

## AMELIORATION D'IMAGES PAR EGALISATION DE CAPTEURS

*Luc Féty et Michel Terré*

THOMSON TRT DEFENSE

5, Avenue Réaumur 92352 Le Plessis Robinson

### RÉSUMÉ

Un grand nombre d'imageurs sont construits à partir d'une barrette constituée de plusieurs capteurs. La dispersion des caractéristiques des capteurs, de l'optique, de la mécanique et de l'électronique qui leur sont associées, engendre une détérioration des images. Nous proposons dans cet article un algorithme d'amélioration d'images basé sur une modélisation simple mais efficace des défauts inhérents à ces imageurs.

*Mots clés :* traitement d'image, restauration d'image, traitement de signal, soustraction de bruit.

### ABSTRACT

Most of the cameras are **multi**-sensors. The dispersion on these cells, on their optical, mechanical and electronical characteristics induces a particular deterioration of the frames. This article presents an image enhancement algorithm based on the simple modelisation of these cameras inherent defaults.

*Keywords :* image processing, image enhancement, signal processing, noise cancellation

### 1. Introduction

Un grand nombre d'imageurs, qu'il s'agisse de caméras ou d'appareils de photos, sont composés de capteurs qui balayent l'image d'un paysage dans le plan focal d'un système optique. Les capteurs, ainsi que l'optique, la mécanique et l'électronique qui leur sont associées présentent souvent des différences. Ces différences causent une détérioration de l'image de scène. Celle-ci paraît généralement rayée horizontalement ou verticalement selon le sens de balayage choisi.

Notre étude s'est intéressée au cas des caméras qui sont construites autour d'une barrette constituée d'un nombre  $d$  réduit de détecteurs. L'image de scène est obtenue en balayant le paysage par bandeaux de  $d$  lignes. La détérioration de l'image de scène est alors appelée "lignage". A priori, ce lignage devrait apparaître comme un défaut continu périodique verticalement. Cependant, les phénomènes optiques modulent ce défaut de variations monotones horizontales. La Fig. 1 qui représente une portion d'image infrarouge (quart inférieur droit d'une vue aérienne de Paris) illustre relativement bien ces phénomènes.

On remarque en particulier l'intensité variable du lignage. Ce lignage pose des problèmes, non seulement pour l'interprétation visuelle des images, mais aussi et surtout lorsqu'il s'agit d'utiliser des méthodes de traitement automatique. Un "délignage" préalable des images paraît donc indispensable. La plupart des méthodes proposent une amélioration d'image en s'appuyant sur un modèle de scène [3]. Or, l'expérience montre qu'étant donnée la diversité des scènes observées, une telle démarche est toujours délicate. En fait, il semble plus judicieux d'adopter un modèle pour le lignage qui présente des propriétés plus fiables (stationnarité, périodicité, ...). Dans cet article, nous proposons d'exploiter

ces propriétés pour estimer le lignage, afin de le soustraire à l'image observée.

Une telle démarche s'inspire des techniques du traitement du signal (modélisation, soustraction de bruit) [1],[2].



**Fig. 1 - Image infrarouge lignée.**

Dans un premier temps, nous considérerons le cas d'un lignage continu en ligne. Dans un second temps, nous généraliserons l'algorithme au cas d'un lignage plus complexe.

### 2. Lignage continu

Considérons le lignage comme un défaut continu horizontalement et périodique verticalement. L'image de lignage se réduit alors à une répétition d'un bandeau de  $d$  lignes à niveau de gris constant. Elle peut être modélisée comme suit :

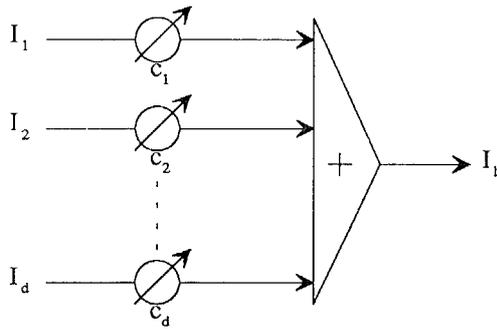


Fig. 2 - Modèle de lignage.

Les  $I_i$  sont des images particulières à niveau de gris constant (1 par exemple) sur toutes les lignes d'indice  $n$  tel que  $n$  modulo  $d = i$  et nul pour toutes les autres lignes. Les  $c_i$  sont quant à eux, des paramètres qui définissent entièrement l'image de lignage. Nous les appellerons "coefficients de lignage".

L'image  $I_l$  peut s'exprimer comme le produit scalaire entre un vecteur d'images et un vecteur de coefficients :

$$I_l = C^T \cdot B \tag{1}$$

avec  $B = [I_1 \ I_2 \ \dots \ I_d]^T$  et  $C = [c_1 \ c_2 \ \dots \ c_d]^T$

Pour cette raison, et du fait que le problème du délignage s'exprime de façon plus formelle sous forme vectorielle, on définit les outils nécessaires à cette écriture.

**2.1. Conventions :**

Soit une image  $B(b_{n,m})$ , soit un scalaire  $\alpha$ . Du produit de cette image par ce scalaire résulte une image  $A(a_{n,m})$ :

$$A(a_{n,m}) = \alpha \cdot B(b_{n,m}) \text{ avec } a_{n,m} = \alpha \cdot b_{n,m}$$

$n$  et  $m$  représentent les indices de lignes et de colonnes.

Soit  $U(u_k)$  un vecteur à composantes scalaires, soit  $V(v_k)$  un vecteur d'images  $v_k$ . Du produit scalaire de ces deux vecteurs résulte une image  $W$ :

$$W = U^T \cdot V = \sum_{k=1}^K u_k \cdot v_k$$

Soit deux images  $A$  et  $B$ . Du produit scalaire de ces deux images résulte un scalaire  $\alpha$ :

$$\alpha = A \cdot B = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M a_{n,m} \cdot b_{n,m}$$

$N$  et  $M$  sont respectivement le nombre de lignes et de colonnes des images.

**2.2. L'algorithme:**

Le délignage d'une image passe par l'estimation du vecteur des coefficients de lignage. En posant l'hypothèse que l'image de scène évolue dans un autre espace que celui du lignage (absence de périodicité  $d$  dans l'image de scène), ce vecteur peut être estimé au sens de différents critères, dont celui des moindres carrés de l'erreur de modélisation.

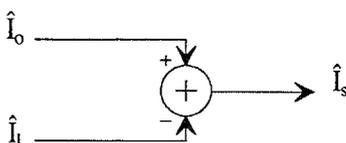


Fig. 3 - Délignage.

$I_o$  est l'image observée (scène + lignage),  $\hat{I}_l$  est l'image de lignage estimée,  $\hat{I}_s$  est l'erreur de prédiction. Etant donnée l'hypothèse d'orthogonalité entre le lignage et la scène,  $\hat{I}_s$  est aussi l'image de scène estimée. L'optimisation du critère revient donc à rechercher une image de scène à variance minimale.

$$\hat{I}_s \cdot \hat{I}_s = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \hat{i}_{s,n,m} \cdot \hat{i}_{s,n,m} = \min$$

En utilisant (1), cette expression peut encore s'écrire sous forme vectorielle:

$$\hat{I}_s \cdot \hat{I}_s = C^T \cdot B \cdot B^T \cdot C - 2C^T \cdot B \cdot I_o - I_o \cdot I_o = \min$$

Le vecteur des coefficients doit donc vérifier la condition suivante:

$$R \cdot C - S = 0 \Rightarrow C = R^{-1} \cdot S$$

$R$  est la matrice de covariance  $B \cdot B^T$  de dimension  $d \times d$  associée au vecteur d'image  $B$ . Chacune de ses composantes est définie par le produit scalaire:

$$r_{i,j} = I_i \cdot I_j$$

Il se trouve que les images composant le vecteur  $B$  sont décorréliées entre elles et de variance  $M \cdot N / d$ . Aussi, seuls les éléments diagonaux de  $R$  sont non nuls et égaux à  $M \cdot N / d$ .

$S$  est le vecteur d'images d'intercorrélations entre  $B$  et  $I_o$ . Etant donnée la structure particulière des images de  $B$ , il vient :

$$s_k = \sum_{n=1}^{N/d} \sum_{m=1}^M i_{o,nd+k,m} \tag{2}$$

Le vecteur des coefficients de lignage s'obtient donc facilement:

$$c_k = \frac{\sum_{n=1}^{N/d} \sum_{m=1}^M i_{o,nd+k,m}}{\frac{N \cdot M}{d}}$$

Une fois ces coefficients déterminés, il ne reste plus qu'à synthétiser l'image de lignage  $I_l$ .

$$\hat{I}_l = \sum_{k=1}^d c_k \cdot I_k$$

puis à soustraire cette image à l'image observée pour obtenir l'image de scène estimée.

$$\hat{I}_s = I_o - \hat{I}_l$$

Néanmoins, les images  $I_k$  à l'origine du modèle de lignage présentent un niveau de gris moyen non nul. Aussi, l'algorithme qui vient d'être présenté conduira à une image de scène estimée qui sera délignée mais dont le niveau de gris moyen sera nul. Deux solutions sont alors envisageables. La première consiste à fixer arbitrairement le niveau de gris moyen de l'image (par addition). La deuxième consiste à émettre une hypothèse supplémentaire sur le lignage, à savoir que celui-ci est de moyenne nulle. Pour cela, on peut bien sûr adopter une base d'images  $I_k$  centrée (qui sera de dimension  $d-1$ ) mais la façon la plus simple consiste à poser une contrainte sur l'image de lignage:

$$I_s \cdot U = 0 \text{ avec } U(u_{n,m}=1)$$

qui lui impose une moyenne nulle.

En utilisant les multiplicateurs de Lagrange il vient:

$$\tilde{C}^T.R.\tilde{C} - 2\tilde{C}^T.S - I_o.I_o - 2\lambda\tilde{C}^T.B.U = \min$$

d'où:

$$\tilde{C} = R^{-1}.S - \lambda R^{-1}.B.U$$

pour satisfaire la contrainte:

$$\lambda = \frac{S^T.R^{-1}.B.U}{U^T.B^T.R^{-1}.B.U}$$

et donc:

$$\tilde{C} = C - \frac{C^T.B.U}{U^T.B^T.R^{-1}.B.U} R^{-1}.B.U$$

$B.U$  est un vecteur de dimension  $d$ , dont les éléments sont les niveaux de gris moyens des images constituant le vecteur  $B$ . Chacun de ces éléments vaut  $NM/d$ .

Rappelons que seuls les éléments diagonaux de  $R$  sont non nuls et égaux à  $NM/d$ .

En définitive:

$$\tilde{C} = C - \frac{1}{d} \sum_{k=1}^d c_k \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}$$

Cette expression met en évidence que le vecteur  $\tilde{C}$  s'obtient facilement en "centrant" les composantes du vecteur  $C$ :

$$\tilde{c}_i = c_i - \frac{1}{d} \sum_{k=1}^d c_k$$

L'algorithme qui vient d'être présenté est très simple. Une première étape consiste à estimer les moyennes des lignes balayées par les  $d$  détecteurs puis à retrancher à ces moyennes la moyenne générale de l'image (moyenne des  $d$  moyennes). Le délignage de l'image consiste alors à soustraire les  $d$  moyennes ainsi obtenues, aux lignes balayées par les  $d$  détecteurs.

Malheureusement, cet algorithme ne permet de traiter que les défauts constants en ligne et parfaitement périodiques (défauts d'origine électronique). Il se trouve que ces défauts ne sont pas les seuls. Il existe en particulier des effets de dôme dus à l'optique de la caméra qui varient d'un détecteur à l'autre et qui provoquent un effet de lignage. Ce lignage n'est plus continu en ligne.

### 3. Lignage variable

L'optique de la caméra est telle que la surface utile d'un détecteur varie au cours du balayage de la scène mais dépend aussi de la position géographique du détecteur sur la barrette (position nécessairement différente pour chacun des détecteurs). Ces effets conjugués provoquent, au niveau de chaque ligne de l'image, une réponse spécifique en forme de dôme. Le différentiel de ces réponses fait apparaître un lignage qui varie de manière monotone en ligne.

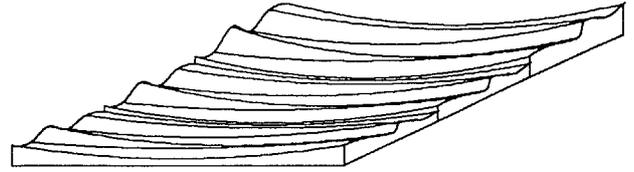


Fig. 4 - Profil typique du lignage.

A partir de considérations sur les causes qui ont donné naissance au lignage, on peut se donner un ensemble de vecteurs d'images à même de mieux modéliser celui-ci. A ce niveau, il est intéressant d'adopter une démarche séquentielle:

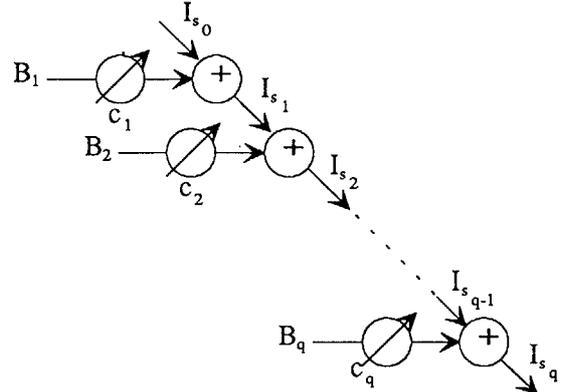


Fig. 5 -Délignage progressif.

Pour que chaque étage puisse être adapté indépendamment et que le résultat reste optimal, il est nécessaire que tous les vecteurs d'images soient orthogonaux entre eux.

Le choix de l'ensemble des vecteurs d'images ainsi que l'orthogonalisation de ces derniers est traité en annexe de cet article.

Dans cette annexe, les vecteurs d'images sont également normés. L'optimisation de chaque étage peut alors être obtenue suivant la démarche exposée pour le lignage continu. L'équation (2) devient alors:

$$s_{qk} = \sum_{n=1}^{N/d} \sum_{m=1}^M g_q(m).i_{o_{nd+k,m}}$$

où  $g_q(m)$  est la fonction à l'origine du vecteur d'images  $B_q$ . Les images  $I_{iq}$  sont des images dont les éléments des lignes  $n$  tel que  $n \text{ modulo } d = i$  sont égaux non plus à 1 mais à  $g_q(m)$ , et dont les éléments des autres lignes sont nuls.

### 4. Résultats

La méthode a été testée sur des images issues de diverses caméras thermiques. Les résultats se sont révélés remarquables. La correction de la vue aérienne de Paris conduit à l'image présentée en Fig. 7.

Cette correction a été obtenue à partir d'une base polynomiale de dimension huit. Le choix de cette base s'appuie sur une étude statistique de l'efficacité du délignage selon le nombre et le type de fonctions utilisées.

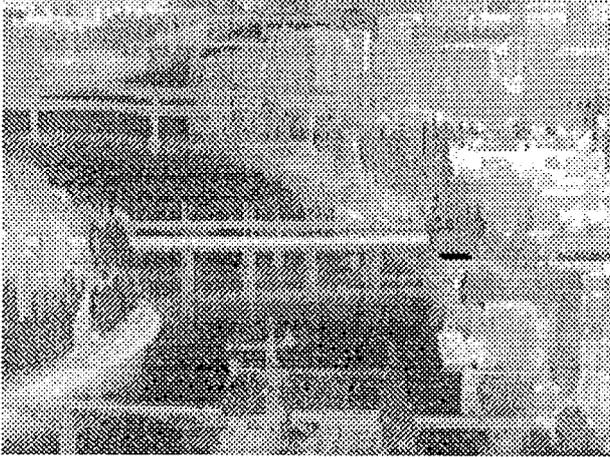


Fig. 7 - Image infrarouge délignée.

## 5. Conclusion

L'algorithme présenté dans cet article est à la fois simple (coût de calcul peu élevé) et efficace. Dans le cas d'un lignage évoluant du haut en bas de l'image et qui ne serait plus purement périodique verticalement, on peut envisager une "modulation" verticale de la correction. Cette "modulation" revient à introduire des fonctions verticales dans la base  $B$ . Cette extension de l'algorithme a été testée avec succès. N'introduisant qu'une surcharge de notations, elle n'a pas été exposée.

Enfin, si le délignage des images est important pour le confort visuel de l'utilisateur il constitue aussi, dans bien des cas, une étape importante de prétraitement de l'image. En effet, les performances de nombreux algorithmes de traitement d'image (détection de lignes droites, recalage d'image, reconnaissance de formes ...) peuvent être réduites par le lignage; le délignage est alors indispensable.

## 6. Remerciements

Nous tenons à remercier Monsieur Maurice Bellanger, directeur scientifique de T.R.T., pour l'aide qu'il nous a apporté au cours de la rédaction de cet article.

## 7. Annexe

Le choix de l'ensemble des vecteurs d'images est très important, car c'est de lui que va dépendre l'efficacité du délignage. Ces vecteurs d'images sont destinés à modéliser le lignage d'origine optique. A chaque ligne de l'image se superpose un dôme.

La forme de ce dôme, son amplitude et sa position dépendent du détecteur à l'origine de la ligne. Les  $d$  détecteurs induisent  $d$  dômes dont les différentiels causent un lignage variable.

La modélisation de ces différentiels passe implicitement par la modélisation des dômes. En première approximation, ceux-ci apparaissent comme des courbes en  $x^2$  décentrées. La façon la plus simple pour modéliser de telles courbes consiste à adopter la base polynomiale  $1, x, x^2$ .

Une modélisation plus fine des dômes peut être obtenue en adoptant une base plus générale:  $1, x, x^2, \dots, x^n$ . Soit  $F^T(x) = [f_1(x), \dots, f_n(x)]$  la base adoptée. Pour être utilisée

dans l'algorithme que nous avons présenté, cette base doit subir un prétraitement linéaire pour obtenir une base  $G^T(x) = [g_1(x), \dots, g_n(x)]$  orthonormée:

$$G(x) = A.F(x) \quad (A \text{ est la matrice de passage de la base } F \text{ à la base } G)$$

afin d'obtenir une base de vecteurs d'images orthonormée. Rappelons que chaque vecteur  $B_i$  est constitué de  $d$  images  $I_{iq}$  ( $q$  allant de 1 à  $d$ ).

Les images  $I_{iq}$  sont des images dont les éléments des lignes  $n$  tel que  $n \text{ modulo } d = i$  sont égaux non plus à 1 mais à  $g_q(m)$ , et dont les éléments des autres lignes sont nuls.

Une condition nécessaire et suffisante pour que les vecteurs  $B_i$  soient orthogonaux est:

$$\sum_{x=0}^M g_r(x)g_s(x) = \begin{cases} 0 & \text{pour } r \neq s \\ 1 & \text{pour } r = s \end{cases}$$

ou encore

$$\sum_{x=0}^M G(x).G^T(x) = I \text{ (matrice identité)}$$

et donc

$$\sum_{x=0}^M F(x).F^T(x) = A^{-1}.A^{-T} = R$$

La matrice  $A$  est donc l'inverse d'une racine carrée de la matrice  $R$  symétrique définie positive. Il existe plusieurs méthodes pour extraire la racine carrée d'une matrice. Une des plus efficace [2] est la décomposition de Cholewsky.

$$R = LL^T \quad L \text{ est une matrice triangulaire inférieure}$$

Cette racine carrée mène à une orthogonalisation récursive de la base  $F(x)$ :

$$\begin{aligned} g_1(x) &= \frac{f_1(x)}{l_{11}} \\ g_2(x) &= \frac{f_2(x) - l_{21}.g_1(x)}{l_{22}} \\ &\dots \\ g_n(x) &= \frac{f_n(x) - \sum_{i=1}^n l_{ni}.g_i(x)}{l_{nn}} \end{aligned}$$

## 8. Bibliographie

- [1] Maurice G. BELLANGER, "Adaptive Digital Filters and Signal Analysis", 1987 Marcel Dekker, Inc. ISBN 0-8247-7784-0.
- [2] Luc FETY, thèse de Docteur de l'E.N.S.T. juin 1988.
- [3] Yoshifumi YASUOKA, "Removal of Random Stripping Noise in Remotely Sensed Images", Proceedings of The 1984 International Symposium on Noise and Clutter Rejection in Radars and Imaging Sensors, IECE 1984.
- [4] B. WIDROW and S.D.STEARNS, "Adaptive Signal Processing", Prentice Hall Signal Processing Series, Alan V. Oppenheim, Series Editor, ISBN 0-13-004029-0.