

Une nouvelle technique de filtrage par transformée pour l'homogénéisation d'images. Application à la détermination de caractères en lecture optique

*A new transform filtering method
for image homogenization.
Application to characters retrieval
in optical reading*



Richard DAPOIGNY

Laboratoire GERE, IUT, 12 rue de la
Fonderie, 71200 Le Creusot

Richard DAPOIGNY a obtenu une maîtrise de physique à l'Université de Grenoble en 1975 et un diplôme d'ingénieur de l'INPL (ENSEM) en 1977. De 1980 à 1990, il a exercé en tant qu'enseignant détaché dans l'enseignement supérieur. Conjointement, il a obtenu un DEA en systèmes électroniques à l'ENSERG en 1986 et termine actuellement une thèse de doctorat de l'INPG. Il s'intéresse aux filtres numériques récurrents et à leur implantation sur des architectures parallèles.



Alain DIOU

Laboratoire GERE, IUT, 12 rue de la
Fonderie, 71200 Le Creusot

Alain DIOU est né en 1947. Après avoir obtenu un diplôme d'ingénieur de l'ISIN (Nancy) en 1968, il soutient une thèse de Doctorat d'État en Sciences Physiques en 1983. Professeur au département Mesures Physiques de l'IUT, il dirige actuellement un groupe de travail au Laboratoire GERE. Son domaine d'activité concerne le calcul numérique et les problèmes de déconvolution liés au prétraitement des images.



Christophe DUMONT

Laboratoire GERE, IUT, 12 rue de la
Fonderie, 71200 Le Creusot

Christophe DUMONT a obtenu une maîtrise de Sciences et Techniques en Instrumentation Industrielle à l'Université d'Aix-Marseille I en 1989, puis un DEA de Physique à Dijon en 1990. Allocataire d'enseignement et de recherche à l'IUT, il poursuit actuellement une thèse de doctorat. Ses travaux portent sur le filtrage récursif bi-dimensionnel appliqué à l'imagerie.



Yvon VOISIN

Laboratoire GERE, IUT, 12 rue de la
Fonderie, 71200 Le Creusot

Yvon VOISIN est né en 1961. Après une maîtrise de Sciences et Techniques à l'Université de Saint-Etienne en 1984, il obtient un DESS de Productique à l'Université de Besançon en 1986. Depuis 1986, il exerce à l'IUT en tant qu'ingénieur d'études et termine une thèse de doctorat en Informatique. Ses activités de recherche portent essentiellement sur la focalisation automatique des caméras et la modélisation de la fonction de flou.

RÉSUMÉ

Cet article se consacre à une classe d'images à structure quasi périodique représentée par des vues de documents comportant des caractères sombres sur fond clair. L'image originale comporte souvent des hétérogénéités d'éclairage ou des défauts de planéité du document qui rendent la réflectance du fond non homogène. Nous proposons un algorithme performant capable de répondre au problème de la correction de réflectance du fond et de permettre une segmentation appropriée de l'image. Issu d'une technique originale de filtrage par transformée, il

utilise l'opérateur gradient décentré ainsi qu'un filtre passe-haut à moyenne glissante.

MOTS CLÉS

Structure quasi périodique, hétérogénéité de réflectance, filtrage par transformée, gradient décentré, moyenne glissante.

SUMMARY

This article deals with images of nearly periodic structures represented by papers' view with dark characters on clear background. The original picture often comprises reflexion heterogeneousness or sheet flatness lacking which make background level undulating. We propose a suitable algorithm to solve the background homogenization problem and to allow an appropriate image segmentation. The algorithm follows from an original transform filtering approach which uses an off-centered gradient and a sliding window highpass filter.

KEY WORDS

Nearly periodic structure, reflexion heterogeneousness, transform filtering, off-centered gradient, sliding window.

1. Introduction

L'étude des images à structure quasi périodique constituantes de nombreux milieux matériels soulève souvent des difficultés au niveau de la détermination des motifs structuraux lorsque ceux-ci sont plongés dans un éclairage non uniforme. C'est le cas, notamment en lecture optique de documents où la reconnaissance de caractères se trouve perturbée par un fond non homogène. Nous allons nous intéresser aux images de document où les caractères sont des objets de faible réflectance (noir) disposés sur un fond de réflectance plus élevée (blanc) et possédant la propriété suivante : une des dimensions est bien plus grande que la dimension dans la direction qui lui est orthogonale.

Considérons une image représentative d'un motif à discerner sous un éclairage variable. La figure 1 représente le profil d'intensité lumineuse le long d'une ligne de l'image (abscisse x).

On constate facilement que, si l'on choisit un seuil global afin de binariser l'image, il ne sera pas possible de séparer simultanément tous les motifs du fond. On débouche ainsi sur un problème classique de segmentation d'images en régions. L'application des méthodes classiques de détection de contours par gradient conduit inévitablement à une perte d'information qui peut s'avérer gênante pour les traitements de niveau supérieur.

Diverses méthodes ont été mises au point pour résoudre le problème d'hétérogénéité du fond. Parmi ces techniques, on peut citer une méthode analogique fondée sur l'homomorphisme [1], une approche s'appuyant sur une statistique locale de l'image [2], les méthodes de restauration d'images par variogrammes [3] ou encore la binarisation par apprentissage local d'un seuil [4] basée sur l'utilisation d'un masque local (Laplacien).

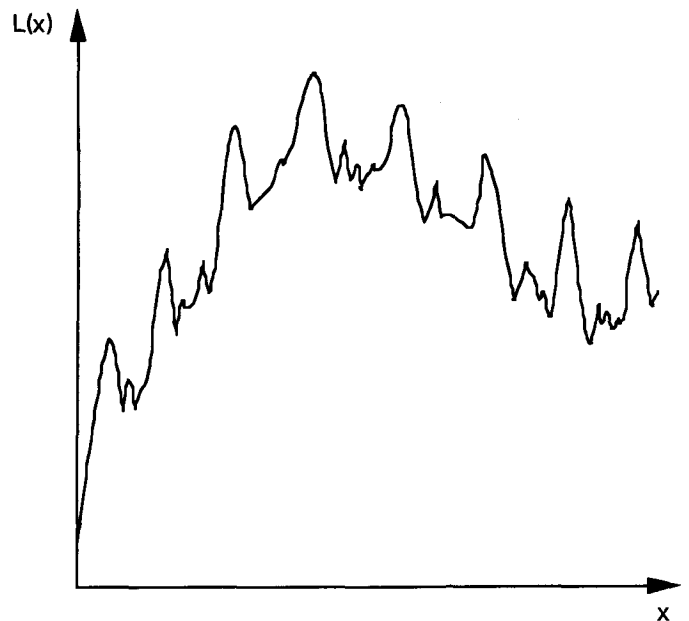


Figure 1. — Répartition de l'intensité lumineuse en fonction de l'abscisse x .

Nous proposons une nouvelle méthode notée C.F.R.D. (Convolution, Filtering and Recursive Deconvolution) s'appuyant sur une technique de décomposition matricielle développée dans [5]. Cette nouvelle technique de filtrage récursif se caractérise par le choix conjoint d'un opérateur de transformation et d'un opérateur de filtrage. Nous obtenons ainsi, une image transformée où l'on a supprimé la variation lente de réflectance du fond tout en préservant les fréquences élevées. Son avantage essentiel réside dans la possibilité d'implémentation en temps réel, et rappelons que le temps réel constitue un élément indispensable en lecture optique.

Nous nous restreindrons dans la suite aux images dont la longueur caractéristique du motif à reconnaître est petite devant la plus petite longueur d'onde caractéristique de l'éclairement perturbateur, lequel peut être assimilé à un bruit basse fréquence.

Au paragraphe 2, nous décrivons le principe de la méthode de filtrage et les résultats obtenus pour le type de filtre choisi.

Le paragraphe 3 se consacre à l'analyse permettant de choisir le paramètre optimum au sens d'un critère prédéfini.

Enfin, le paragraphe 4 compare les résultats obtenus avec quelques méthodes classiques évoquées ci-dessus.

2. La méthode de filtrage C.F.R.D.

2.1. PRINCIPE DU FILTRAGE

L'image décrite dans toute la suite est représentée par une matrice de 512×512 points codés sur 256 niveaux de gris. Nous utiliserons le formalisme vectoriel qui fait abstraction de la nature bi-dimensionnelle de l'image. Considérons le vecteur :

$$X = [x_0 \ x_1 \ \dots \ x_k \ \dots \ x_{N-2} \ x_{N-1}]^T.$$

Nous appliquerons à l'image originale l'opérateur gradient ligne décentré de masque $(-1, 1)$, consistant à l'ordre 1. On définit ainsi la matrice $[G]$ de dimensions $N \times N$ qui représente la transformation choisie, et on note Γ le vecteur associé à l'image gradient ligne avec :

$$\Gamma = [G] X$$

et :

$$[G] = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & \dots & 0 & \dots & \dots & \dots & 0 \\ -1 & 1 & 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & -1 & 1 & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & -1 & 1 & 0 & \dots & \dots & \dots \\ 0 & \dots & \dots & 0 & 1 & 0 & \dots & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & -1 & 1 & 0 & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & -1 & 1 & 0 \\ 0 & \dots & \dots & 0 & \dots & \dots & 0 & -1 & 1 \end{bmatrix}$$

Le choix d'un opérateur décentré permet de simplifier la réponse fréquentielle du filtre et de conserver le caractère triangulaire de la matrice, ce qui nous donne la possibilité d'utiliser la méthode de décomposition en matrices unilignes $[L^{(k)}]$, $[G]$ étant du type triangulaire inférieure bloc-Tœplitz, elle se décompose à droite :

$$[G] = [L^{(1)}][L^{(2)}] \dots [L^{(k)}] \dots [L^{(N)}]$$

où $[L^{(k)}]$ représente la matrice uniligne ne contenant que des « 1 » sur la diagonale et des « 0 » ailleurs, la ligne

k de cette matrice étant égale à la ligne k de la matrice $[G]$. A ce stade, on introduit le filtre noté F . En multipliant à gauche par $[G]^{-1}$, on détermine finalement l'image filtrée Y , par :

$$Y = [G]^{-1} \|F\| [G] X.$$

L'intérêt des matrices uniligne se manifeste au niveau du calcul de $[G]^{-1}$ puisque selon [5], on a :

$$[G^{-1}] = [L^{(N)}]^{-1} \dots [L^{(k)}]^{-1} \dots [L^{(2)}]^{-1} [L^{(1)}]^{-1}$$

les coefficients de la matrice inverse $[L^{(k)}]^{-1}$ étant très facilement obtenus avec :

$$L_{kj}^{(k)-1} = -\frac{L_{kj}^{(k)}}{L_{kk}^{(k)}} \quad \text{pour } j \neq k,$$

et
$$L_{kk}^{(k)-1} = \frac{1}{L_{kk}^{(k)}} \quad \text{pour } j = k.$$

Le choix de l'opérateur de filtrage $\|F\|$ est guidé par l'application recherchée. Pour obtenir un redressement de l'image perturbée, nous utiliserons une moyenne glissante de l'opérateur gradient ligne sur une fenêtre de taille $2L + 1$, L étant le paramètre du filtrage, cette moyenne étant ensuite soustraite au gradient ligne original. On peut résumer les différentes étapes du filtrage dans le tableau suivant :

| Nature de l'opération | Forme matricielle | Forme locale |
|------------------------------|------------------------|---|
| Convolution (gradient ligne) | $[G] X$ | $g(i) = x(i) - x(i-1)$ |
| Filtrage | $\ F\ [G] X$ | $\tilde{g}(i) = g(i) - \left[\frac{x(i+L) - x(i-L-1)}{2L+1} \right]$ |
| Déconvolution récursive | $[G]^{-1} \ F\ [G] X$ | $y(i) = y(i-1) + \tilde{g}(i)$ |

2.2. ANALYSE DES RÉSULTATS

Le filtrage local réalisé consiste donc à soustraire au gradient ligne algébrique la valeur moyenne de ce gradient sur un environnement de $2L + 1$ termes, ce qui permet de tenir compte des hétérogénéités d'éclairement de manière précise. Nous utiliserons en outre la conservation de la moyenne ligne. La figure 2 a représente un fragment de texte de document sur lequel nous souhaitons analyser les caractères avec un éclairement fortement hétérogène. Les images sont soumises à un seuillage de valeur S .

Le seuillage de la figure 2 b est effectué automatiquement par une méthode statistique [6] qui utilise la conservation des moments statistiques de l'image et présente l'avantage d'être rapide. D'autres méthodes basées sur la séparation de l'histogramme en deux gaussiennes [7] conduisent toutefois à des calculs d'identification assez longs. La figure 2 c montre l'image filtrée obtenue en prenant

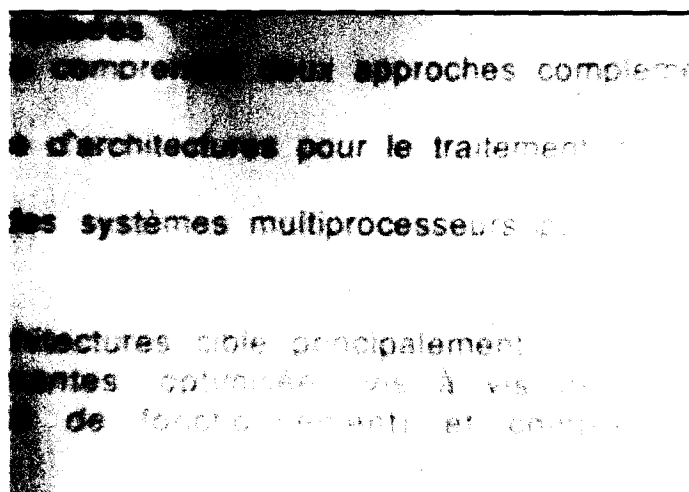


Figure 2 a. — Image originale.

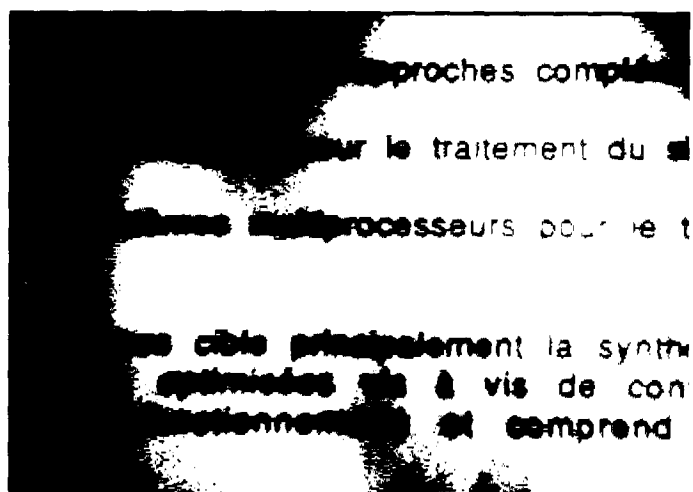


Figure 2 b. — Image seuillée (S = 104).

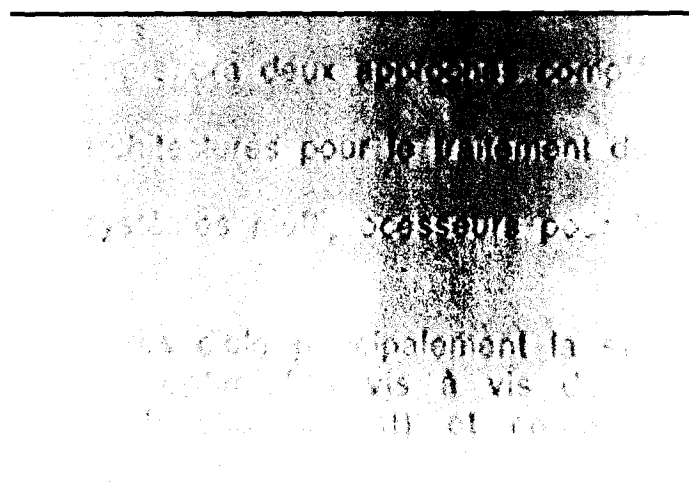


Figure 2 c. — Image filtrée.

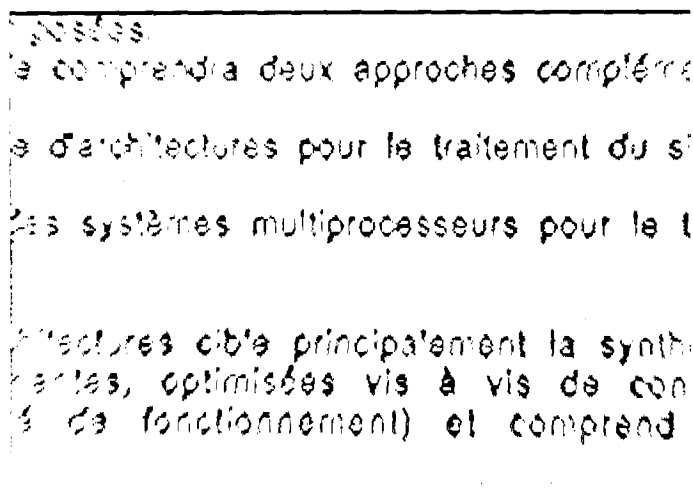


Figure 2 d. — Image filtrée et seuillée (S = 100).

$L = 8$, valeur qui sera justifiée au paragraphe 3, et la figure 2 d le seuillage obtenu par maximum d'histogramme.

Le choix de la valeur L est lié à l'existence de deux phénomènes antagonistes. En effet, plus la taille $2L + 1$ de la fenêtre augmente et plus la bande passante associée à l'image non déformée s'élargit (cf. fig. 3). Si l'on fait diminuer la taille de la fenêtre, l'efficacité du filtrage augmente, c'est-à-dire que l'on élimine des zones au gradient de plus en plus élevé et la texture de l'image filtrée est de plus en plus altérée. Ces deux phénomènes antagonistes montrent qu'il existe une fenêtre optimum.

Nous notons sur la figure 2 c que l'éclaircissement a sensiblement varié au voisinage des caractères : cet effet est dû à la relaxation d'ordre L qui a lieu au voisinage de chaque point traité et ne devient visible que lorsque l'on a des gradients d'amplitude élevée. Il ne perturbe pas les opérations de seuillage et n'affecte en rien la détermination des caractères.

Nous remarquons en outre que dans les zones où l'éclaircissement est faible, le contraste est faible et le demeure une fois le filtrage effectué. Pour remédier à ce problème, il suffit d'appliquer à l'image originale une des nombreuses techniques de réhaussement de contraste telle que [8].

La réponse fréquentielle du filtre local s'obtient aisément en prenant la transformée en z de $y(i)$ définie dans le tableau précédent, et on obtient par l'équivalence $z^{-1} = e^{-2i\pi f}$, avec f , fréquence réduite :

$$G(f) = 1 - \frac{1}{2L + 1} \frac{\sin(2L + 1)\pi f}{\sin \pi f},$$

f appartenant à $\left[0, \frac{1}{2}\right]$

Remarquons que l'amplitude des oscillations dans la bande passante dépend peu de L et qu'il serait illusoire de modifier la valeur de L pour diminuer cette amplitude.

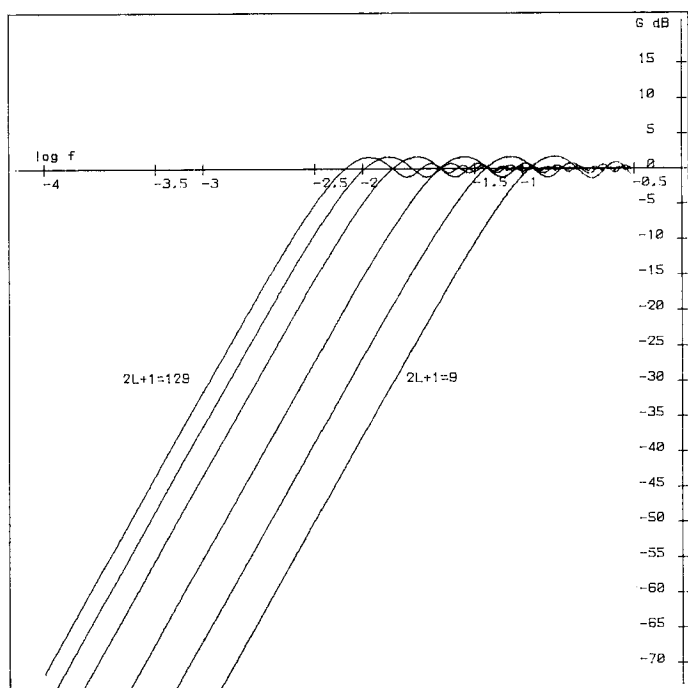


Figure 3. — Réponse fréquentielle du filtre local.

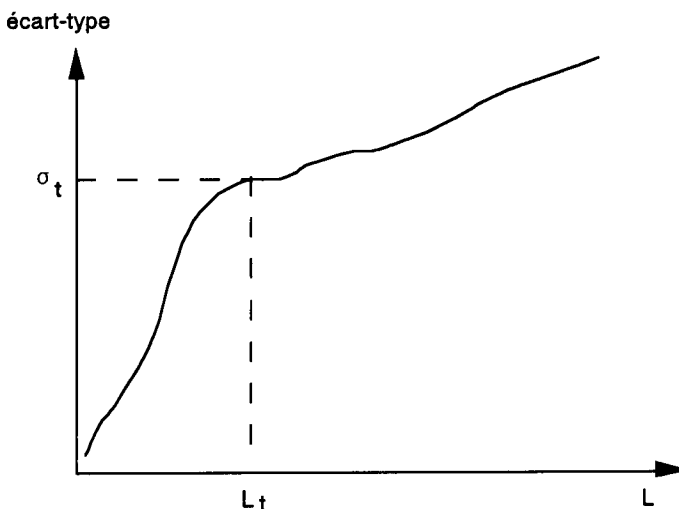


Figure 4. — Écart-type en fonction de L pour un signal expérimental.

Une texture idéale peut être modélisée en première approximation par une sinusoïde pure [9] de période très inférieure à la composante de l'éclairage hétérogène, lequel sera représenté par une sinusoïde basse fréquence (fig. 5).

3. Définition d'un paramètre optimum

3.1. MODÉLISATION ET CHOIX D'UN CRITÈRE

Nous nous limiterons à l'étude d'un signal mono-dimensionnel, la généralisation s'effectuant sans peine au signal d'image bi-dimensionnel. Intuitivement, on conçoit bien que l'écart quadratique moyen (ou sa racine) constitue un élément pertinent de l'analyse. Si l'on trace la variation de l'écart-type σ en fonction du paramètre L pour une ligne d'image (fig. 4), on constate l'existence de deux zones distinctes :

— une zone de croissance rapide, où le signal passe d'une valeur quasi nulle pour $L = 0$ à une valeur σ_t pour $L = L_t$: cette zone est celle de la déformation du signal utile ;

— une zone de croissance lente où l'on observe la superposition de deux phénomènes :

- une augmentation lente et sensiblement linéaire de l'écart-type, ce qui se traduit par la réapparition progressive des composantes basse fréquence ;
- des oscillations plus ou moins marquées dont l'amplitude est fonction du rapport amplitude contraste local/amplitude composante basse fréquence.

Pour déterminer le critère, nous allons choisir un signal test dont les caractéristiques analytiques sont connues, puis nous en étendrons le champ d'application aux signaux réels.

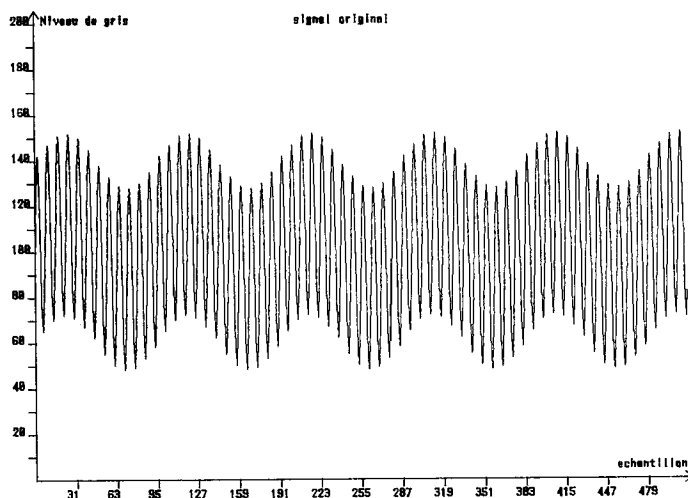


Figure 5. — Modélisation par un signal test.

Pour l'écart-type du signal test, reporté à la figure 6, la fin de la première zone correspond au premier maximum de σ . Le point (L_t, σ_t) est simultanément caractérisé par une amplification du signal utile et par une proportion minimum de composantes basse fréquence perturbatrices. Il peut constituer une valeur optimum selon ces conditions, et nous avons :

$$(1) \quad \left[\frac{d\sigma}{dL} \right]_{L_t} = 0.$$

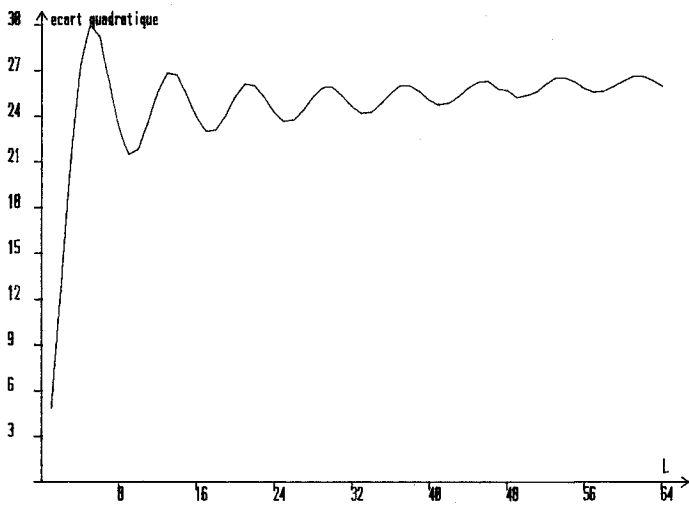


Figure 6. — Écart-type en fonction de L pour le signal test.

Pour le signal réel, l'atténuation des oscillations est due au contraste beaucoup plus faible que dans le cas du signal test. Les deux zones sont toujours présentes, mais la transition ne se traduit pas toujours par l'existence d'un maximum local de l'écart-type, et le critère doit être remplacé par :

$$\left[\frac{d\sigma}{dL} \right]_{L_t} \text{ minimum .}$$

Pour que cette condition satisfasse simultanément à la relation (1), on lui substitue la relation :

$$\left[\frac{d\sigma}{dL} \right]_{L_t}^2 \text{ minimum .}$$

Toutefois, pour des considérations se rapportant à la détermination pratique des valeurs numériques, nous préférons dériver cette relation, ce qui donne finalement :

$$(2) \quad \left[\frac{d\sigma}{dL} \cdot \frac{d^2\sigma}{dL^2} \right]_{L_t} = 0 .$$

Le deuxième zéro de l'équation (2) fournira la valeur optimale L_t , le premier zéro étant associé au point d'inflexion de la zone de σ à croissance rapide.

Nous poserons dans la suite :

$$\Phi = \frac{d\sigma}{dL} \cdot \frac{d^2\sigma}{dL^2}$$

le deuxième passage par zéro de Φ définissant le critère choisi.

A la figure 8, nous avons représenté le critère expérimental pour le signal test de la figure 5. Nous obtenons graphiquement $L_t = 6$.

Sur les figures 9 a, 9 b et 9 c sont reportées respectivement le signal ligne original, l'écart-type de ce signal et la fonction $\Phi(L)$ permettant la détermination du critère

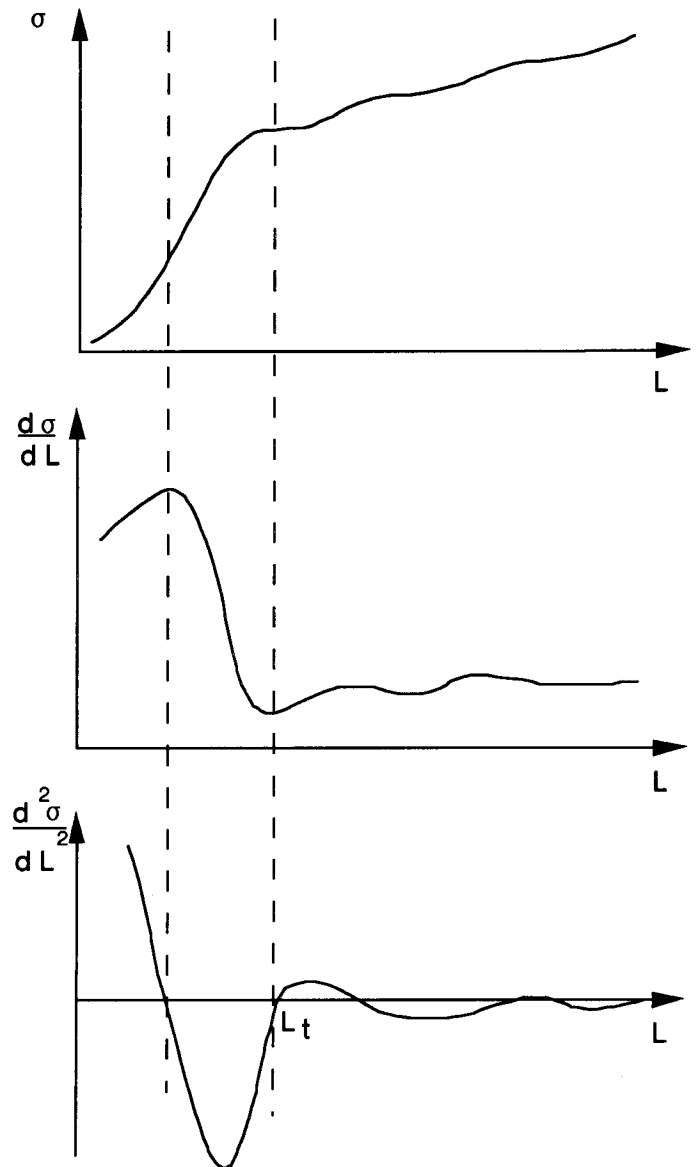


Figure 7. — L'écart-type du signal réel et ses dérivées successives.

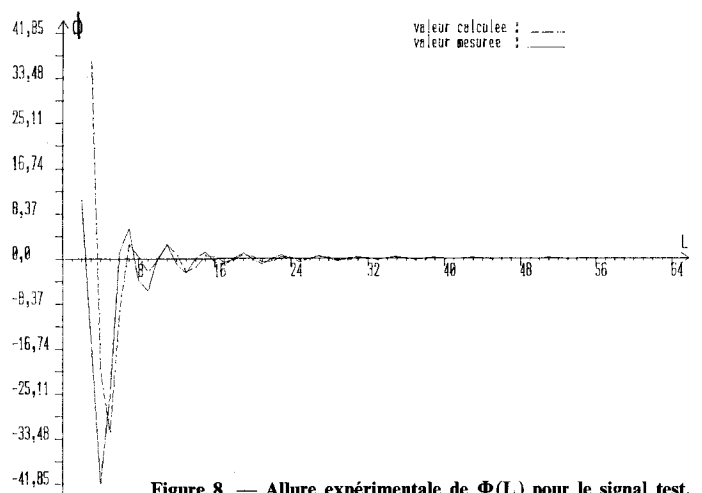


Figure 8. — Allure expérimentale de $\Phi(L)$ pour le signal test.

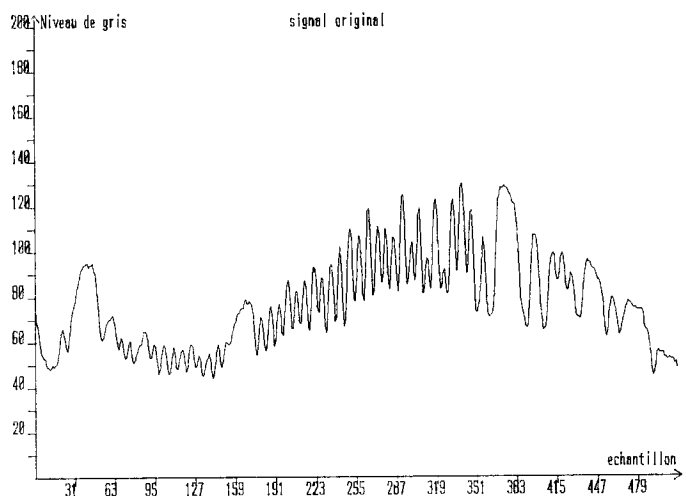


Figure 9.a. — Signal original.

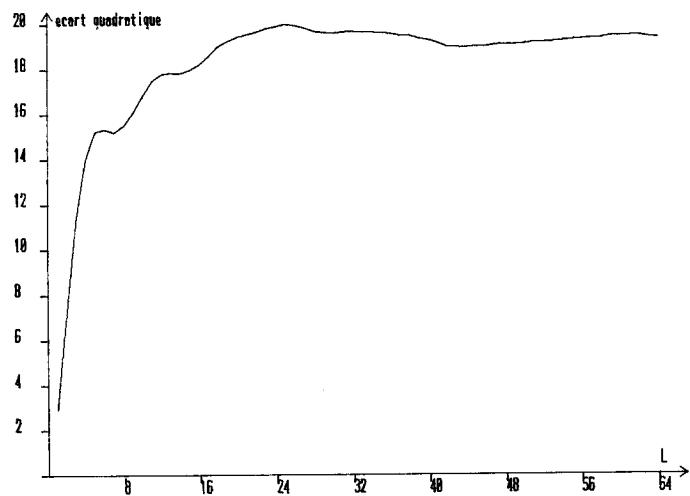


Figure 9.b. — Écart-type du signal filtré en fonction de L.

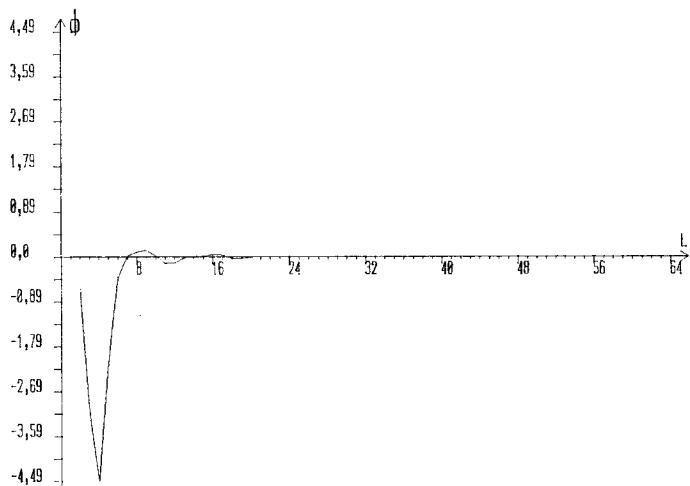


Figure 9.c. — Évolution expérimentale de Φ en fonction de L.

précédemment retenu. La valeur optimale ainsi obtenue est $L_t = 7$. Si l'on reporte cette valeur sur la courbe $\sigma(L)$, l'intersection correspond bien au début de la zone à variation lente. D'autres résultats expérimentaux réalisés avec divers éclaircissements ont confirmé la validité du critère choisi, en accord avec les hypothèses formulées.

3.2. DÉTERMINATION THÉORIQUE DE L'ÉCART-TYPE DE L'IMAGE FILTRÉE.

La fenêtre d'analyse se ramène à $N = 254$ pixels pour deux raisons principales :

— généralement en lecture optique, les motifs à analyser sont de faible dimension devant le champ couvert par l'image, et une largeur maximum de fenêtre de $2L + 1 = 129$ pixels, soit le quart de l'image, semble un bon compromis.

— La forme analytique simple du filtre n'est valable que dans l'intervalle $[3L + 2, N - L - 1]$ à cause des effets de bord.

Nous supposons en outre l'image exempte de bruit par souci de simplification. Par définition, pour un intervalle de N points on a :

$$(3) \quad \sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=i_0}^{i_0+N-1} \tilde{y}^2(i) - \frac{1}{N^2} \left[\sum_{i=i_0}^{i_0+N-1} \tilde{y}(i) \right]^2$$

où $\tilde{y}(i)$ représente la valeur du point filtré après égalisation de la moyenne ligne. On a en outre :

$$y(i) = x(i) + \frac{1}{2L+1} \left[\sum_{k=0}^{2L} x(k) - \sum_{k=-L}^{+L} x(i+k) \right]$$

La conservation de la moyenne sur l'intervalle donnant :

$$\tilde{y}(i) = y(i) - \frac{1}{N} \left[\sum_{i=i_0}^{i_0+N-1} (y(i) - x(i)) \right]$$

En utilisant le gradient mono-dimensionnel défini par :

$$(4) \quad \begin{aligned} x(i+k) &= x(i) + \sum_{p=0}^{k-1} g(i+p) \quad \text{avec } k > 0 \\ x(i-k) &= x(i) - \sum_{p=1}^k g(i-p) \end{aligned}$$

Après quelques manipulations algébriques, on parvient à l'expression de l'écart quadratique :

$$\sigma^2 = \frac{1}{N(2L+1)^2} \sum_{i=i_0}^{i_0+N-1} \xi^2(i) - \frac{1}{N^2(2L+1)^2} \left[\sum_{i=i_0}^{i_0+N-1} \xi(i) \right]^2$$

avec :

$$\xi(i) = \sum_{p=0}^{L-1} (L-p) g(i+p) - \sum_{p=1}^L (L-p+1) g(i-p)$$

Le second terme de l'expression 4 est de l'ordre de grandeur du produit du carré de la moyenne du gradient par un polynôme d'ordre 4 en L. Il est clair, et l'expérience le confirme, que la moyenne du gradient demeure très faible en regard de la moyenne du carré du gradient, et en conséquence nous négligerons ce terme dans la suite.

Nous introduisons la fonction d'autocorrélation du gradient mono-dimensionnel :

$$R_g^{(p)}(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{i=i_0+p}^{i_0+p+N-1} g(i) g(i+\tau).$$

Nous allons en outre supposer que la fonction d'autocorrélation est peu sensible à la translation de longueur p, l'hypothèse qui sera d'autant plus vérifiée que L est petit et que la largeur de la fenêtre d'analyse est grande devant la dimension moyenne du motif. Dans ce cas, il vient :

$$R_g^{(p)}(\tau) \approx \frac{1}{N} \sum_{i=i_0}^{i_0+N-1} g(i) g(i+\tau) = R(\tau).$$

On obtient finalement :

$$(5) \quad \sigma^2(L) = \frac{2}{(2L+1)^2} \times \left[\sum_{p=1}^L (L-p+1)^2 (R(0) - R(2p-1)) + 2 \sum_{p=1}^{L-1} (L-p+1) \sum_{\tau=1}^{L-p} (L-p+1-\tau) \times (R(\tau) - R(\tau+2p-1)) \right]$$

avec, pour $L = 1$:

$$\sigma^2(1) = \frac{2}{9} (R(0) - R(1)).$$

Nous avons ainsi obtenu une équation de l'écart quadratique moyen qui ne dépend que du paramètre L et des fonctions d'autocorrélation du gradient de l'image originale sur l'intervalle étudié.

3.3. RÉSULTATS

Sur les figures 10 a et 10 b sont représentées la courbe expérimentale et la courbe calculée avec la formule (5) pour le signal test et le signal réel de la figure 9 a respectivement.

Nous obtenons respectivement $L_t = 5,5$ et $7,5$. Il est très facile de calculer le gradient ligne de l'image originale et d'évaluer la fonction d'autocorrélation de ce dernier au moyen de corrélateurs ligne. Ainsi, cette méthode permet de fournir automatiquement une valeur L_t optimale pour chaque ligne ou chaque colonne de l'image. La valeur retenue sera donc : $L_t = \sup \{L_t(i)\}$, i appartenant à $[0, N-1]$ avec N colonnes ou N lignes.

Remarque : On peut toutefois reprocher à cette méthode de ne faire intervenir que la moitié des points de la ligne ou de la colonne. En fait, il suffit d'effectuer le filtrage en

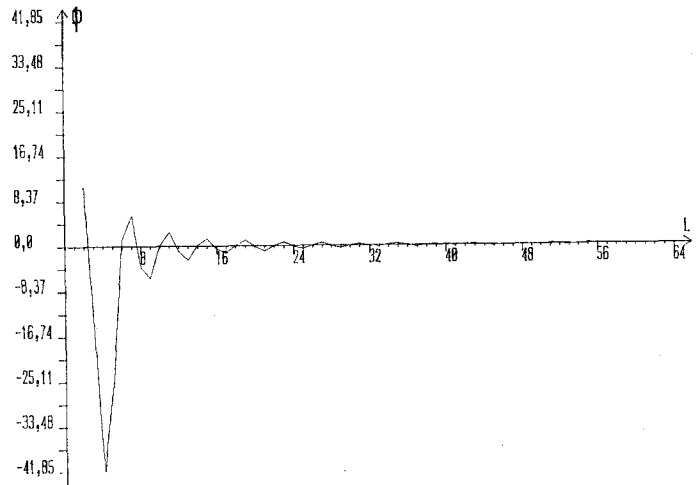


Figure 10 a. — Valeurs de $\Phi(L)$ pour le signal test.

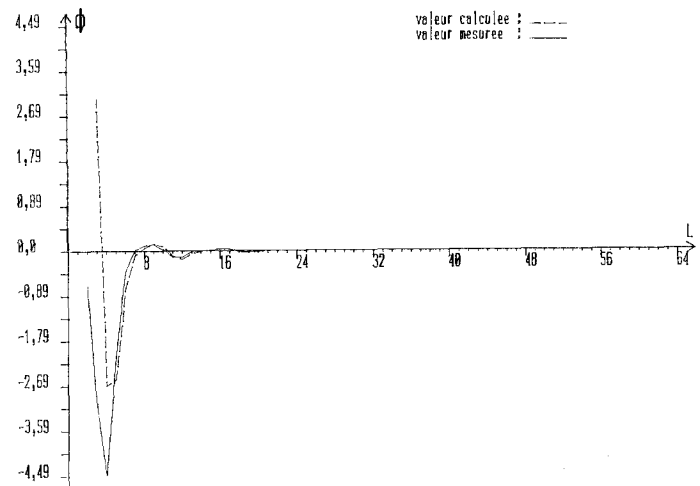


Figure 10 b. — Valeurs de $\Phi(L)$ pour le signal réel.

partant de $i = N - 1$. Les seuls éléments affectés par ce changement sont la moyenne ligne et la somme de fin de ligne. Nous avons montré que la moyenne locale n'est pas modifiée (fenêtre symétrique), or seule la moyenne locale intervient dans le calcul de σ , par conséquent en prenant le sup. des deux valeurs L_t obtenues, on étend la fenêtre d'analyse aux 3/4 de la longueur de la ligne.

Enfin, si nous comparons la valeur optimum $2L_t + 1$ au signal décrit à la figure 9 a, nous remarquons qu'elle correspond à la longueur moyenne des caractères suivant la direction horizontale. Ce résultat n'est pas surprenant, et il est en parfait accord avec les observations énoncées au paragraphe 3.1. On peut apprécier l'efficacité du filtrage local sur les graphiques de la figure 11 qui montrent une des lignes de l'image de la figure 2 a, chaque pel étant codé sur 256 niveaux de gris.

Une variante de cette méthode permet une exécution en une page en utilisant la conservation de la moyenne image

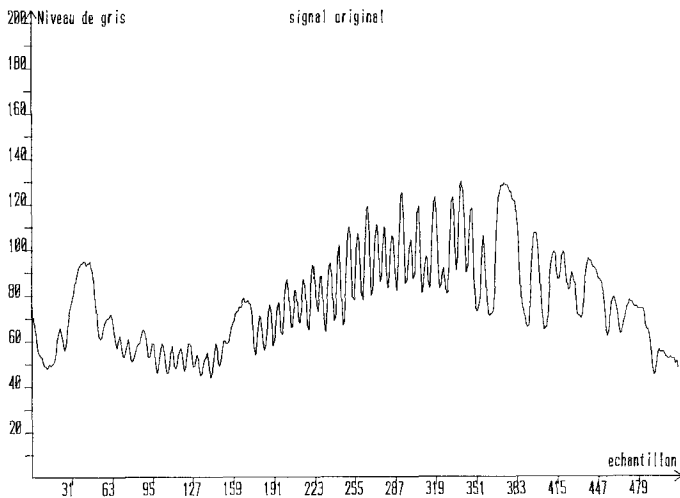


Figure 11 a. — Ligne d'image originale.

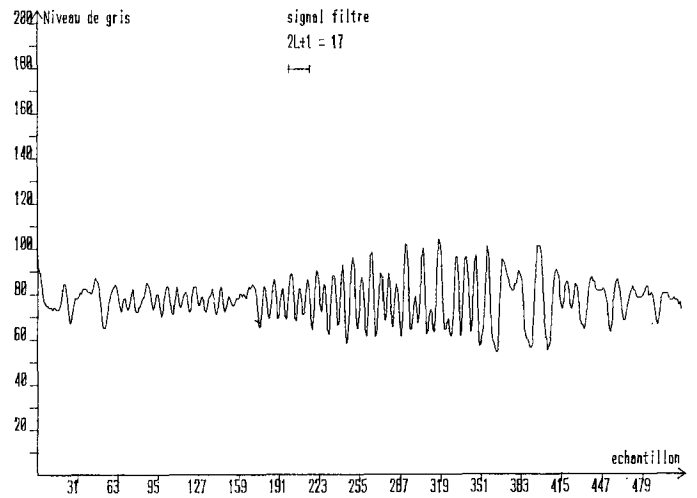


Figure 11 b. — Ligne d'image filtrée avec $L = 8$.

au lieu de la moyenne ligne. Ceci répond au problème de variations quelconques de réflectance sans modifier les hypothèses du calcul théorique, avec toutefois la restriction d'alignement des caractères suivant une droite proche de l'horizontale.

L'effet de bord est d'ordre L , ce qui se traduit par une absence de redressement sur une distance de L pixels à partir des bords verticaux.

Dans le cas d'une image bruitée, il sera utile de procéder à un préfiltrage du bruit par une des innombrables méthodes existantes.

4. Comparaison des résultats obtenus avec les méthodes classiques.

L'algorithme C.F.D.R. a fourni les résultats suivants :

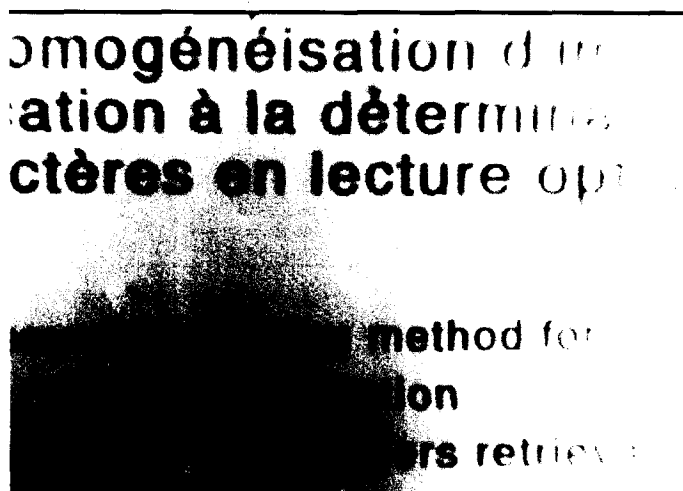


Figure 12 a. — Image originale.

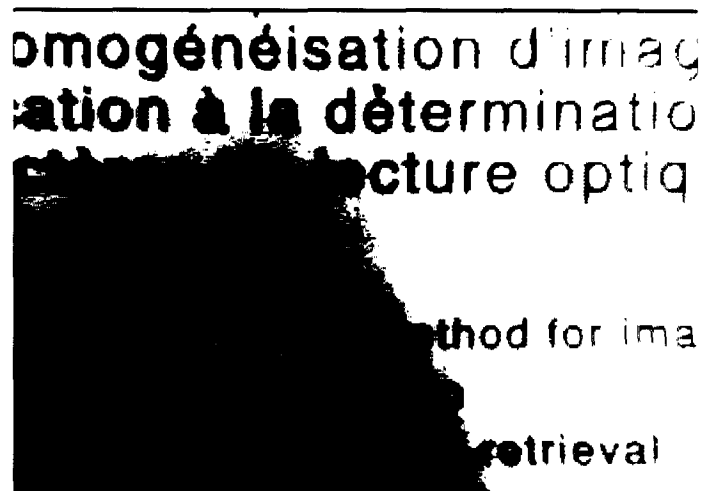


Figure 12 b. — Image seuillée ($S = 100$).

Les figures 12 a, 12 b, 12 c et 12 d représentent respectivement l'image originale comportant 2 tailles de caractères, une binarisation selon la technique évoquée au 2.1, l'image filtrée avec $L = 23$ (gros caractères) et $L = 15$ (petits caractères) et l'image binarisée par maximum d'histogramme.

Les résultats obtenus par l'algorithme L.R.M. [5] nécessitent le choix préalable de trois paramètres au minimum. L'image est découpée en blocs carrés pour simplifier, et l'on a :

- taille des blocs : $p \times p$;
- niveau de gris maximum en sortie : max ;
- niveau de gris minimum en sortie : min.

Les figures 13 a, 13 b et 13 c représentent respectivement l'image traitée avec une petite taille de blocs ($p = 32$) et un fort contraste (max = 170 et min = 30), l'image binarisée par maximum d'histogramme et l'image binarisée en ne conservant que les pixels appartenant aux caractères.

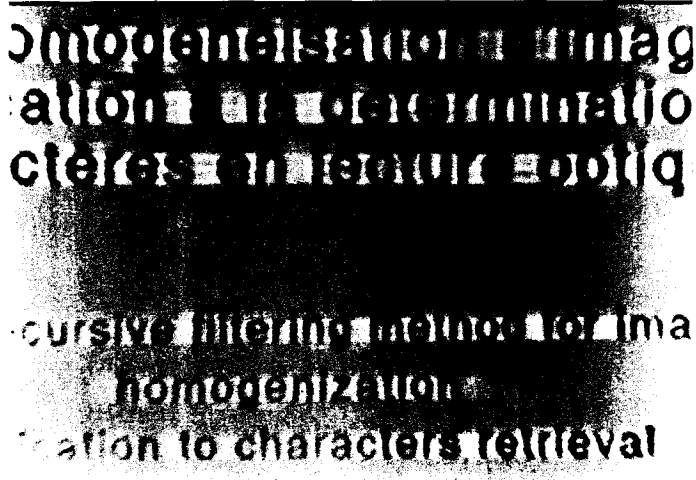


Figure 12 c. — Image filtrée ($L = 23$ et 15).

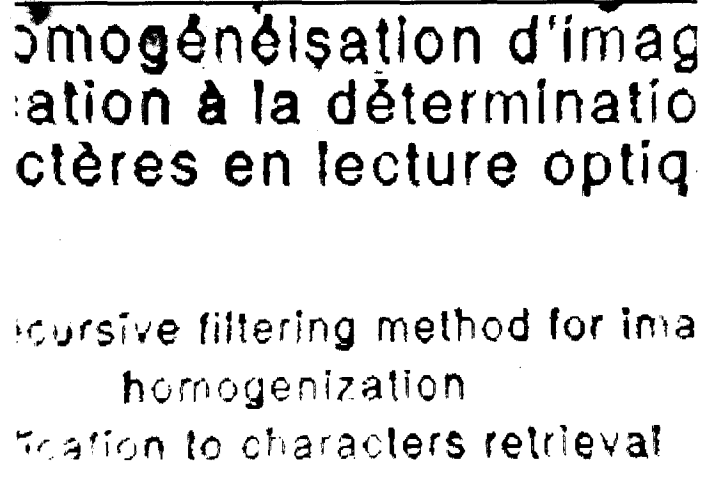


Figure 12 d. — Image binarisée ($S = 94$).

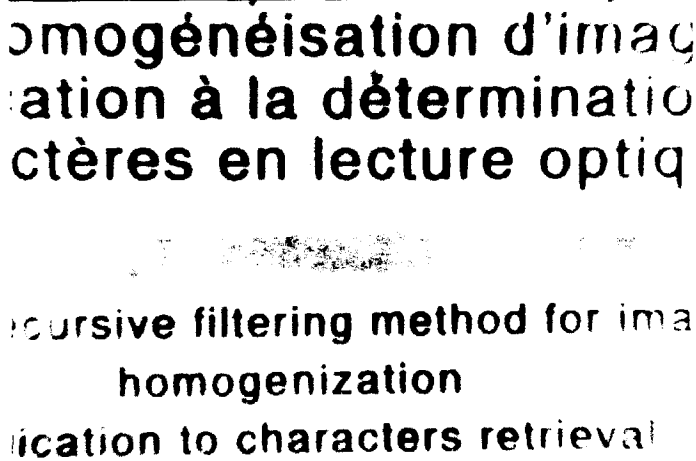


Figure 13 a. — Filtrage L.R.M. ($p = 32$, $\max = 170$ et $\min = 30$).

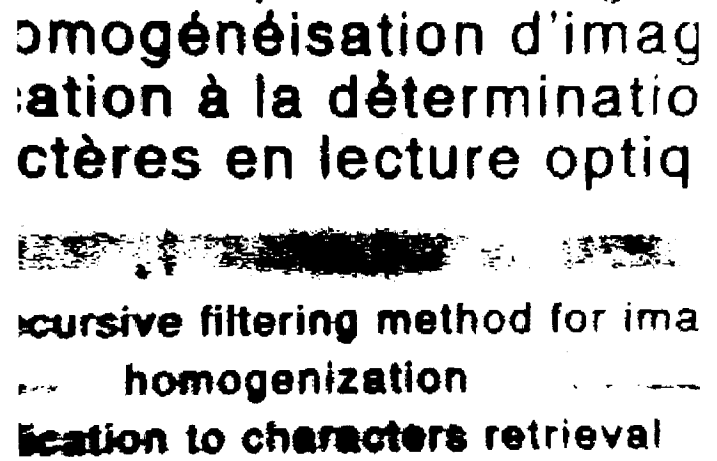


Figure 13 b. — Image binarisée ($S = 113$).

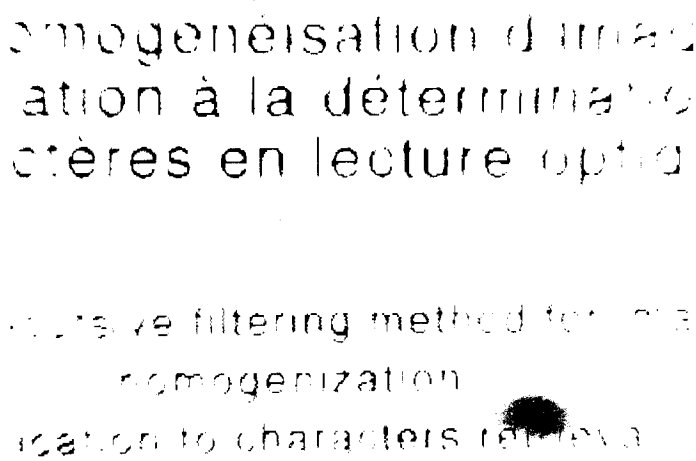


Figure 13 c. — Image binarisée ($S = 60$).

En diminuant le contraste de sortie, on obtient peu de modifications visibles. Les figures 14 a, 14 b et 14 c montrent les résultats obtenus si l'on augmente la taille des blocs ($p = 64$) en conservant le même contraste. On constate que plus la dimension $p \times p$ des blocs choisie est petite et plus l'image est redressée (on élimine de mieux en mieux les hétérogénéités). Il apparaît alors un effet de relaxation autour des caractères, d'autant plus visible que p est petit. Si nous choisissons un fort contraste, nous augmentons aussi celui du fond en faisant apparaître des artefacts nuisibles à la mise en évidence des caractères. En diminuant le contraste, on diminue l'amplitude des artefacts mais la visibilité des caractères diminue.

Nous avons également testé une méthode qui, bien que ne constituant pas une méthode de « redressement » d'images, autorise toutefois la détermination directe de l'image binarisée moyennant le choix d'un contraste minimum noté CT. Cette méthode est fondée sur l'état du

omogénéisation d'imag
ation à la déterminatio
ctères en lecture optiq

omogénéisation d'imag
ation à la déterminatio
ctères en lecture optiq

ursive filtering method for ima
homogenization
ication to characters retrieval

ursive filtering method for ima
homogenization
ication to characters retrieval

Figure 14 a. — Filtrage L.R.M. ($p = 64$, $\max = 170$ et $\min = 30$).

Figure 14 b. — Image binarisée ($S = 80$).

omogénéisation d'imag
ation à la déterminatio
ctères en lecture optiq

signe du laplacien gaussien calculé sur un voisinage 7×7 par différence entre deux passe-bas [4].

Les figures 15 a et 15 b représentent les images binarisées en utilisant respectivement $CT = 2$ et $CT = 12$. La méthode est performante au niveau de la mise en évidence des caractères, cependant, il apparaît des artefacts d'autant plus visibles que CT est petit. En augmentant CT , on élimine simultanément les artefacts et les caractères peu contrastés. Ces artefacts traduisent le fait que pour certaines lignes, le niveau de gris du fond varie d'une façon trop importante, ceci étant en contradiction avec l'hypothèse de base de l'auteur.

Ainsi la méthode C.F.R.D. fournit des résultats intéressants sans nécessiter de réglages de paramètres comme dans la méthode L.R.M. et sans limitation d'amplitude de l'hétérogénéité de réflectance comme dans le cas du seuillage local.

ursive filtering method for ima
homogenization
ication to characters retrieval

Figure 14 c. — Image binarisée ($S = 113$).

omogénéisation d'imag
ation à la déterminatio
ctères en lecture optiq

omogénéisation d'imag
ation à la déterminatio
ctères en lecture optiq

ursive filtering method for ima
homogenization
ication to characters retrieval

ursive filtering method for ima
homogenization
ication to characters retrieval

Figure 15 a. — Image binarisée par seuillage local ($CT = 2$).

Figure 15 b. — Image binarisée par seuillage local ($CT = 12$).

5. Conclusion

On constate ainsi que cette technique donne des résultats performants dans des cas importants comme celui des images de documents dont le fond comporte des hétérogénéités de réflectance basse fréquence. Nous avons montré la faisabilité de la méthode de décomposition dans le cas particulier du filtrage moyenneur du gradient. D'autres filtrages sont réalisables en utilisant cet opérateur [10].

L'algorithme d'homogénéisation que nous avons exposé possède naturellement avantages et inconvénients.

Les avantages sont de deux ordres. En choisissant une largeur de fenêtre $2L + 1$ dans la zone convenable, on parvient à une suppression totale du défaut basse fréquence. Un autre avantage est lié à la technique de décomposition récurrente. L'opérateur élémentaire choisi permet une implémentation en temps réel sur un processeur câblé intégrant divers registres à décalage, des sommateurs et un multiplieur.

L'inconvénient essentiel vient du phénomène de relaxation de l'opérateur qui provoque des zones de transition apparentes lorsque l'on assiste à des variations de niveau de gris élevées suivies d'une zone homogène. Toutefois, cet inconvénient ne constitue pas un obstacle dans le cadre de notre application de segmentation en régions. Un second inconvénient vient de la détermination du paramètre L optimum. La détermination théorique de L implique l'utilisation de corrélateurs ligne, ce qui complique sensiblement la réalisation matérielle du filtre. Comme nous l'avons vu, il est possible dans le cadre d'une réalisation simplifiée, de remplacer les calculs de la fonction d'auto-corrélation du gradient par l'utilisation d'une information a priori sur chaque ligne : la dimension moyenne d'un caractère. Enfin, signalons que la récursivité nécessite une précision d'au moins $2b + 1$ bits si chaque pel est codé sur b bits. Ceci nous assure que le niveau de sortie ne comportera pas d'erreur sur le bit de plus faible poids. Cette contrainte se traduit soit par l'obligation de calcul du gradient modifié au moyen d'un opérateur en notation flottante, soit par l'extension du format de données dans le cycle de calcul récursif.

Nous avons proposé un algorithme qui répond au problème de la correction d'hétérogénéité basse fréquence du fond en lecture optique de caractères au moyen d'une méthode de calcul récursif. Cette méthode autorise, dans le cadre de notre application, une segmentation correcte de l'image en deux régions : les objets et le fond. Signalons encore que cette approche a été appliquée avec succès au problème de la correction des défauts d'éclairage sur des images de type textural.

Manuscrit reçu le 9 décembre 1990.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] J. BRÉMONT, B. HEIT, M. LAMOTTE et C. VIGNERON, Traitement d'images au niveau du signal vidéo. 2^e colloque image, Nice, avril 1983, pp. 774, 776.
- [2] J. D. FAHNESTOCK, R. A. SCHOWENGERDT, Spatially variant contrast enhancement using local range modification. *Opt. Engineering*, juin 1983, Vol. 22, n° 3, pp. 378, 381.
- [3] G. RAMSTEIN, M. RAFFY, Restauration d'images par vario-gramme. *Traitement du Signal*, 1988, Vol. 5, n° 4, pp. 263-272.
- [4] A. CHEHIKIAN, Binarisation d'images : 2 solutions à ce problème. *Traitement du Signal*, 1989, Vol. 6, n° 1, pp. 59-68.
- [5] A. DIOU *et al.*, Décomposition de matrices en produit de matrices unilignes, 21^e congrès d'Analyse Numérique, Autrans 1989, pp. 65-66.
- [6] WEN-HSIANG TSAI, Moment Preserving Thresholding : a new approach, *IEEE Computer Vision graphics & image processing*, 1985, Vol. 29, pp. 377-393.
- [7] R. C. GONZALEZ et P. WINTZ, Digital image processing (2^e ed.). *Addison Wesley Ed.* 1987, pp. 360-363.
- [8] T. PELI et J. S. LIM, Adaptive filtering for image enhancement, *Optical Engineering*, février 1982, Vol. 21, n° 1, pp. 108-112.
- [9] J. KEITH TOWNSEND, K. S. SHANMUGAN, V. S. FROST, Optimal frequency domain textural edge detection filter. *Applied Optics*, juillet 1985, Vol. 24, n° 14, pp. 2067, 2071.
- [10] C. DUMONT, Étude d'une structure de filtres bi-dimensionnels appliqués à l'imagerie. *Rapport DEA Physique appliquée*, Dijon juin 1990.