieurs tailles de voisinages par le biais de l'utilisation de la multirésolution. Concernant l'amplification du bruit, la multirésolution apporte là encore une solution simple. Le bruit, par opposition aux variations structurées de type contour, se caractérise par une existence uniquement locale. Nous suggérons que la comparaison de $\Phi_k(P)$ et $E[\Phi_{k+1}](P)$ indique la présence d'un bruit si $\Phi_k(P) \gg E[\Phi_{k+1}](P)$ ou si $E[\Phi_{k+1}](P) \gg \Phi_k(P)$.

Ceci est tout particulièrement vrai dans le cas d'un bruit impulsif. En effet, dans le cas d'un contour, plusieurs voisins de P ont un contraste fort et de ce fait l'atténuation du contraste, normale lors du passage du niveau k au niveau $k+1$, sera plus faible que si P est très différent de tous ses voisins. Ceci caractérise le fait qu'une structure (*i.e.* contour, bord, ...) résiste plus à un filtre passe bas qu'un bruit local non structuré.

Cependant, la mise en œuvre de cette approche nécessite la définition de seuils (l'idéal étant de définir un seuil par niveau bien que l'on conçoit aisément que c'est sur les niveaux les plus bas que se pose le problème du bruit impulsif).

La figure 7 présente un exemple d'un tel procédé sur une autre image de nuit dont l'entropie est 6.57 (cf figure 7a). Sur cet exemple, nous avons limité les écarts relatifs entre $\Phi_k(P)$ et $E[\Phi_{k+1}](P)$ à 1.5 (ce qui est volontairement très conservateur pour amplifier la

différence entre le procédé classique et l'amélioration proposée). On peut tout à fait envisager de profiter de l'aspect multirésolution en limitant les écarts relatifs grâce à un seuil dépendant de la résolution (dans la même démarche qui a conduit au choix de (12) et (13)). Une étude plus poussée serait alors nécessaire pour prendre en compte des caractéristiques plus précises du modèle du bruit. L'image 7d est la différence entre les deux résultats sans test d'écart (cf figure 7b) et avec test (cf figure 7c). On constate que les écarts les plus importants (points blancs) sont bien non structurés dans l'image.

Il y a bien amélioration des contrastes de type contour sans amplification du bruit impulsif. On peut bien sûr envisager d'atténuer le bruit par modification des valeurs pour lesquelles le test de présence de bruit a déclenché en remplaçant la valeur locale par une combinaison de son voisinage. Toutes les approches classiques du filtrage par lissage spatial sont ici utilisables.

4. Simplification d'images

4.1. CONVERGENCE DU PROCÉDÉ ITÉRATIF

Le procédé que nous venons de décrire est itératif. Dans le but d'améliorer le contraste d'une image, nous avons proposé d'itérer jusqu'à obtenir une entropie maximale. Nous allons maintenant nous intéresser au devenir de l'image lorsque le procédé continue d'itérer.

Schématiquement, le procédé tend à accroître les différences locales et globales en diminuant ou augmentant les valeurs. Son itération amplifie ce comportement. Cependant, lorsque l'on travaille avec une échelle finie de niveaux de gris, les valeurs ne peuvent sortir de l'intervalle $[0, M]$. Il est donc normal que l'itération produise un nombre croissant de valeurs extrêmes (0 ou M). L'image résultat est donc, en général, une image binaire. Si nous employons le terme, *en général*, c'est qu'il est tout à fait possible de construire une image non binaire qui ne soit pas modifiée par le procédé. C'est en particulier le cas des images uniformes. De même, la séquence $G_0 = (0 ; \frac{M}{2} ; M)$, $G_1 = (\frac{M}{2})$ n'est pas modifiée car ne présentant pas de contraste au centre et des valeurs non modifiables sur les bords. D'autres exemples du même type sont bien sûr envisageables. Cependant, on conçoit aisément qu'ils correspondent à des configurations très particulières.

Ce procédé de fabrication d'images quasi-binaires possède certaines propriétés simples relativement à l'existence de points fixes. Ceux-ci sont de deux types. Les images constantes sont des points fixes instables pour le procédé en ce sens que si l'image initiale est quasi-constante (différente d'une image constante en un seul point), le procédé ne convergera pas vers une image constante. (De plus, on peut montrer qu'une image constante ne peut être

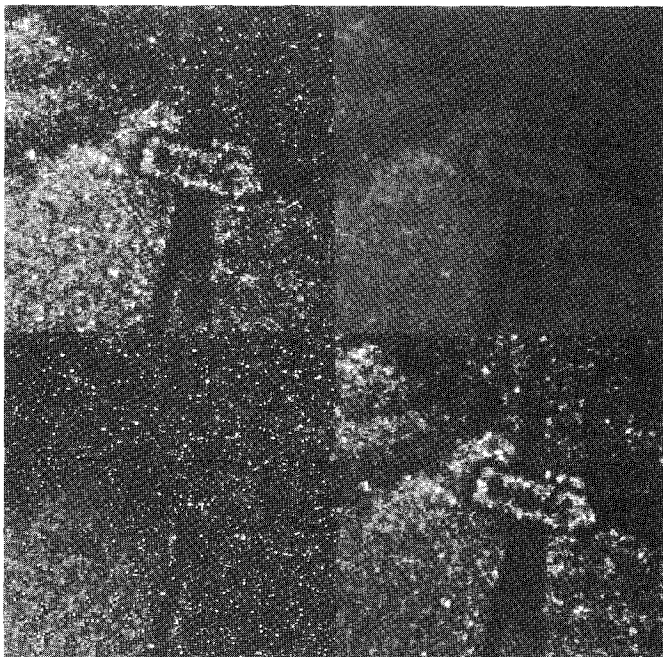


Figure 7. – **Contraste et bruit impulsif** b a
d c

(a) Image initiale. (b) Image reconstruite sans test de présence de bruit impulsif. (c) Image reconstruite avec un écart maximal de 1.5 entre les contrastes $\Phi_k(P)$ et $E[\Phi_{k+1}](P)$. (d) Différence entre les images (b) et (c).

le résultat d'une itération). Les points fixes stables sont les images binaires. Si l'image initiale est une image quasi-binaire, le procédé convergera vers une image binaire.

La figure 8 présente deux exemples d'images binaires résultats de l'itération de ce procédé, pour des images de visages. Ces images binaires ne peuvent être produites par simple seuillage (ou seuillage adaptatif) des images initiales. L'information contenue dans ces images traduit à l'extrême l'ensemble des contrastes présents dans les images initiales. Ces images sont perceptuellement satisfaisantes car bien que simplifiées, elles traduisent correctement les informations contours et textures qui sont des éléments perceptuels importants pour le système visuel humain.



Figure 8. – Simplification d'images $\begin{matrix} a & b \\ c & d \end{matrix}$
 (a) et (b) Images initiales de visages. (c) et (d) Images binaires obtenues par itération de l'amélioration du contraste.

4.2. INFLUENCE DES PARAMÈTRES

Plusieurs paramètres influencent le résultat final pour une image donnée : le niveau maximal H pris en compte dans la structure pyramidale et le paramètre α , amplitude de modification des contrastes.

Considérons tout d'abord le paramètre α . Le comportement est simple. En effet, la valeur de α règle l'amplification des contrastes. Augmenter α induit des écarts plus forts entre valeurs de l'image et donc une convergence plus rapide vers une image binaire. Cependant, cette convergence rapide peut se faire au détriment d'un équilibre entre contrastes locaux et contrastes globaux, les premiers l'emportant le plus souvent. L'apparition de zones

homogènes plus importantes en taille est favorisée par les plus faibles valeurs de α , H restant constant et égal à la hauteur de la pyramide. Ce cas correspond aux plus faibles écarts entre α_0 et α_H et indique donc un équilibre plus important entre contraste local et global. La figure 9 montre pour l'image de la figure 8b, le nombre d'itérations nécessaire à la convergence pour différentes valeurs de α . Notre critère de convergence est associé à une entropie devenant plus faible que 1.05 ce qui correspond à une image très fortement binaire (on peut également tester le nombre de valeurs ayant atteint les extréma 0 ou M). Cette valeur est constante pour tous nos exemples. La figure 10 propose plusieurs de ces états de convergence. On constate que les images résultats sont assez stables malgré les grands écarts de vitesse de convergence.

On obtient une plus grande variance avec le deuxième paramètre, H . En effet, l'influence de ce paramètre se situe sur la nature

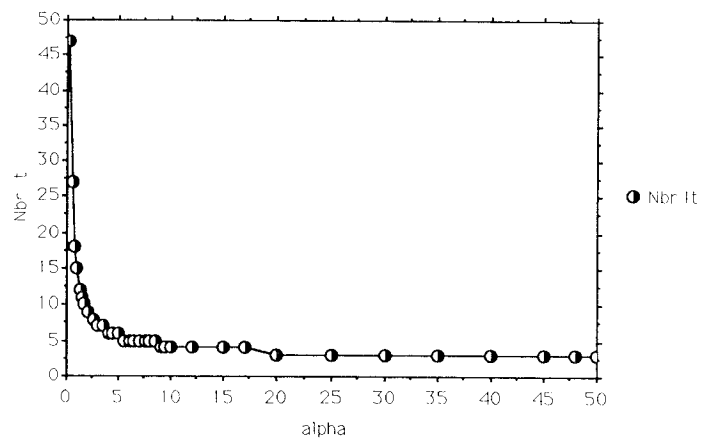


Figure 9. – Nombre d'itérations nécessaire à la convergence en fonction de α .



Figure 10. – Images simplifiées en fonction de α . $\alpha = 1$, $\alpha = 0.25$, $\alpha = 5$, $\alpha = 2$.

même des contrastes pris en compte. Pour $H = 1$, seul le contraste le plus local est amplifié. L'image obtenue est similaire à une image traitée par un opérateur Laplacien [1, vol. 2, p. 89-91]. Lorsque l'on augmente H , des contrastes plus globaux sont pris en compte, au détriment de quelques détails texturaux les plus fins, résultant en une image plus compacte (*i.e.* plus de zones homogènes). Quelques exemples, regroupés en figure 11, confirment visuellement ces remarques. Par contre, la vitesse de convergence ne dépend pas (validé empiriquement) de la variation de H .



Figure 11. – Images simplifiées en fonction de H . $H = 1$, $H = 3$, $H = 5$, $H = 8$.

Le résultat final obtenu par itération est donc plus sensible au choix de H qu'à celui de α . Ceci est bien sûr amplifié lorsque le paramètre α n'est pas construit selon le schéma (12). Quant à α , la valeur 1 nous est apparue, empiriquement, une valeur moyenne permettant un bon compromis entre contrastes locaux et globaux tout en assurant une vitesse de convergence assez rapide (moins de 10 itérations pour une image 256×256 soit moins de 15 secondes sur une station de travail de type HP série 700).

4.3. EXEMPLES

La figure 12 présente le résultat obtenu pour deux images synthétiques formées par des combinaisons de sinusoides amorties par des exponentielles. Bien que possédant des variations en tout point, ces images se caractérisent par la présence d'une continuité globale. On ne peut donc, *a priori*, pas rechercher de contours. Cependant, ces images sont bien perçues, en première ap-

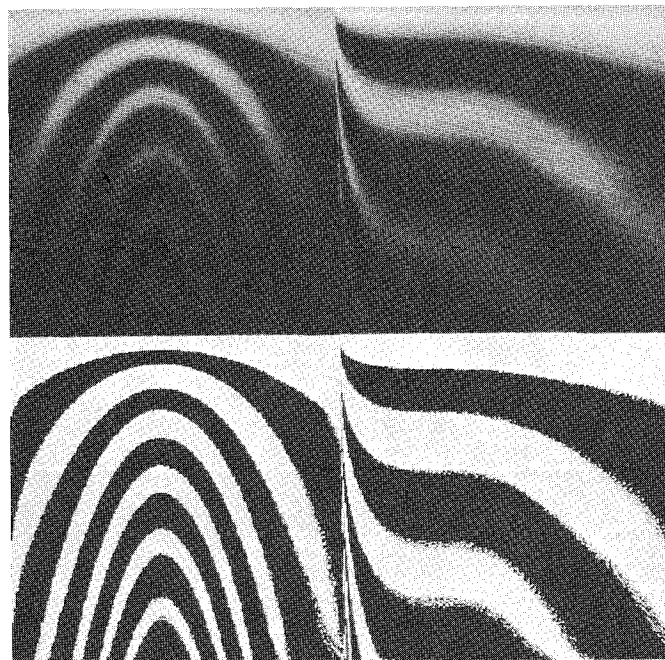


Figure 12. – Simplification d'images $\begin{matrix} a & b \\ c & d \end{matrix}$
(a) et (b) Images initiales. (c) et (d) Images simplifiées.

proximation, comme composées de bandes. Les images binaires résultats sont perceptuellement satisfaisantes en ce sens qu'elles fournissent une simplification du signal acceptable.

Notre deuxième exemple (cf figure 13) est une application plus concrète de traitement de cartes routières. L'image initiale (cf figure 13a) est peu contrastée. Le procédé décrit dans cet article peut être utilisé, pour reconstruire l'image (cf figure 13b), mais également pour la simplifier en une forme binaire (cf figure 13c).

Tous ces exemples ont été obtenus avec le même paramétrage, $\alpha = 1$, et H maximal.

5. Discussion

Le procédé que nous avons présenté permet d'améliorer le contraste d'une image numérique. Par son itération, il permet également l'obtention d'une image simplifiée binaire.

Dans les nombreux exemples que nous avons proposés, la qualité visuelle des images binaires est toujours satisfaisante. Ce résultat est en grande partie dû au fait que notre procédé tend à extraire de l'image les informations perceptuellement utiles à l'œil. En effet, on sait que celui-ci est très sensible aux contrastes qu'ils soient dus à un contour ou à une texture. (Notons que la notion de contraste est beaucoup plus générale et donc plus simple à caractériser que celle de contour). De plus, notre procédé inclut la multirésolution qui là encore, est un concept compatible avec le mécanisme de la vision humaine [18,19].

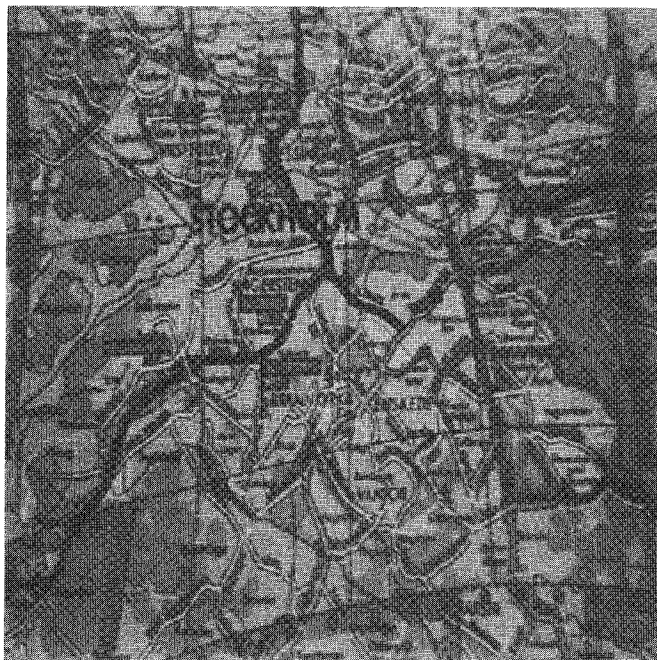


Figure 13a. – Extrait d'une carte routière.



Figure 13c. – Image simplifiée.



Figure 13b. – Image reconstituée.

Parmi les nombreuses applications de cette technique de simplification d'images, il faut inclure toutes les applications nécessitant le passage d'une image en niveaux de gris à une image binaire. La figure 14 présente un débouché particulier concernant la reconnaissance de visages. Ce domaine est actuellement abordé par de très nombreuses équipes de recherche tout particulièrement depuis l'apparition de résultats prometteurs utilisant les réseaux

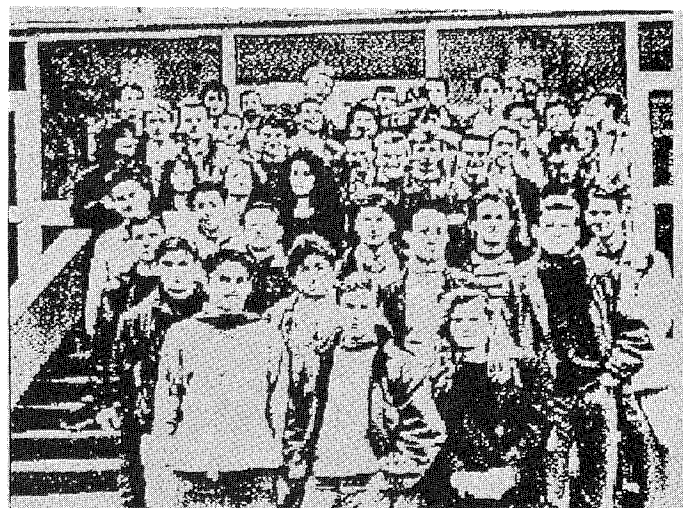


Figure 14. – Visages simplifiés.

de neurones. Notre objectif est d'étudier l'information pertinente que doit contenir une représentation simplifiée (*i.e.* binaire) d'un visage pour faciliter / fiabiliser sa reconnaissance par un réseau de neurones. Notons que le modèle pyramidal que nous avons utilisé dans cet article est tout à fait compatible avec une architecture neuronale comme l'ont montré récemment Bischof *et al.*[20] et Chich [21]. Il permet donc à la fois l'implémentation des techniques de simplification et de reconnaissance des visages.

Les temps de traitement de la version actuelle de notre logiciel sont relativement faibles (une itération, pour une image 512×512 , prend 6 secondes sur une station HP série 700). De plus, une optimisation (au sens de la théorie du traitement du signal et de la complexité algorithmique) du calcul des pyramides Gaussiennes

et Laplaciennes est envisageable [22], de même que l'utilisation de cartes spécialisées [23].

Remerciements : l'auteur remercie la société Euro Cockpit Technologies pour les images en environnement nocture (Figures 6 et 7) ainsi que les relecteurs pour leurs commentaires.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] A. ROSENFELD et A.C. KAK, *Digital Picture Processing*, 2ème édition, Academic Press, New-York, 1982.
- [2] D.C.C. WANG, A.H. VAGNUCCI, C.C. LI, « Digital Image Enhancement : A Survey », *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 24, 1983, pp. 363-381.
- [3] A. BEGHDAI, A. LE NEGRATE, H. DUPOISOT, A. CONSTANS, J. LAFAIT, P. GADENNE, P. ALBARÈDE, « Réhaussement de contraste par détection de contours », *Proc. Cognitiva 87*, Paris, 1987, pp. 138-145.
- [4] J.S. WESKA, A. ROSENFELD, « Histogram Modification for Threshold Selection », *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, vol. 9, 1979, pp. 38-45.
- [5] J.M. JOLION, A. ROSENFELD, *A Pyramid Framework for Early Vision*, Kluwer, Amsterdam, 1993.
- [6] P.J. BURT, « Fast Filter Transforms for Image Processing », *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 16, 1981, pp. 20-51.
- [7] Y. MEYER, *Les Ondelettes*, Armand Colin, 1992.
- [8] P.J. BURT, E.H. ADELSON, « The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code », *IEEE Trans. Comm.*, vol. 31, 1983, pp. 532-540.
- [9] D. MARR, H. HILDRETH, « Theory of edge detection », *Proc. of Royal Soc. London B*, vol. 207, 1980, pp. 187-219.
- [10] A.P. DHAWAN, G. BELLONI et R. GORDON, « Enhancement of Mammographic Features by Optimal Adaptive Neighborhood Image Processing », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 5, 1986, pp. 8-15.
- [11] A. TOET, « Adaptive Multi-Scale Contrast Enhancement Through Non-Linear Pyramid Combination », *Pattern Recognition Letters*, vol. 11, 1990, pp. 735-742.
- [12] S. GEMAN, D. GEMAN, « Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions and the Bayesian Restoration of Images », *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 6, 1984, pp. 721-741.
- [13] J.M. JOLION, « Contrast Enhancement through Multiresolution Decomposition », *Proc. Int. Conf. on Image Processing : Theory and Applications*, San Remo, Italy, édité par Vernazza G., Venetsanopoulos A.N. and Braccini C., Elsevier, Amsterdam, 1993, pp. 205-208.
- [14] R. GORDON, R.M. RANGAYYAN, « Feature enhancement of film mammograms using fixed and adaptive neighborhoods », *Applied Optics*, vol. 23, 1984, pp. 560-564.
- [15] A. BEGHDAI, A. LE NEGRATE, « Contrast Enhancement Technique Based on Local Detection of Edges », *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 46, 1989, pp. 162-174.
- [16] L. DASH, B.N. CHATTERJI, « Adaptive Contrast Enhancement and De-enhancement », *Pattern Recognition*, vol. 24, 1991, pp. 289-302.
- [17] T.H. YU, S.K. MITRA, « Perceptually Based Contrast Enhancement Algorithm », *Proc. Int. Conf. Image Processing : Theory and Applications*, San Remo, Italy, edited by Vernazza G., Venetsanopoulos A.N. and Braccini C., Elsevier, Amsterdam, 1993, pp. 75-78.
- [18] H.R. WILSON, J.R. BERGEN, « A Four Mechanism Model for Threshold Spatial Vision », *Vision Research*, vol. 19, 1979, pp. 19-32.
- [19] J.K. TSOTSOS, « How Does Human Vision Beat the Computational Complexity of Visual Perception? », *Computational Processes in Human Vision : An Interdisciplinary Perspective*, édité par Pylyshyn Z.W., Ablex, Norwood, NJ, 1990, pp. 286-338.
- [20] H. BISCHOF, W.G. KROPATSCH, « Neural Networks and Image Pyramids », *Pattern Recognition 1992*, édité par Bischof H. and Kropatsch W.G., Oldenbourg, Germany, 1992, pp. 249-260.
- [21] T. CHICH, « Réseaux de Neurones et Pyramides », *Mémoire de DEA, LISPI, Université Lyon 1*, 1993.
- [22] A. CHEHIKIAN, « Algorithmes Optimaux pour le Calcul de Pyramides Passe-Bas et Laplacienne d'Images », *Traitement du Signal*, vol. 9, 1992, pp. 297-307.
- [23] R. KOUDSIEH, « Construction de pyramide d'image en temps réel vidéo », *Thèse de Doctorat, INP Grenoble*, 1993, 122 p.

L'AUTEUR

J.M. JOLION



Ingénieur de l'INSA de Lyon (option informatique, 1984). Thèse de Doctorat en Informatique (analyse d'images en microscopie électronique, 1987). Séjour post-doctoral au Computer Vision Laboratory (Université du Maryland, 1987-1988). Professeur à l'Institut National des Sciences Appliquées de Lyon. Activités de recherche dans le domaine de la perception visuelle en liaison avec la vision humaine (en particulier la multirésolution et l'architecture pyramidale) et sur la méthodologie de conception des systèmes de vision artificielle. Co-auteur du livre « A Pyramid Framework for Early Vision » avec le Professeur Rosenfeld.

Manuscrit reçu le 16 novembre 1993.