

Un opérateur newtonien pour le rehaussement de contraste

A newtonien operator for contrast enhancement

par R. OUREMCHI, R. BENSLIMANE, T. GADI

Laboratoire de Transmission et de Traitement d'Image,
École Supérieure de Technologie de Fès.
Route d'Imouzzar, BP 2427, Fès-Maroc. Fax: (212 5) 60 05 88
e-mail : rabah.ouremchi@estfes.ac.ma

résumé et mots clés

Nous proposons dans ce travail une méthode locale d'amélioration de contraste. Cette méthode peut être cataloguée dans la famille des filtres par convolution, dont la singularité réside dans le choix des coefficients du masque de convolution qui ne sont pas fixés à l'avance mais déterminés de façon adaptative. L'originalité de ce modèle est basée sur l'application du principe fondamental de la dynamique. La distribution des niveaux de gris des pixels appartenant à une fenêtre d'observation centrée autour d'un pixel à traiter subit une pondération en $1/r^2$ inspiré du modèle newtonien. La distance r représente une distance hybride faisant intervenir à la fois l'information spatiale et l'information luminance. Les résultats de l'application de cette méthode sont montrés sur des images à niveaux de gris à complexités différentes, puis comparés à ceux donnés par des méthodes plus classiques.

Rehaussement de contraste, interactions newtoniennes, lissage, simplification d'image.

abstract and key words

We propose in this work, a new local method to enhance image contrast. This method can be considered as member of convolution filters set, but present the originality of the adaptative found of convolution mask coefficients. Further more, in this method, the grey level distribution of pixels in the neighbourhood of the current pixel is considered as $1/r^2$ distribution, which was deduced from the Newtonian model. Where r is a hybrid distance, which involves the spatial information and the luminance one. The results of the application of the proposed method over different grey level images with different levels of complexity were compared with those obtained by classical methods.

Contrast enhancement, smoothing, image segmentation, gravitational force.

1. introduction

Les techniques standards de rehaussement de contraste connues comme celle de Rosenfeld [ROS-82] ne rehausse pas le contraste des régions mais seulement leurs frontières. Cependant, plus le contraste entre régions est important plus le rehaussement est important. En d'autres termes, le meilleur rehaussement sera obtenu dans le cas où le contraste serait suffisant partout dans l'image. Dans le cas contraire, il faudrait réaliser un opérateur non linéaire. Il faut noter que pour des images bruitées, cette méthode a tendance à amplifier le bruit [COCQ-95].

Wang [WAN-81] a proposé le filtre gradient inverse (GIF) qui consiste à faire la moyenne pondérée des niveaux de gris de tous les pixels de la fenêtre 3×3 centrée sur le pixel (i, j) à traiter où le coefficient attribué à chaque pixel est, à un coefficient de normalisation près, l'inverse du gradient. L'idée de base étant d'accorder un poids moindre aux pixels qui ont une différence importante avec le pixel central, de façon à lisser les niveaux de gris à l'intérieure d'une région et de ne pas trop lisser au niveau des contours.

GIF élimine le bruit impulsif par lissages successifs en itérant un grand nombre de fois [SERF-92]. Il ne préserve ni les bords ni les angles, mais les dégrade en introduisant un léger flou. GIF ne rehausse pas les bords flous et parfois même les renforce et on a souvent affaire à une image noyée dans du flou après un usage itératif du GIF.

Saint-Marc [SAI-91] a introduit un filtre adaptatif utilisant la diffusion anisotropique qui utilise un paramètre d'échelle permettant de contrôler l'amplitude des bords à préserver durant le processus de lissage en convoluant de façon itérative l'image par un masque de convolution (3×3) dont les coefficients de pondération correspondent à une mesure du degré d'homogénéité du signal image en chaque point. Le choix du paramètre d'échelle permet d'adapter ce filtre adaptatif à un type d'image ou à une application donnée. Plus la valeur du paramètre d'échelle est grande plus le lissage est important, ce qui peut entraîner l'apparition d'un flou. Par contre, pour une valeur faible du paramètre d'échelle, les faibles détails peuvent être mis en valeur. L'inconvénient de ce filtre, comme celui de nombreux autres filtres est que son lissage n'est pas toujours continu [MIG-94].

Les méthodes morphologiques de rehaussement de contraste cherchent à créer des discontinuités en affectant au pixel traité la valeur, soit de l'image dilatée, soit de l'image érodée en utilisant des éléments structurants de taille fixe [KRAM-75], [SERR-82]. Les meilleurs résultats sont obtenus en combinant les sorties d'opérateurs de contraste associés à des éléments structurants différents [PRET-87].

Nous proposons dans ce papier, une méthode locale d'amélioration de contraste qui sera appliqué plus particulièrement à des images d'empreintes digitales obtenues par prise directe sur un capteur CCD et qui sont de qualité médiocre.

Cette méthode peut être comparée à celles basées sur le Laplacien ou celle de Rosenfeld. En effet, toutes ces méthodes permettent d'obtenir l'image rehaussée en combinant l'image initiale avec une certaine proportion de son gradient ou de son Laplacien. La particularité de la méthode proposée est que le modèle de variation du niveau de gris du pixel traité s'obtient par l'application de la deuxième loi de Newton qui aboutit à la même formule que celle utilisée par les méthodes basées sur le Laplacien ou celle de Rosenfeld. Cette analogie sera montrée dans la section suivante, pour ensuite donner une évaluation de ses résultats dans la troisième section en les comparant à ceux donnés par des méthodes plus classiques.

2. description de la méthode proposée

Dans cette section nous allons présenter le modèle développé pour déterminer la nouvelle valeur du niveau de gris d'un pixel en tenant compte de ses interactions avec les pixels voisins. Nous allons montrer comment ces interactions peuvent être modélisées comme une convolution de l'image avec un masque dont les poids adaptatifs peuvent s'exprimer selon la deuxième loi de Newton.

Le modèle proposé est fonction :

- du niveau de gris des pixels voisins ;
- de la distance spatiale entre le pixel traité et ses pixels voisins pris dans une fenêtre d'observation ;
- les variations relatives du pixel traité avec ses pixels voisins.

Ces trois composantes peuvent être comparées à celles de la force d'attraction gravitationnelle entre deux corps [GLEA-96] :

$$\vec{F} = G \frac{m_1 m_2}{r^2} \vec{u} \quad (1)$$

où \vec{F} est le vecteur force, G est la constante de gravitation, m_1 et m_2 sont les masses des deux corps et \vec{u} est le vecteur unitaire entre les centres de masse.

Dans le cas de pixels dans une image, les masses de l'équation (1) sont remplacées par les niveaux de gris respectifs de deux pixels en interaction et la constante de gravitation G par un facteur d'échelle k .

L'équation (2) représente le cas de l'interaction du niveau de gris g_i du pixel « i » avec le niveau de gris g_j du pixel voisin « j ».

$$\vec{F}_i = k \frac{g_i g_j}{r_{ij}^2} \vec{u} \quad (2)$$

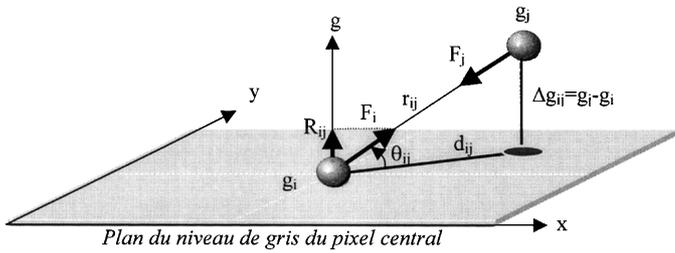


Figure 1. – Représentation des niveaux de gris des pixels dans l'espace à trois dimensions et leurs forces d'interactions.

Dans un espace à trois dimensions (cf. figure 1) le modèle que nous choisissons, nous impose à prendre la distance r_{ij} qui sépare les centres des niveaux de gris des pixels voisins comme une distance hybride faisant intervenir à la fois l'information spatiale et l'information lumineuse. Dans une première approximation, nous supposons que les coordonnées spatiales et la coordonnée des niveaux de gris présentent les mêmes dimensions et par conséquent nous pouvons exprimer la distance r_{ij} par :

$$r_{ij}^2 = d_{ij}^2 + \Delta g_{ij}^2 \quad (3)$$

où

$$d_{ij}^2 = (x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 \quad (4)$$

dans une maille carrée

et

$$\Delta g_{ij} = g_j - g_i \quad (5)$$

Le paramètre k est une constante positive, qui est un facteur d'échelle choisi en fonction du besoin.

En tenant compte de tous les niveaux de gris des pixels voisins (cf. figure 2), la force d'interaction résultante de tous ces pixels sur le pixel central « i » \vec{F}_i devient :

$$\vec{F}_i = k \sum_j \frac{g_i g_j}{r_{ij}^2} \vec{u}_j \quad (6)$$

Lorsque nous nous intéressons à une seule direction et en particulier celle des niveaux de gris, la projection de cette force des interactions dans la direction de l'axe (g_i, g) (cf. figure 2) est donnée par l'équation suivante :

$$\vec{R}_{ij} = k \sum_j \frac{g_i g_j}{r_{ij}^2} \sin \theta_{ij} \vec{u}_j \quad (7)$$

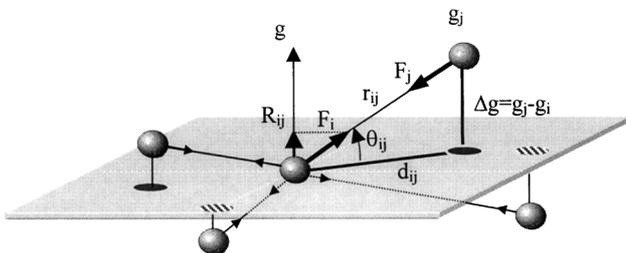


Figure 2. – Interactions de plusieurs niveaux de gris sur celui du pixel central.

comme.

$$\sin \theta_{ij} = \frac{\Delta g_{ij}}{r_{ij}} \quad (8)$$

R_{ij} peut alors s'écrire sous la forme suivante :

$$R_{ij} = k \sum_j \frac{g_i g_j \Delta g_{ij}}{(\Delta g_{ij}^2 + d_{ij}^2)^{3/2}} \quad (9)$$

ou encore :

$$R_{ij} = g_i \Gamma \quad (10)$$

où

$$\Gamma = k \sum_j \frac{g_j \Delta g_{ij}}{(\Delta g_{ij}^2 + d_{ij}^2)^{3/2}} \quad (11)$$

qui est le champ créé par les niveaux de gris g_j des pixels « j » voisins sur le pixel central « i » de niveau de gris g_i . Ce champ est un champ attractif puisque k est choisi positivement.

La figure 3 illustre deux cas simples suivant une ligne, la valeur du niveau de gris du pixel central peut augmenter comme elle peut diminuer suivant les cas si $\Delta g_{ij} > 0$ ou $\Delta g_{ij} < 0$ ou même rester inchangée si $\Delta g_{ij} = 0$.

En s'inspirant de la démarche utilisée par Perona et Malik [PER-90], où l'équation de diffusion anisotropique de la chaleur est prise comme modèle pour leur filtre itératif, nous avons utilisé le modèle de Newton pour la variation du niveau de gris d'un pixel lorsque celui-ci est soumis à un champ Γ . L'équation de variation du niveau de gris utilisée est celle donnée par la deuxième loi de Newton :

$$g(t) = g_0 + \frac{1}{2} \Gamma t^2 \quad (12)$$

où g_0 est la valeur du niveau de gris à l'instant $t = 0$ et $g(t)$ est la valeur du niveau de gris à l'instant t .

Le pixel le central « i » de niveau de gris g_0 à $t = 0$ devient $g_i(t)$ à l'instant t est donnée par :

$$g_i(t) = g_0 + \frac{1}{2} k \left(\sum_j \frac{g_j \Delta g_{ij}}{(\Delta g_{ij}^2 + d_{ij}^2)^{3/2}} \right) t^2 \quad (13)$$

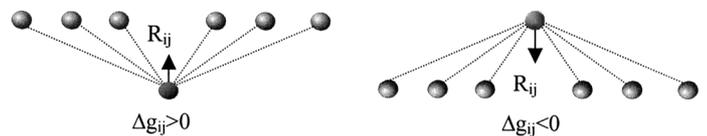


Figure 3. – Influence du voisinage sur la variation du niveau de gris du pixel central en fonction de Δg_{ij} .

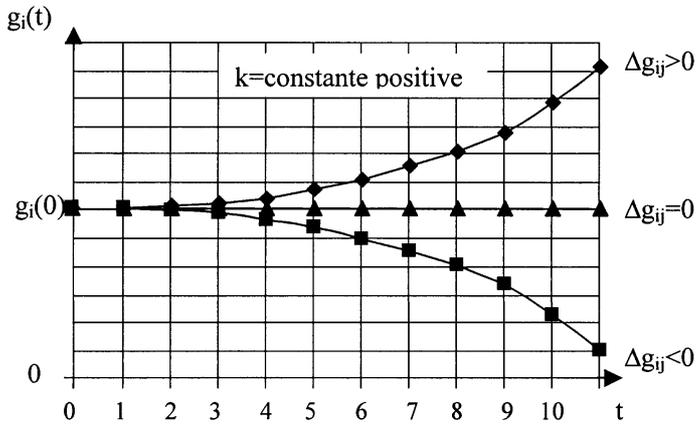


Figure 4. – Variations du niveau de gris en fonction du temps.

La loi de variation de $g_i(t)$ en fonction du temps est une parabole, le niveau de gris du pixel central « i » peut accroître si $\Delta g_{ij} > 0$, décroître si $\Delta g_{ij} < 0$ ou rester constante si $\Delta g_{ij} = 0$ (cf. figure 4).

L'adaptation de cette équation parabolique en fonction du temps t au rehaussement de contraste est réalisée en effectuant un échantillonnage temporel en fixant le pas et le processus peut être itératif.

Soit $g_i(t)$ le niveau de gris du pixel « i » à l'instant t . À l'itération $t + 1$, le niveau de gris $g_i(t + 1)$ est calculé par la relation suivante :

$$g_i(t + 1) = g_i(t) + \frac{1}{2}k \sum_j \frac{g_j \Delta g_{ij}}{(\Delta g_{ij}^2 + d_{ij}^2)^{3/2}} \quad (14)$$

$$g_i(t + 1) = g_i(t) + \frac{1}{2}k S_{ij} \quad (15)$$

où

$$S_{ij} = \sum_j \frac{g_j \Delta g_{ij}}{(\Delta g_{ij}^2 + d_{ij}^2)^{3/2}} \quad (16)$$

La relation (16) est équivalente à la même formule de rehaussement de contraste proposée par Rosenfeld qui exprime S_{ij} comme étant un opérateur Gradient ou Laplacien. Pour introduire un effet de réduction de bruit, on peut choisir un filtre de lissage qui atténue d'abord le bruit pour ensuite réaliser l'opération de dérivation. Il faudrait alors satisfaire deux critères conflictuels à savoir la bonne détection et la bonne localisation. [MARR-80]. Ces deux critères sont habituellement estimés par l'utilisation d'une distribution de Gauss :

$$h(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}} \quad (17)$$

où σ est la déviation standard qui fixe la taille du voisinage. L'opérateur de dérivation est obtenu par :

$$\nabla(f(x, y) * h(x, y, \sigma)) = f(x, y) * \nabla h(x, y) \quad (18)$$

En analysant l'expression de S_{ij} obtenue par notre méthode, on montre qu'elle correspondra à l'expression donnée par (18) avec cette fois-ci l'utilisation d'une distribution $h(.)$ en « $1/r$ » donnée par :

$$h(\Delta f_{ij}) = \frac{1}{(d_{ij}^2 + \Delta f_{ij}^2)^{1/2}} \quad (19)$$

Remarque :

L'analyse de la relation (14) montre effectivement que le fonctionnement est inhomogène si on est en présence d'image qui présente une grande dynamique de niveau de gris, c'est le cas de la figure de Lena avec la dérive lumineuse (cf. figure 13) ; le rehaussement de contraste est plus significatif dans la partie claire que dans la partie sombre de l'image comme c'est montré par la figure 5. On pourrait éventuellement apporter une correction à ce traitement en utilisant une fonction de modification de contraste type logarithmique par exemple. En ce qui concerne les images d'empreintes digitales qui sont de faible dynamique ce problème est moins important. Ce qui compte le plus c'est la différence entre les niveaux de gris Δg_{ij} .

3. résultats expérimentaux

Nous avons présenté sur la figure 7 les résultats de rehaussement de contraste des différentes méthodes connues dans la littérature [GORD-84][DHAW-86][BEGH-89] sur une image d'empreinte digitale de très faible contraste. Le profil d'une ligne qui est représenté par la figure 8, montre bien l'effet du rehaussement de contraste. L'amélioration de contraste par égalisation d'histogramme est représenté par la figure 9. Malheureusement

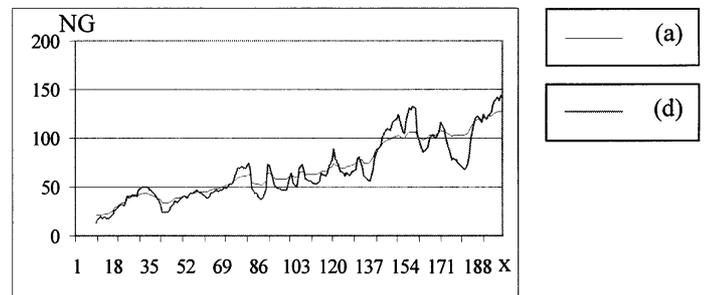


Figure 5. – Profils selon une ligne prélevés sur les images de Lena de la figure 13 (a) et (d) de l'article.

ce résultat est inexploitable car il présente des zones de saturations, d'où perte de l'information qui est contenue dans la forme des lignes de l'empreinte digitale.

Les résultats de la figure 10 représente l'effet du voisinage sur la qualité du rehaussement de contraste sur cette image. Pour une taille de voisinage faible (5×5), les images obtenues sont affectées de bruit alors qu'au fur et à mesure qu'on augmente la taille du voisinage la qualité visuelle de l'image s'améliore, puis on assiste à une dégradation caractérisée par un flou lorsque la taille du voisinage augmente.

Notons que le problème du choix de la taille du voisinage n'est pas spécifique à cette méthode ou aux autres méthodes locales d'amélioration du contraste mais 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 nous conduit à choisir d'une façon empirique suivant les types d'images traitées une taille de voisinage appropriée. Pour le cas des images d'empreintes digitales, nous avons choisi la taille (7×7).

L'aspect itératif de notre méthode est représenté par la figure 11. Les images obtenues montrent que la méthode proposée tend à accroître les différences locales en diminuant ou augmentant les niveaux de gris des pixels. Son itération amplifie ce comportement qui conduirait à une image quasi binaire. La simplification de ces images est évaluée par l'étude de l'entropie dont la courbe est représentée par la figure 12. Le choix d'un critère d'arrêt est indispensable pour stopper l'algorithme, pour cela, on doit se servir soit de l'entropie puis fixer un seuil minimal atteint, soit utiliser le paramètre d'échelle k et le rendre dépendant des itérations en s'amenuisant au fur et à mesure que les itérations augmentent comme par exemple $k = \frac{\alpha}{1+n}$ (ou autre une fonction qui décroît plus ou moins rapidement) où α est une constante positive et n le nombre d'itérations.

La figure 13 représente les résultats de restauration d'une image réelle qui a subi une dégradation de type dérive lumineuse $g = \frac{g_0 + 3x}{6}$, où g est le niveau de gris obtenu après transformation, g_0 niveau de gris initial et x coordonnée spatiale suivant une ligne. Le meilleur résultat est obtenu pour un voisinage grand.

L'amélioration de la qualité visuelle par notre méthode, est observée sur une image réelle à faible contraste présentée par la figure 14. On constate également que le voisinage contribue efficacement à l'amélioration de la qualité visuelle de l'image.

Les performances de la méthode proposée sont évaluées en ajoutant un bruit impulsionnel aux images tests très faiblement contrastées. D'après le schéma de la figure 6, l'influence de ce bruit sur le

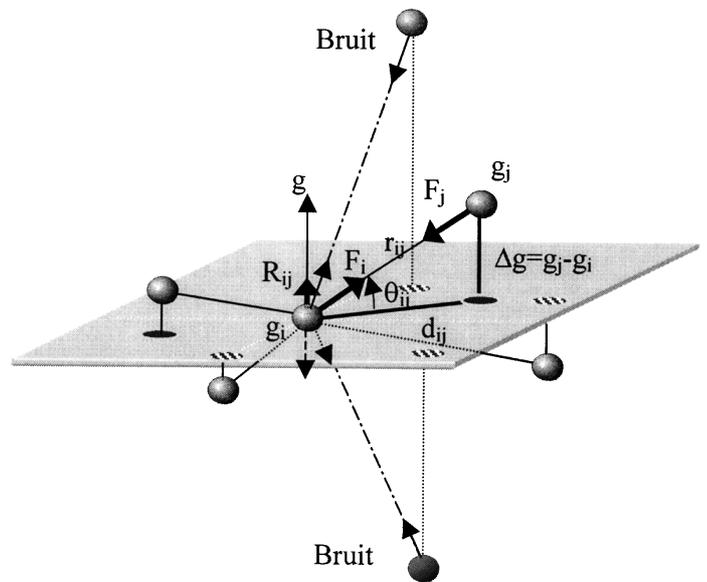


Figure 6. – Présentation du bruit par rapport au niveau de gris du pixel central.

traitement est d'autant plus faible que la distance r_{ij} est grande, et dans ce cas particulier l'interaction est en $(1/\Delta g_{ij})^2$.

Les résultats obtenus sont présentés par les images de la figure 15. Ils montrent que la méthode proposée rehausse le contraste malgré la présence du bruit impulsionnel, contrairement aux autres méthodes de rehaussement de contraste, qui donnent des images complètement dégradées.

Après traitement, ce bruit peut être éliminer par un simple filtre médian (cf. figure 16) avec introduction bien sur d'un flou sur l'image traitée.

4. conclusion

Dans ce travail, nous avons proposé une nouvelle méthode d'amélioration de contraste basée sur un opérateur en $1/r^2$ déduit du deuxième principe de la dynamique. Les résultats obtenus sur des images dégradées naturellement ou artificiellement montrent l'efficacité de ce nouvel opérateur. L'utilisation de cet opérateur sur des images d'empreintes digitales donne des résultats très satisfaisants, soit pour l'amélioration de la qualité visuelle de l'image soit pour la simplification de l'image d'empreinte digitale par itérations.

En perspectif nous aborderons le cas du champ répulsif dans les hypothèses du champ Coulombien et nous allons également poursuivre ce travail avec le cas du champ en $1/r^\alpha$.

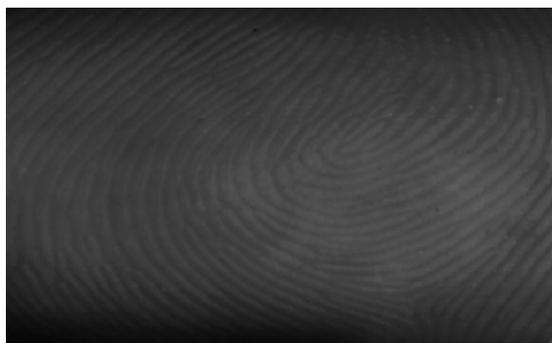
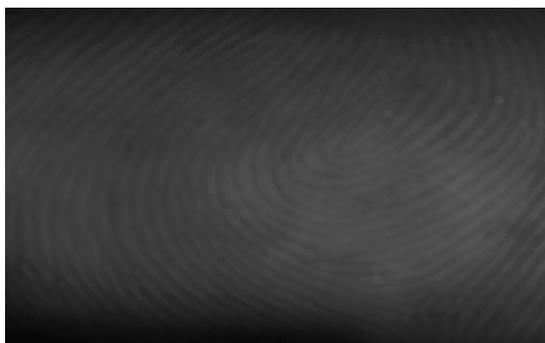
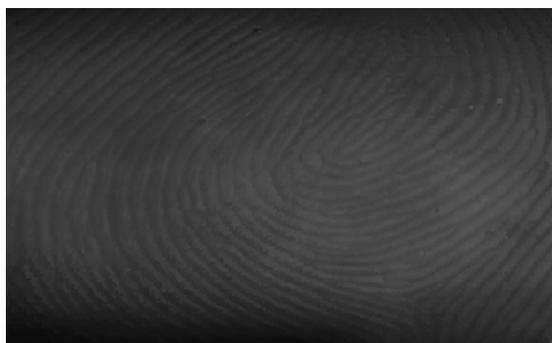


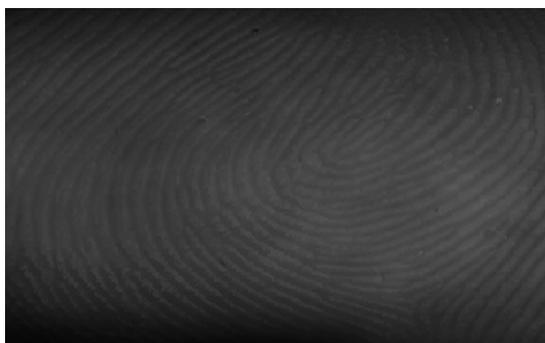
Image origine



Lap ($\lambda = 0,5$)



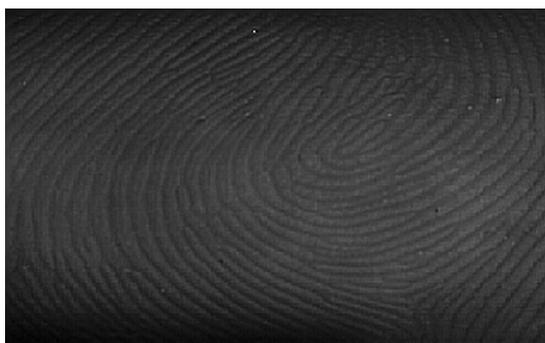
Morpho. (PRET)



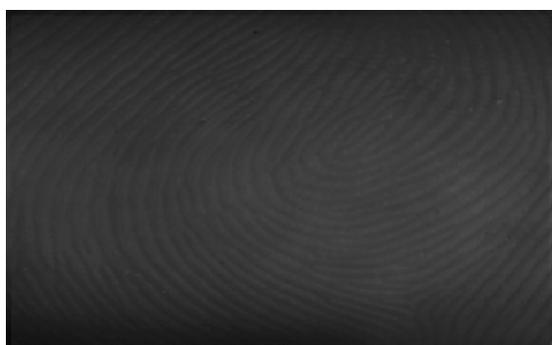
Morpho. (contraste de K & B)



Gordon



Wallis



Hummel



méthode proposée

Figure 7. – Résultat de rehaussement de contraste par différentes méthodes.

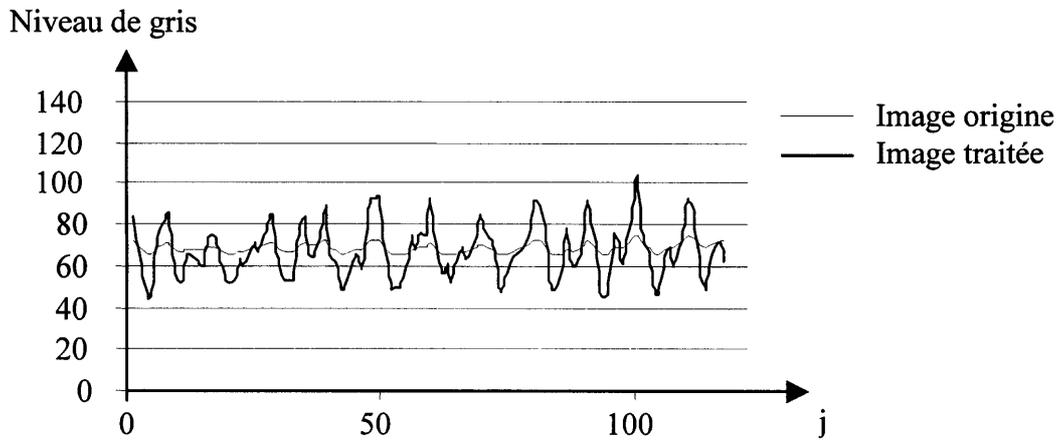


Figure 8. – Profil suivant une ligne de l'image origine et de l'image obtenue par notre méthode.

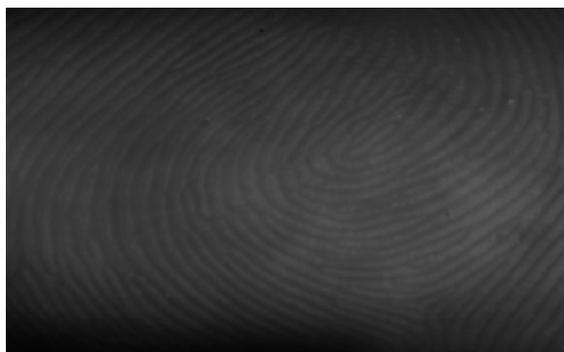


Méthode proposée



Égalisation d'histogramme

Figure 9. – Perte de l'information par l'égalisation d'histogramme.



a



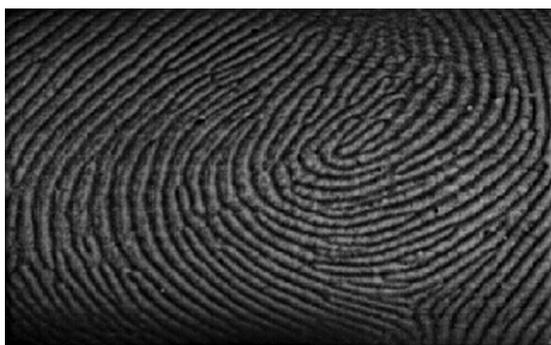
b



c



d



e



f

Figure 10. – Résultats en fonction de la taille du voisinage, sur une image d’empreinte digitale de faible contraste (a) : image origine, (b) : voisinage 5×5 , (c) : $V = 7 \times 7$, (d) : $V = 9 \times 9$, (e) : $V = 11 \times 11$, (f) : $V = 15 \times 15$.

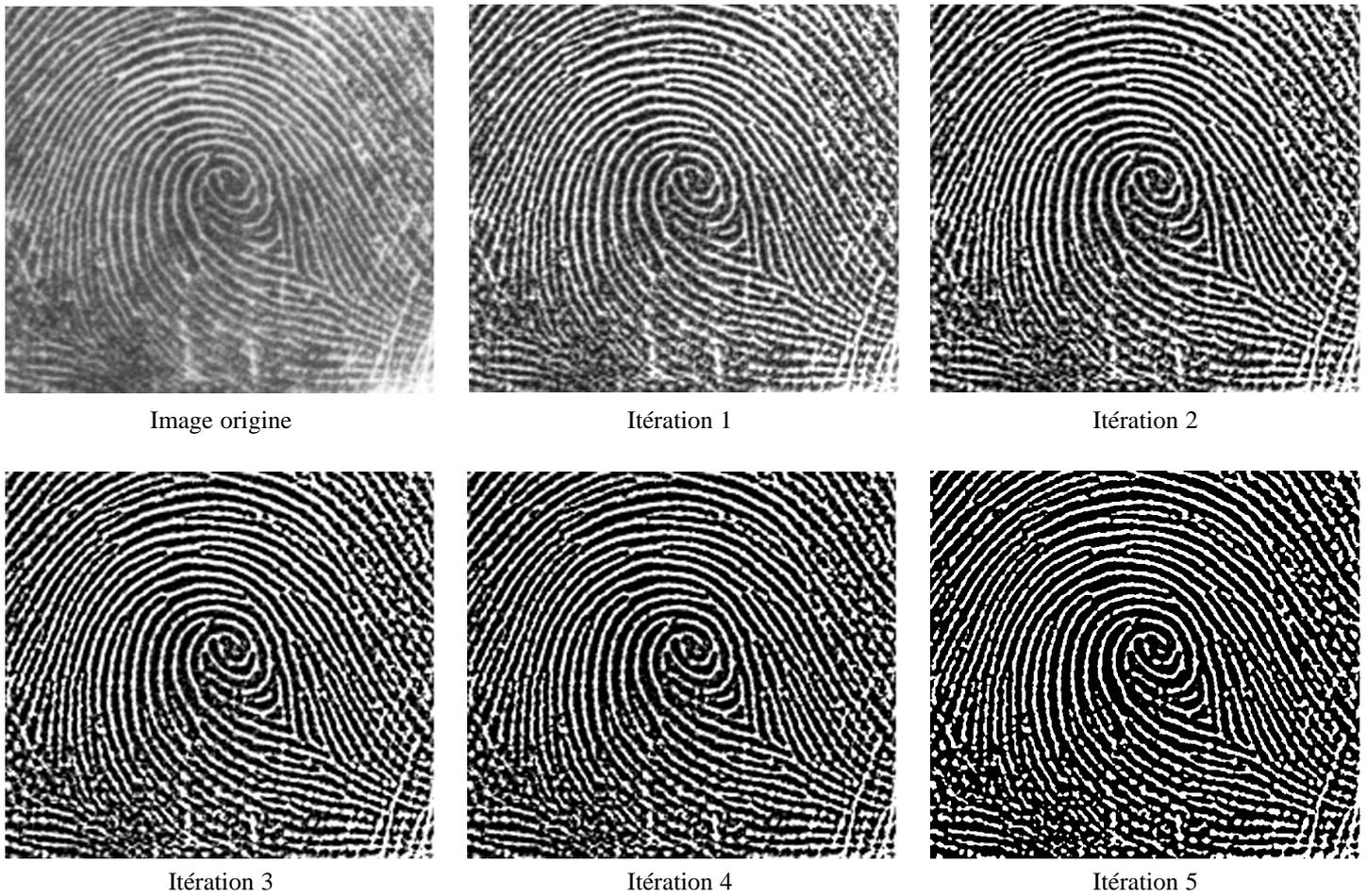


Figure 11. – Simplification d'une image d'empreinte digitale par itération (Voisinage utilisé $V = 7 \times 7$).

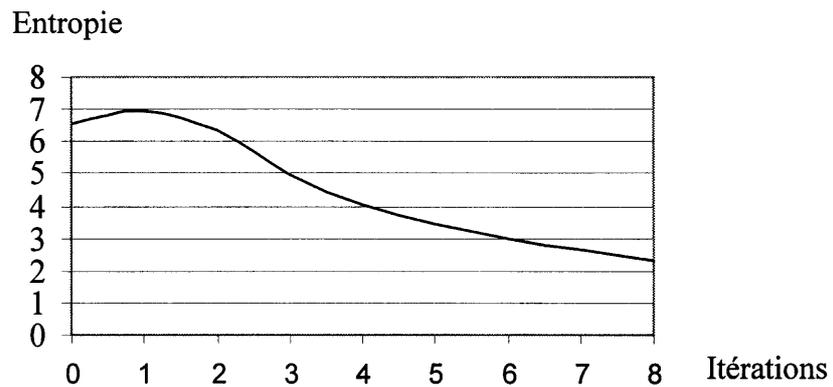


Figure 12. – Variation de l'entropie en fonction des itérations des images de la figure 11.

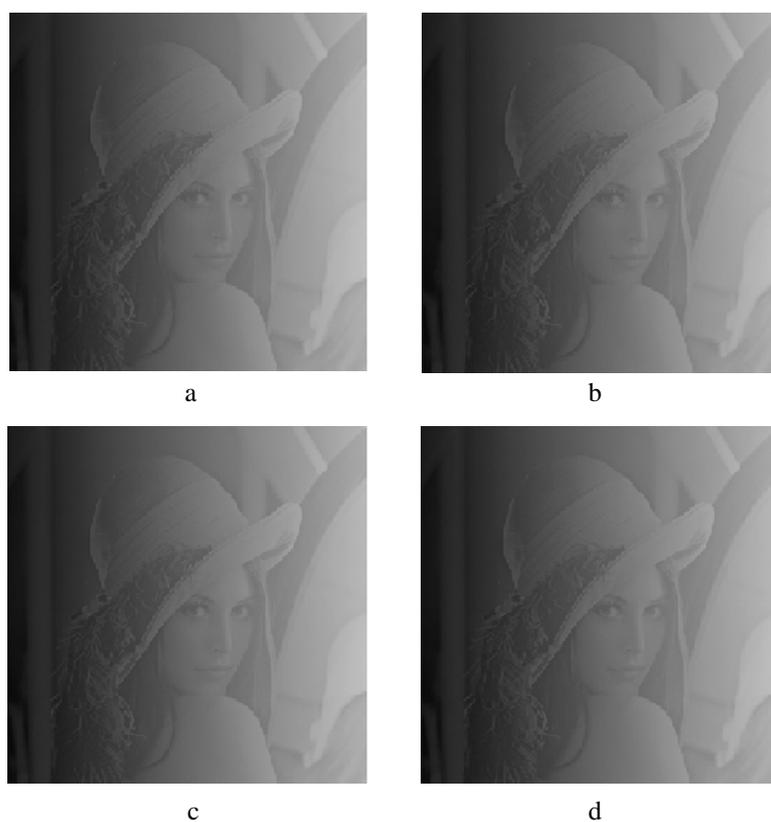


Figure 13. – Restauration d'une image dégradée par dérive lumineuse (a) : image origine, (b) : voisinage 5×5 , (c) : voisinage 25×25 , (d) : voisinage 35×35 .

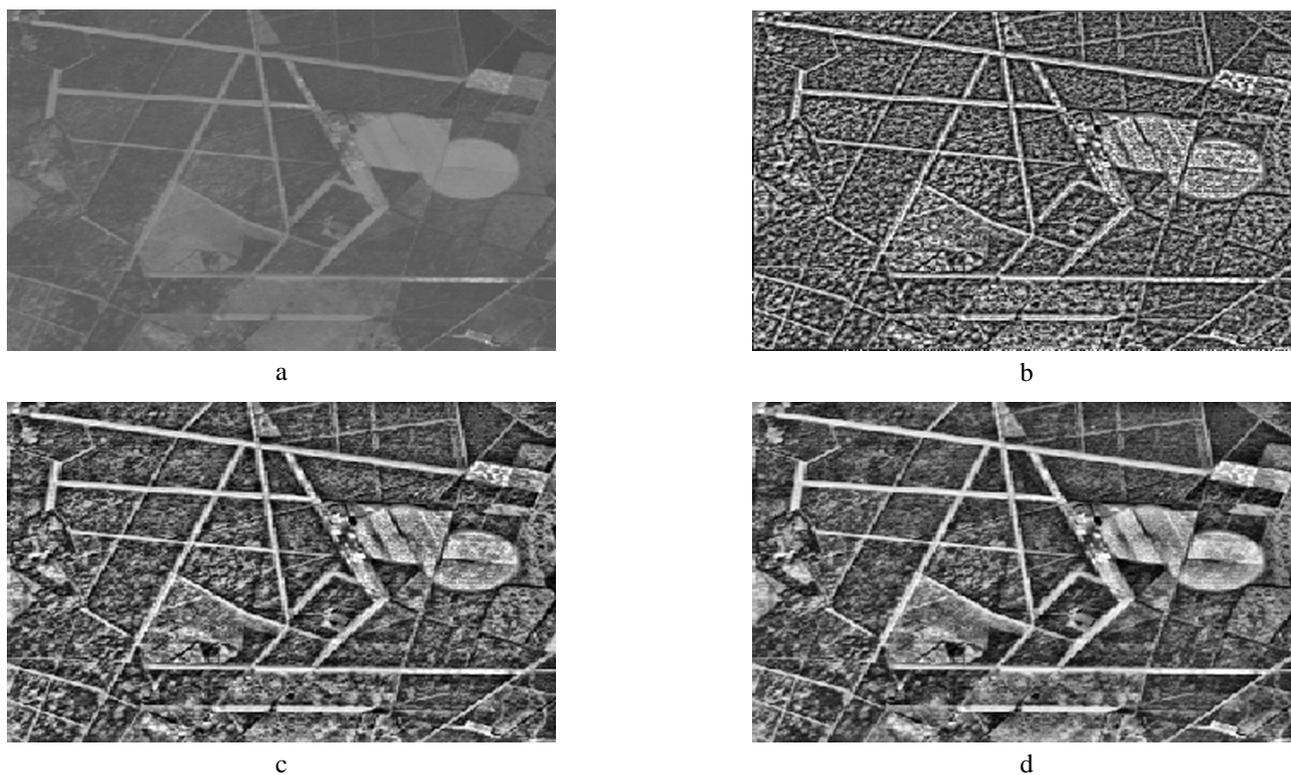


Figure 14. – Application sur une image satellite (a) : image origine, (b) : voisinage 7×7 , (c) : voisinage 15×15 , (d) : voisinage 25×25 .

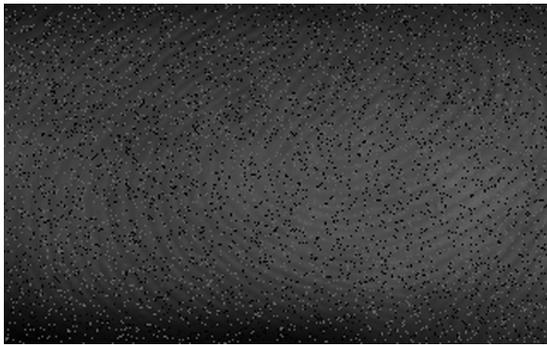
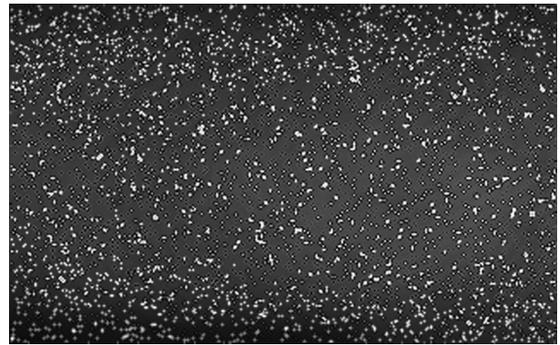
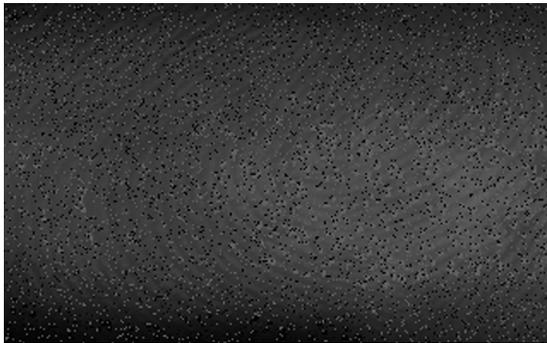


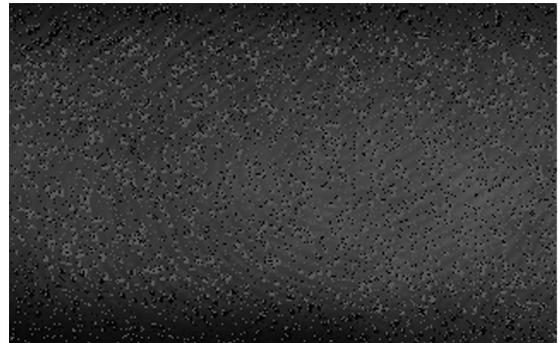
Image origine



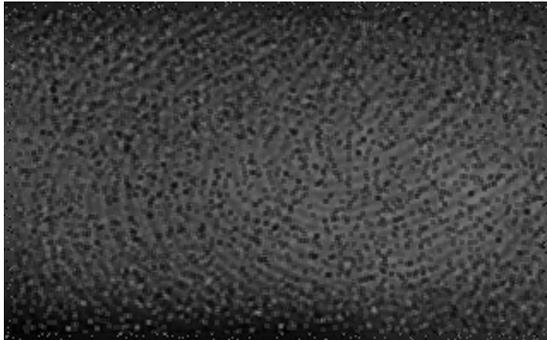
Laplacien



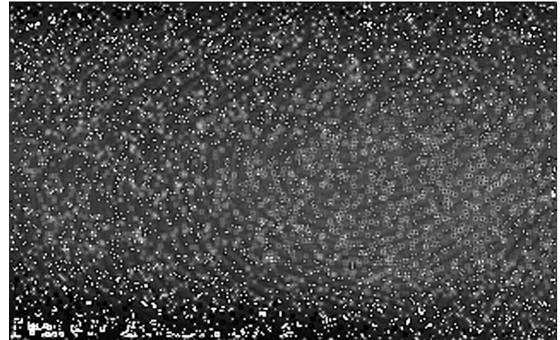
Morpho. (PRET)



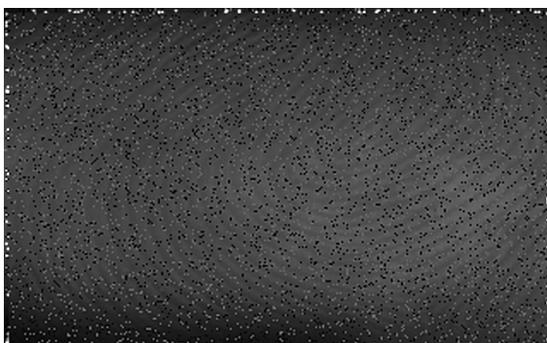
Morpho. (contraste simple de K & B)



Gordon



Wallis



Hummel



méthode proposée

Figure 15. – Résultats rehaussement de contraste sur l'image bruitée par différentes méthodes et celle proposée.



Figure 16. – Filtrage de l'image bruitée après traitement.

BIBLIOGRAPHIE

- [BEGH-89] A. Beghdadi et A. Le Negrate, « Contrast Enhancement Technique Based On Local Detection, Of Contrast », *Computer Vision, Graphics, and Image Processing* 46, p.162-174, 1989.
- [COCQ-95] J.-P. Cocquerez et S. Phillip, « Analyse d'images : filtrage et segmentation », Masson, Paris, 1995.
- [DHAW-86] A.P. Dhawan, G. Belloni and R. Gordon, « Enhancement of Mammographic Features by Optimal Adaptive Neighbourhood Image Processing », *IEEE Trans. Med. Imaging MI-5*, n°1, 1986.
- [GLEA-96] S. S. Gleason, T. W. Tobin, « Directional dilatation for the connection of piece-wise objects : semiconductor manufacturing case study », *proceeding of the IEEE international Conference on Image Processing*, Vol III, p. 9-12, 1996.
- [GORD-84] R. Gordon and R.M. Rangayan, « Feature Enhancement of film Mammograms Using fixed and Adaptive Neighbourhoods », *Appl. Opt* 23, N° 4, p. 560-564, 1984.
- [MARR-80] D. Marr, E. Hildreth, « Theory of Edge Detection », *Proceedings of Royal Society of London*, Vol 207, 187-207, 1980.
- [MIG-94] B. Migeon, V. Serfaty, « Filtrage EPSF pour l'amélioration d'image » *INRIA*, rapport de recherche N° 2175, Janvier 1994.
- [PER-90] P. Perona, J. Malik, « Scale space and Edge Detection using Anisotropic Diffusion », *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. (PAMI)* Vol. 12, N° 7, p. 629-639, 1990.
- [PRET-87] F. Prêteux, « Description et interprétation des images par morphologie mathématique. Application à l'imagerie médicale », *Thèse d'État*, Université P. M. Curie, Paris VI, 1987.
- [ROS-82] A. Rosenfeld, A. C. Kak, « Digital Picture Processing ». Vol.1, 2nd ed., New York: Academic, 1982.
- [SAI-91] P. Saint-Marc, J. S. Chen, G. Médioni, « Adaptive Smoothing: A General Tool for Early Vision ». *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol. PAMI-13, N° 6, p. 514-529, 1991.
- [SERR-82] J. Serra, « Image Analysis and mathematical morphology », *Academic press*, London, 1982.
- [WAN-81] D. Wang, A. Vanucci, C. Li, « Image enhancement by gradient inverse weighted scheme ». *Computer Graphics and Image Processing*, 15, p. 167-181, 1981.

Manuscrit, reçu le 20 mars 2000

LES AUTEURS

Rabah OUREMCHI



Rabah Ouremchi, titulaire d'un Doctorat de 3^{ème} cycle à l'Université de Clermont-Ferrand en 1986, et d'un Doctorat ès Sciences Physiques de l'Université Sidi Mohamed Ben Abdellah de Fès. Il est actuellement Professeur Habilité à l'École Supérieure de Technologie de Fès où il enseigne le traitement du signal. Ses travaux de recherches au sein du Laboratoire de Transmission et de Traitement d'Images (LTTI) s'orientent vers l'amélioration de la qualité visuelle des images et s'intéresse plus particulièrement au traitement d'images orienté temps réel.

Rachid BENSLIMANE



Rachid Benslimane est Professeur à l'université Sidi Mohamed Ben Abdellah. Il appartient au groupe Image du laboratoire de Transmission et de Traitement d'Image (L.T.T.I.) à l'École Supérieure de Technologie de Fès. Ses axes de recherche portent sur l'analyse des images, la reconnaissance des formes et l'indexation des images.

Taoufiq GADI



Taoufiq Gadi est né en 1970 à Fès. Il est Docteur de l'université Sidi Mohamed Ben Abdellah. Actuellement, il est Professeur Assistant à la Faculté des Sciences et Techniques de Settat. Ses principaux centres d'intérêt et travaux de recherche portent sur l'analyse d'images, la reconnaissance des formes, l'indexation automatique des images et l'intelligence artificielle.