

COLLOQUE NATIONAL SUR LE TRAITEMENT DU SIGNAL ET SES APPLICATIONS

68/1



NICE du 26 au 30 AVRIL 1977

DECONVOLUTION EN TEMPS REEL
PAR FILTRAGE DE WIENER

Application au TRAITEMENT des IMAGES

RON SIN Joseph

Laboratoire d'Automatique - I. N. S. A., 20 Avenue des Buttes de Coesmes - 35031 - RENNES CEDEX

RESUME

Le problème concerne le calcul numérique, avec quelques périodes de retard, de l'entrée d'un système à partir de la connaissance du système, de mesures sur sa sortie bruitée et des propriétés statistiques du signal et du bruit.

La structure sous forme d'un filtre numérique transversal opérant directement dans l'espace des données, fournies par l'observation de la sortie, est choisie pour l'opération de déconvolution. La fenêtre d'observation de la sortie est souhaitée de dimension finie. Le calcul du filtre se fonde sur le filtrage de Wiener. Il est développé à deux dimensions pour être appliqué à la déconvolution des signaux d'images et permettre ainsi un traitement en ligne s'opérant à partir de médaillons (segments) de l'image. Les résultats présentés mettent en évidence l'influence de la largeur de la fenêtre sur la déconvolution opérée.

Pour la restauration des images destinées à une visualisation, le calcul du filtre optimal permet d'introduire les propriétés linéaires de la vision. L'erreur d'estimation minimisée lors du calcul du filtre est alors celle perçue par un modèle linéaire de la vision. Les résultats présentés montrent l'influence de l'introduction du modèle de la vision lors de la déconvolution d'images bougées.

SUMMARY

The problem is the numerical calculation with a few lag periods, of the input of a system knowing the system, its noisy output and the statistical properties of the signal and the noise.

The digital non recursive filtering structure acting directly on the data space given by the observed output aims at operating a deconvolution. A finite windowing of the observed output is required. The synthesis of the algorithm uses Wiener Filtering. A two dimensional filter is designed for images deconvolution and so allows "on line" operating from image segments. The results show the influence of the width of the window on the deconvolution.

For the restoration of the images that are to be visualized, the calculation of the optimal filter, authorizes introducing the linear properties of the visual system. The minimised error is the one perceived by a linear visual model. The results show the influence of introducing the visual model for deconvolution of images blurred by a motion.



DECONVOLUTION EN TEMPS REEL
PAR FILTRAGE DE WIENER
Application au TRAITEMENT des IMAGES

INTRODUCTION

La déconvolution est une opération très utile pour la restauration des images car des dégradations par convolution sont souvent introduites au niveau des systèmes de prise de vue (bougé, défocalisation etc...). Il est donc intéressant de disposer de filtres numériques à 2 dimensions permettant la déconvolution en temps réel afin de pouvoir traiter les images en ligne par médaillons successifs. La théorie du Filtrage de Wiener donne une approche possible de calcul d'un filtre "déconvolveur" et une application sur des images est présentée dans cet article.

Pour les images destinées à être visualisées il nous a paru intéressant de tenir compte des propriétés de la vision. Nous présentons le calcul d'un filtre déconvolveur faisant intervenir un modèle spatial de la vision.

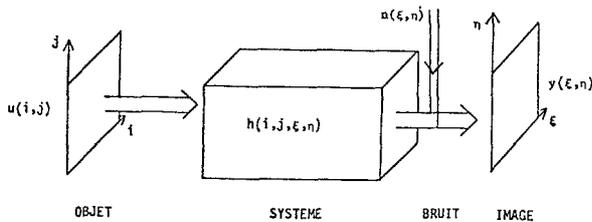
La seconde partie est consacrée à l'étude des caractéristiques essentielles du filtre obtenu et donne les résultats expérimentaux fournis par l'application d'un tel filtre sur des images.

I - FORMATION DES IMAGES ET PERCEPTION VISUELLE

Avant de présenter le calcul du filtre il est nécessaire de définir les notations utilisées au niveau de la formation des images et de donner quelques caractéristiques du système de perception visuelle [6]. Nous développerons par la suite le calcul d'un tel filtre.

I - 1. Principe de formation d'une image

Les dégradations que peuvent subir les images sont très diverses et la plupart du temps liées à leur système de formation. La formation spatiale d'une image peut se schématiser ainsi :



"u" et "y" peuvent représenter l'intensité ou une fonction de cette quantité. Ces fonctions ont pour variables les coordonnées spatiales : "xi" et "eta" pour "y" et "i,j" pour "u". La quantité "h" est la réponse ponctuelle du système de prise de vue. C'est l'équivalent de la réponse impulsionnelle classique mais cette fois à deux dimensions. Nous nous limiterons aux systèmes linéaires et isoplanétiques c'est-à-dire spatialement invariants. "n" est un bruit blanc additif, gaussien centré et indépendant. Dans un tel contexte l'image et l'objet sont reliés par un produit de convolution perturbé par un bruit additif :

$$y(\xi, \eta) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} h(\xi - i, \eta - j) u(i, j) di dj + n(\xi, \eta)$$

Le problème posé est alors le suivant : nous disposons de "y" l'image dégradée et éventuellement bruitée par "n". La réponse ponctuelle "h" de la dégradation est parfaitement connue. Nous cherchons à restaurer l'objet "u". Nous sommes ramenés à un problème de déconvolution à deux dimensions. Nous le traiterons numériquement et en opérant seulement sur des segments de l'ima-

ge, c'est-à-dire sur des fenêtres d'observations finies.

I - 2 Le système de perception visuelle

Les signaux d'images auxquels nous nous intéressons sont destinés à être analysés en dernier ressort par un transducteur humain : "l'oeil". L'oeil et le cerveau sont les derniers maillons de la chaîne et caractérisent le système de perception visuelle. Le système visuel est le juge ultime et c'est donc à ce niveau que s'élabore un critère de qualité globale sur l'image.

La qualité de l'image perçue par l'oeil est analysée par le cerveau. A ce niveau intervient le psychisme de l'individu ce qui semble difficile à modéliser étant donné la diversité de ses éléments et d'autre part leur disparité d'un individu à l'autre. Par contre l'oeil, la partie antérieure du système, possède chez l'homme, à quelques détails près, des caractéristiques communes. Son intervention dans la perception est loin d'être négligeable et nous tenterons de l'introduire dans le traitement des images.

L'oeil est sensible au logarithme de la lumière qu'il reçoit. Sa sensibilité dépend donc directement de la densité lumineuse. D'autre part, différentes expériences [6] ont montré que la fonction de transfert correspondant au filtrage spatial du modèle de la vision pouvait sensiblement se mettre sous la forme [2]

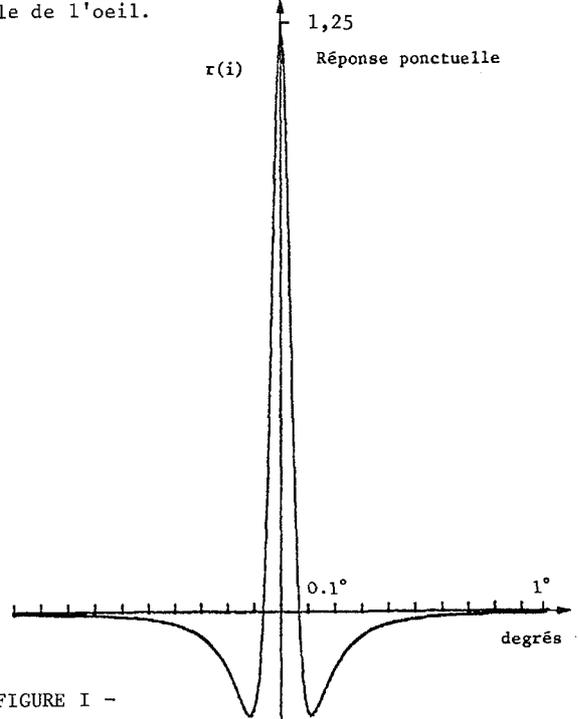
$$A(f) = \lambda(a + bf) e^{-bf} \quad (2)$$

avec $\begin{cases} a = 0.02 \\ b = 0.2222 \\ \lambda = 2.664 \end{cases}$

Cette expression dans le domaine des fréquences spatiales permet de trouver analytiquement les différentes réponses [2]

- La réponse ponctuelle "P. S. F" (Point Spread function) dans le cas d'un modèle à deux dimensions.
- La réponse impulsionnelle unidimensionnelle "L. S. F" (Line Spread Function) pour une modélisation monodimensionnelle.

La figure I représente le tracé de la réponse ponctuelle de l'oeil.



- FIGURE I -

DECONVOLUTION EN TEMPS REEL
PAR FILTRAGE DE WIENER
Application au TRAITEMENT des IMAGES

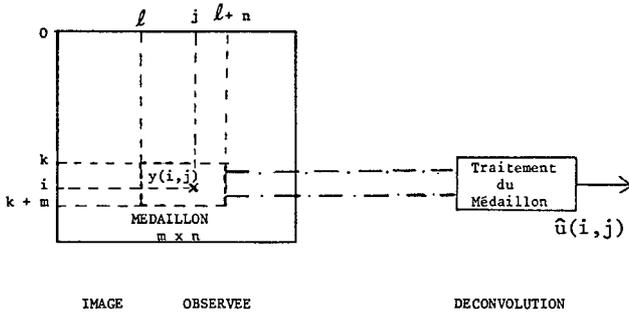
C'est cette dernière caractéristique qui sera introduite dans le calcul du filtre pour la déconvolution des signaux d'images.

Remarque : Il faudra veiller chaque fois que l'on utilise ce modèle à ce que les données correspondent à des densités lumineuses, sinon une correction logarithmique permettra de passer des intensités aux densités.

II - FILTRAGE DE WIENER ADAPTE AU TRAITEMENT DES IMAGES

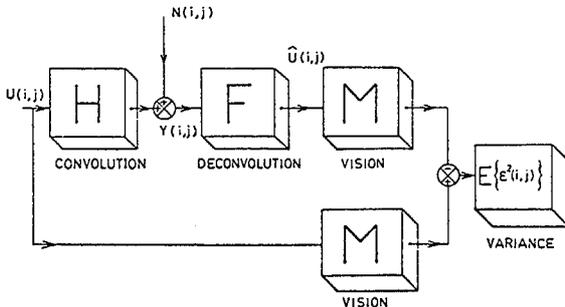
II - 1. Les données du problème

Le problème consiste à obtenir l'opération, discrète dans le temps, qui permettra de retrouver un signal original à partir de la mesure bruitée de ce signal convolué par une transmittance linéaire connue. L'opération obtenue nous restituera le signal d'entrée avec éventuellement quelques périodes de retard et elle se présentera sous forme d'un filtrage linéaire opéré sur une fenêtre d'observations de dimension finie (médaillon).



- FIGURE II -

Nous allons fonder l'optimalité du filtre sur une minimisation de la variance de l'erreur perçue par l'oeil. Autrement dit, nous allons minimiser la différence entre l'estimation "vue" et l'image originale "vue" suivant le schéma de la figure III.



Filtre de Wiener avec un modèle de la vision

- FIGURE III -

$u(i,j)$ représente le signal d'image à estimer. Il est supposé aléatoire, stationnaire, centré et de fonction d'autocorrélation donnée : " $\psi_{uu}(\tau_1, \tau_2)$ "

H représente la séquence de pondération à deux dimensions du système linéaire à l'origine du produit de convolution. " H " est connue.

$n(i,j)$ est un bruit blanc aléatoire, gaussien, sta-

tionnaire et centré. Nous appellerons sa fonction d'autocorrélation : " $\psi_{nn}(\tau_1, \tau_2)$ ". Elle se réduit bien sûr à une simple impulsion de Dirac. La corrélation entre " n " et " u " est supposée nulle.

$y(i,j)$ est l'observation disponible à partir de laquelle s'opérera la déconvolution.

F représente la séquence de pondération du filtre cherché pour la déconvolution de " H ". Nous la supposons limitée à un rectangle défini par $i \in [v_1, \mu_1]$ et $j \in [v_2, \mu_2]$

M symbolise la réponse ponctuelle (P. S. F.) du modèle de la vision.

$\epsilon(i,j)$ est l'écart entre l'estimation du signal d'entrée en " i,j " passée dans le modèle de la vision et le signal d'entrée lui-même en " i,j " passé dans le même modèle. Le filtre " F " cherché sera obtenu par minimisation de la variance de cette quantité.

II - 2. La calcul du filtre

L'erreur dont on veut minimiser la variance s'écrit

$$\text{comme suit : } \epsilon(i,j) = (M * u)(i,j) - (M * F * y)(i,j)$$

$$\text{en définissant : } v(i,j) = (M * u)(i,j) \\ \sigma(i,j) = (M * y)(i,j)$$

l'écriture de l'erreur donne alors :

$$\epsilon(i,j) = v(i,j) - (F * \sigma)(i,j)$$

La minimisation de $E \{ \epsilon^2(i,j) \}$ par rapport à " F " fournira le filtre optimal. L'application directe de l'équation de Wiener-Hopf [1] donne :

$$(F * \psi_{\sigma\sigma})(\tau_1, \tau_2) - \psi_{\sigma v}(\tau_1, \tau_2) = 0 \quad (3)$$

$$\tau_1 \in [v_1, \mu_1] \\ \tau_2 \in [v_2, \mu_2]$$

" $\psi_{\sigma\sigma}$ " représente la fonction d'autocorrélation de " σ ".

" $\psi_{v\sigma}$ " est la fonction d'intercorrélacion entre " σ " et " v ".

Ces quantités sont issues des données. En effet, si l'on définit :

$$\psi_{MM}(\tau_1, \tau_2) = (M * M_-)(\tau_1, \tau_2) \\ (\text{M}_- \text{représente } M(-\tau_1, -\tau_2))$$

et :

$$\psi_{vv}(\tau_1, \tau_2) = (\psi_{uu} * \psi_{MM})(\tau_1, \tau_2)$$

on a alors :

$$\psi_{\sigma v}(\tau_1, \tau_2) = (\psi_{vv} * H_-)(\tau_1, \tau_2)$$

et d'autre part :

$$\psi_{\sigma\sigma}(\tau_1, \tau_2) = (\psi_{\sigma v} * H)(\tau_1, \tau_2) + (\psi_{nn} * \psi_{MM})(\tau_1, \tau_2)$$

Nous obtenons ainsi la matrice " F " de la réponse ponctuelle du filtre de Wiener pour la déconvolution, calculée en présence d'un modèle linéaire de la vision.



DECONVOLUTION EN TEMPS REEL
PAR FILTRAGE DE WIENER

Application au TRAITEMENT des IMAGES

$$\begin{bmatrix} \psi_{\sigma\sigma}(0,0) & \dots & \psi_{\sigma\sigma}(\mu_1 - \nu_1, 0) \\ \psi_{\sigma\sigma}(1,0) & \dots & \psi_{\sigma\sigma}(\mu_1 - \nu_1 - 1, 0) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \psi_{\sigma\sigma}(\mu_1 - \nu_1, 0) & \dots & \psi_{\sigma\sigma}(0,0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F(\nu_1, \nu_2) & \dots & F(\nu_1, \mu_2) \\ F(0,0) & \dots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ F(\mu_1, \nu_2) & \dots & F(\mu_1, \mu_2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \psi_{\sigma\nu}(\nu_1, \nu_2) & \dots & \psi_{\sigma\nu}(\nu_1, \mu_2) \\ \psi_{\sigma\nu}(0,0) & \dots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \psi_{\sigma\nu}(\mu_1, \nu_2) & \dots & \psi_{\sigma\nu}(\mu_1, \mu_2) \end{bmatrix}$$

ou encore plus symboliquement :

$$\begin{bmatrix} \psi_{\sigma\sigma} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \psi_{\sigma\nu} \end{bmatrix}$$

La variance de l'erreur d'estimation nous est donnée par : (4)

$$\sigma^2 = E \{ \varepsilon^2 \} = \psi_{\nu\nu}(0) + (F * F_{-} * \psi_{\sigma\sigma})(0) - 2(F * \psi_{\sigma\nu})(0)$$

Un tel filtre minimisera donc la différence, perçue par la partie linéaire de la vision, entre l'image estimée et l'image originale. On peut remarquer que l'intervention du modèle de la vision dans le filtrage de Wiener est due à ce que la fenêtre d'observation est bornée. Ces valeurs de "ν" et "μ" infinies supprimeraient l'intervention du modèle de la vision dans les équations de minimisation de la variance de l'erreur.

II - 3. Possibilités de la méthode

Le filtre de déconvolution est calculé dans un contexte général où l'opérateur possède une connaissance à priori, à la fois des statistiques du signal qu'il cherche à restaurer et du bruit. Mais nous pouvons opérer la déconvolution dans un environnement plus particulier :

- soit l'absence de bruit :

$$\psi_{nn}(\tau_1, \tau_2) = 0$$

- soit l'absence d'informations à priori sur le signal

$$\psi_{uu}(\tau_1, \tau_2) = \delta(\tau_1, \tau_2)$$

C'est alors un bruit blanc que l'on cherche à restaurer.

- soit l'absence de déformation :

$$H(\tau_1, \tau_2) = \delta(\tau_1, \tau_2)$$

Le problème est alors ramené à un simple filtrage de Wiener pour éliminer le bruit présent sur le signal.

- soit l'absence de modèle de la vision :

$$M(\tau_1, \tau_2) = \delta(\tau_1, \tau_2)$$

Nous sommes alors revenus au filtre "classique" de Wiener.

L'absence de bruit, de statistiques sur le signal d'entrée et de modèle de la vision nous donne la solution équivalente à celle du filtre inverse [7] obtenu par la méthode des moindres carrés.

$$\begin{bmatrix} F \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H & H^T \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} H \end{bmatrix}$$

II - 4. Mise en oeuvre Informatique du problème

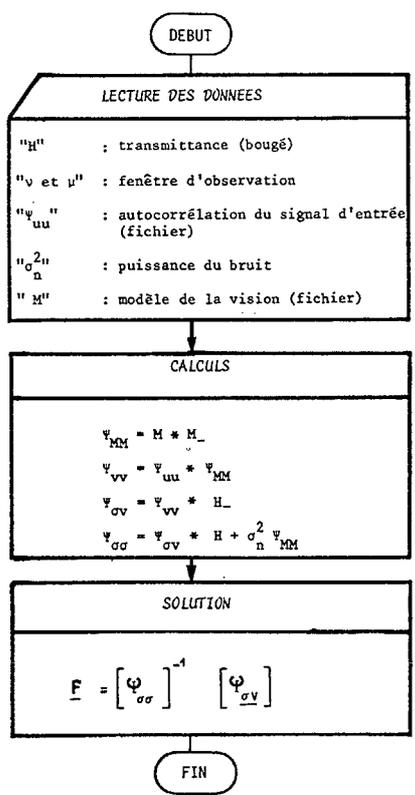
Les images que nous tenterons de restaurer auront subi une dégradation due à un bougé à vitesse constan-

te dans le sens horizontal. Le choix d'une telle déformation tient au fait qu'elle est monodimensionnelle ce qui simplifiera le calcul du filtre de déconvolution puisque nous le limiterons de même à une dimension.

Le calcul du filtre avec un modèle de la vision est réalisé par un programme écrit sur un miniordinateur "HP 2100", en FORTRAN IV. Trois méthodes de résolution des équations sont possibles : Choleski, Householder, ou Gauss-Jordan. Le programme permet d'introduire conversationnellement les divers paramètres intervenant dans le calcul du filtre. Il est ainsi possible de faire varier la longueur du bougé, la largeur de la fenêtre d'observation ainsi que le nombre de périodes de retard à l'estimation "ν" (la largeur du filtre est limitée à 50 points). On peut choisir, d'autre part, divers modèles de la fonction d'autocorrélation du signal d'entrée ou même éventuellement introduire une fonction d'autocorrélation calculée sur le signal lui-même. L'entree de telles données se fait simplement en indiquant le nom du fichier disque dans lequel elles se trouvent. Il est possible de modifier la puissance du bruit

"σ_n²" et enfin de faire intervenir le modèle de la vision. La figure IV représente l'organigramme de ce programme.

Un autre programme implanté sur le même miniordinateur permet de mettre en oeuvre le filtre obtenu sur divers signaux tels que un signal test, une ligne d'image ou une image entière.



- FIGURE IV -

III - RESULTATS THEORIQUES ET EXPERIMENTAUX

Les résultats présentés peuvent se diviser en deux parties :

- L'étude de la variance théorique de l'erreur du filtre en fonction de différents paramètres. Ainsi nous

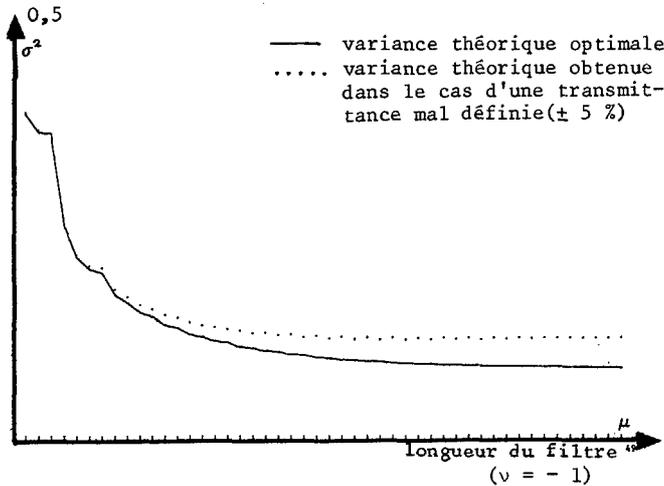
DECONVOLUTION EN TEMPS REEL
PAR FILTRAGE DE WIENER
Application au TRAITEMENT des IMAGES

allons tester, par son intermédiaire, la sensibilité du filtre à la transmittance de convolution et à l'influence du modèle de la vision.
- La présentation de diverses images traitées obtenues par l'application d'un tel filtre.

III - 1. Sensibilité du filtre

III - 1 - 1 - Etude de la sensibilité du filtre aux coefficients de la transmittance de convolution.

Nous sommes partis, avec comme hypothèse, une connaissance parfaite de la transmittance à l'origine de la convolution. Cette hypothèse est évidemment idéale et risque souvent d'être en conflit avec la réalité. Aussi avons-nous testé la sensibilité du filtre aux imprécisions éventuelles sur la séquence de pondération du bougé. L'étude est réalisée ainsi : nous avons tout d'abord calculé la variance théorique de l'erreur d'estimation en présence du filtre obtenu pour une transmittance parfaitement connue (bougé de 4 points). Par la suite, nous avons reconduit les mêmes calculs sur la variance théorique mais cette fois en introduisant des filtres de déconvolution calculés à partir d'une transmittance modifiée. Chaque coefficient de la séquence de pondération du bougé s'est ainsi vu modifié de $\pm 5\%$. Autrement dit nous avons calculé la variance d'estimation pour le filtre optimal au bougé puis pour le filtre non optimal au bougé. La figure V représente le tracé des deux variances d'erreur d'estimation en fonction de la largeur du filtre. On constate que le filtre est d'autant plus sensible aux coefficients de la transmittance quand il possède un nombre de coefficients élevé.



Sensibilité du filtre à la transmittance de déconvolution.

On remarque également qu'au-delà d'une certaine largeur de la fenêtre d'observation, l'amélioration de l'erreur d'estimation est très faible. Pour les applications en temps réel, on aura intérêt à faire une étude préalable de la variance d'estimation suivant la largeur du filtre de façon à réduire les dimensions du filtre.

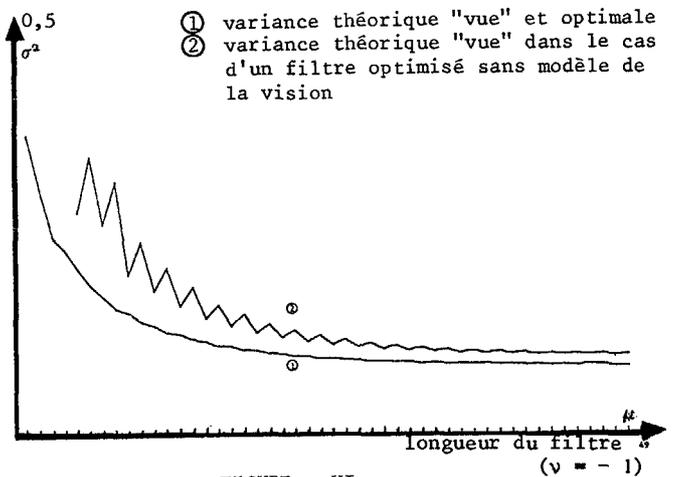
III - 1 - 2 - Influence du modèle de la vision sur la variance de l'erreur d'estimation

L'intervention du modèle de la vision dans le calcul des équations du filtre de Wiener tient au seul fait que le filtre possède une réponse limitée dans l'espace, "v" et "mu" étant finis. Nous ne serons pas étonnés de voir l'influence du modèle de la vision

croître lorsqu'on diminue la fenêtre d'observation. Il est possible de le mettre en évidence par les calculs suivants. Dans un premier temps, le filtre "F_M", optimal en présence du modèle de la vision, est calculé pour diverses longueurs ainsi que le filtre "F" toujours optimal mais cette fois sans modèle de la vision. Ensuite est calculée la variance théorique de l'erreur d'estimation "vue" :

$$E \{ \epsilon^2 \} = \psi_{VV}(0) + (F * F_{-} * \psi_{\sigma\sigma})(0) - 2(F * \psi_{\sigma V})(0)$$

Le tracé de cette même quantité pour les deux cas de configuration de filtre "F" et "F_M" en fonction de la longueur de la fenêtre d'observation se trouve sur la figure VI. Outre une amélioration de la variance lorsque le filtre est calculé avec un modèle de la vision nous constatons que cette amélioration se manifeste d'autant que la largeur de la fenêtre d'observation diminue.



Variance théorique et variance de la vision.

Remarque : Il s'est avéré lors du calcul du filtre de déconvolution en présence à la fois de la fonction d'autocorrélation de l'image et du modèle de la vision que ce dernier était alors sans influence. Autrement dit le filtre obtenu était identique avec un modèle de la vision ou non. Une étude sommaire a montré que le filtre obtenu avec un modèle de la vision ne différait de celui obtenu sans modèle que si la constante de temps de corrélation du signal d'entrée était inférieure à celle du modèle de la vision. Ceci peut apparaître très gênant. Mais les statistiques du second ordre décrivent très mal les caractéristiques visuelles d'une image. L'oeil est très sensible aux contours, c'est-à-dire aux fortes variations du signal et ces derniers ont une pondération négligeable dans le calcul d'une fonction d'autocorrélation. La sensibilité de l'oeil dépend de la configuration locale de l'image [5]. Aussi, le signal d'image est considéré statistiquement comme un bruit blanc, ce qui fait que le modèle de la vision conserve toute son influence.

Nous allons voir maintenant les résultats de l'application du filtre de déconvolution sur des images.

III - 2. Déconvolution d'images

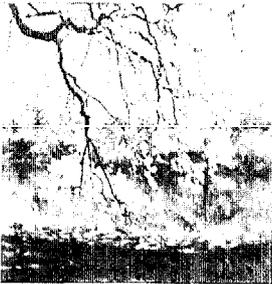
Les images traitées présentées dans cet exposé mettent en relief les deux caractéristiques essentielles du filtre de déconvolution employé :
- Le traitement par médaillons



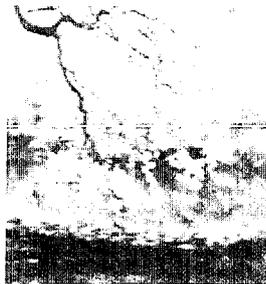
DECONVOLUTION EN TEMPS REEL
PAR FILTRAGE DE WIENER
Application au TRAITEMENT des IMAGES

- L'influence apportée par l'introduction du modèle de la vision. Les images possèdent les caractéristiques suivantes : 256 x 256 points dont la densité est codée avec 256 niveaux. La restitution de ces images sur film s'est faite par l'intermédiaire de l'optronics du C. C. E. T. T. avec une résolution de 100 μ^2 par point. L'image présentée a été choisie en raison de sa richesse en détails.

L'image I est l'image originale. L'image II représente l'image, ayant subi un "bougé" en simulation de quatre points dans le sens horizontal, à partir de laquelle furent faites les estimations.



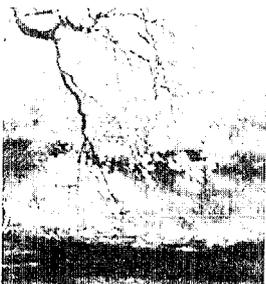
- Image I -



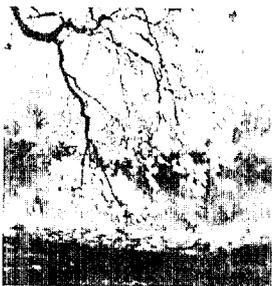
- Image II -



- Image III -



- Image IV -



- Image V -

Toutes les images estimées présentées ont été obtenues à partir de filtres monodimensionnels considérant que le signal d'entrée équivalait à un bruit blanc ($\psi_{uu}(\tau) = \delta(\tau)$). Les estimations III et IV ne diffèrent que par la largeur de la fenêtre d'observation du filtre employé calculé dans les deux cas sans modèle de la vision. L'image estimée III a été obtenue par un filtre de cinquante points tandis que l'estimation IV provient d'un filtre de douze points de large. Une telle largeur de fenêtre est voisine de la valeur minimale au-delà de laquelle la déconvolution sera presque sans effet. D'autres expériences ont montré que les estimations obtenues par des filtres de l'ordre de cinquante points sont d'aussi bonne qualité que celles obtenues par le filtrage classique de Wiener en traitement d'images [8]: le traitement s'effectuant alors par calcul des transformées de Fourier sur toute l'image. L'image V est obtenue avec la même largeur de filtre qu'en IV mais cette fois le filtre appliqué a

été calculé avec un modèle unidimensionnel de la vision (L. S. F). Le pas d'échantillonnage du modèle de la vision introduit dans les calculs donne une distance d'observation optimale de 40 cm. Cette estimation fait ressortir l'amélioration subjective apportée par l'introduction du modèle de la vision dans le calcul du filtre. Nous avons choisi une fenêtre de filtrage relativement étroite pour mieux faire ressortir l'influence du modèle de la vision.

CONCLUSION : Le filtre de Wiener s'avère donc être une méthode de déconvolution à la fois intéressante et satisfaisante. Ce résultat n'est pas nouveau. Diverses études ont déjà été réalisées sur cette méthode.

Le point caractéristique de cette étude réside dans la structure temps réel du filtre opérant sur une fenêtre d'observation finie. Le système de déconvolution ne nécessite ainsi que de modestes moyens informatiques tels que : miniordinateurs ou microprocesseurs. Il peut donner des qualités de restitution analogues aux méthodes classiques de filtrage de Wiener nécessitant le traitement de l'image entière pour chaque point.

La seconde originalité du filtre présenté réside dans l'introduction du modèle de la vision dans le calcul du filtre pour le traitement des images. Dans ce cas, les résultats obtenus montrent une amélioration de la qualité de l'image au niveau de sa perception visuelle.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] ARQUES P. Y. : "Cours de détection et d'estimation" D. E. A. 1973 - Rennes.
- [2] BARBA D. : "Estimation optimale d'un modèle paramétrique non homogène du filtrage spatial dans le système visuel". A paraître.
- [3] DE LARMINAT P. et RONSIN J. : "Déconvolution de signaux d'images compte tenu d'un modèle de la vision". Annales E. N. S. M. (Nantes) 2e semestre 76
- [4] GOLD B. et RABINER L. R. : "Theory and application of digital signal processing". Prentice Hall 1975
- [5] KRETZ F. & BOUDEVILLE J. L. : "Dégradation des signaux d'images et qualité subjective en codage numérique : visibilité du flou de contour" Annales des Télécommunications, Tome 31, n° 9-10 Septembre-October 1976
- [6] MANNOS J. L. et SAKRISON D. J. : "The effect of a visual fidelity criterion on the encoding of images". I. E. E. E. Trans Inf, Theory I T - 20, (1974), 525 - 536.
- [7] RONSIN J. : "Déconvolution numérique en temps réel". 5e Colloque GRETSI 1975.
- [8] SONDDHI M. M. : "Image restoration : the removal of spatially invariant degradations". Proceedings of the I. E. E. E., Vol. 60 n° 7, July 1972.

