

# traitement numérique d'images infrarouges <sup>(1)</sup>

Digital infra-red image processing



Gilles GIRARD

Télécommunications Radioélectriques et Téléphoniques (TRT), BP n° 21, 5, avenue de Réaumur, 92350 Le Plessis-Robinson

Gilles GIRARD est ingénieur ESE Radiocommunications. A TRT depuis 1980, il a été responsable de projets de transmission par fibre optique jusqu'en 1982. Il s'occupe actuellement d'amélioration d'images, de détection automatique, d'architecture de processeurs spécialisés, etc.



V. Ralph ALGAZI

Signal and Image Processing Laboratory, Department of Electrical and Computer Engineering, University of California, Davis, Calif. 95616 USA

V. Ralph ALGAZI est ingénieur ESE Radiocommunications et Ph. D. MIT. Professeur à l'Université de Californie, il s'intéresse particulièrement au traitement et codage des images et aux techniques de télédétection (remote sensing). Il dirige plusieurs groupes d'étudiants sur des projets de traitement et reconnaissance de la parole et des images.

## RÉSUMÉ

Cet article présente une approche générale du traitement numérique des images infrarouges de l'acquisition à l'utilisation des données. Les principales étapes d'un tel traitement y sont développées. L'accent est mis sur les prétraitements qui visent à diminuer les erreurs radiométriques et le fort bruit aléatoire qui caractérisent les images infrarouges. Il est ensuite montré comment l'application de tels prétraitements permet d'utiliser efficacement des méthodes classiquement mises en œuvre pour des images du domaine visible. Chaque traitement, expliqué d'un point de vue théorique, est illustré par un exemple concret.

## MOTS CLÉS

Traitement numérique, traitement d'image, image infrarouge, bruit radiométrique, filtrage.

## SUMMARY

*This paper describes a general approach to the digital processing of infra-red images, from data acquisition to data use. The main steps of this processing are developed. Emphasis is placed on the pre-processing which reduces the systematic radiometric errors and the considerable random noise inherent to infra-red images. It is then shown that, with such a pre-processing, classical techniques used for image in the visible domain become practicable. Each process is explained in theory and illustrated with a practical example.*

## KEY WORDS

*Digital processing, image processing, infra-red image, radiometric noise, filtering.*

<sup>(1)</sup> Cette étude a été financée par la Direction des Recherches Études et Techniques DRET sous le contrat n° 82.34.428.00.470.75.01.

## TABLE DES MATIÈRES

### Introduction

1. Présentation générale du traitement numérique des images infrarouges
2. Réduction des défauts propres aux images infrarouges
3. Réduction du bruit aléatoire dans les images infrarouges
4. Amélioration du contraste des images infrarouges
5. Extraction et séparation d'objets chauds
6. Caractérisation et reconnaissance d'objets chauds

### Conclusion

### Introduction

L'utilisation des images est aujourd'hui devenue courante dans nombre d'applications. Leur grande efficacité a été ainsi mise en évidence pour l'analyse d'observations dans des domaines aussi variés que l'espace et l'industrie, ou lors d'applications militaires et médicales [1].

Le développement récent des moyens informatiques, aussi bien en vitesse et capacité qu'en coût et facilité d'exploitation, permet le traitement de volumes de données toujours plus grands [2]. Le traitement des images peut ainsi être réalisé de façon purement numérique, conduisant à leur description, analyse et utilisation sous forme quantitative [3-10].

Des progrès importants ont aussi été réalisés dans le domaine des capteurs radiométriques rendant possible l'utilisation des bandes spectrales depuis le visible jusqu'à l'infrarouge lointain [11-12].

Cet article présente l'application de ces techniques aux images infrarouges thermiques, décrivant pour cela les principales étapes du traitement et illustrant chacune d'elles par des exemples particuliers.

L'accent est principalement mis sur les traitements les plus spécifiques. Ils sont liés aux caractères particuliers des images infrarouges, par exemple :

- un contraste et une résolution relativement faibles par rapport aux images du domaine visible;
- l'existence d'erreurs radiométriques dues à la méthode d'analyse de l'image et aux capteurs utilisés;
- la présence d'un fort bruit aléatoire lié aux caractéristiques des capteurs infrarouges.

En fonction de ceux-ci, il est montré comment l'application de prétraitements adaptés aux images infrarouges permet par la suite de pouvoir utiliser efficacement des méthodes classiquement mises en œuvre sur des images du domaine visible.

### 1. Présentation générale du traitement numérique des images infrarouges

On peut mesurer ou enregistrer les caractéristiques d'une scène en plaçant des capteurs dans le plan de son image donnée par un système optique. Les capteurs utilisés sont de types différents suivant les caractéristiques lumineuses de la scène que l'on veut observer (intensité lumineuse d'une couleur donnée, température, rayon X, ...).

Chaque capteur ayant une caractéristique spectrale de sensibilité, la réponse totale résultante en un point donné peut être exprimée par une intégrale de la forme :

$$R = \int S(\lambda) I(\lambda) d\lambda,$$

où  $S(\lambda)$  dénote la sensibilité du capteur en fonction de la longueur d'onde  $\lambda$ , et  $I(\lambda)$  dénote l'intensité lumineuse reçue.

Dans notre application les capteurs utilisés sont sensibles aux radiations situées dans l'infrarouge lointain ( $\lambda = 8$  à  $12 \mu\text{m}$ ). On obtient donc par leur intermédiaire un signal directement fonction de la répartition en température de la scène observée.

Mais ne disposant pas aujourd'hui, dans la bande spectrale de 8 à  $12 \mu\text{m}$ , de cibles bidimensionnelles de bonne sensibilité analogues aux photocathodes ou aux cibles de vidicon, on doit utiliser des détecteurs ponctuels, photovoltaïques ou photoconducteurs.

Ces détecteurs en petit nombre ( $D$ ) par rapport à celui des éléments d'image, sont déplacés dans toute l'image de façon à l'analyser systématiquement. Ce déplacement s'effectue en fait en déplaçant l'image de la scène par un système opto mécanique devant les détecteurs qui restent fixes.

Le mode de balayage, du type dit « série-parallèle », est caractérisé de la façon suivante :

- les  $D$  détecteurs sont groupés en  $L$  lignes de  $C$  capteurs élémentaires chacune (dans les exemples développés on utilise 12 lignes de 5 capteurs). Chaque ligne est disposée parallèlement à la direction du balayage rapide (balayage ligne);
- après le balayage d'une bande correspondant aux  $L$  lignes, le balayage de la bande adjacente est effectué, et ainsi de suite de haut en bas de l'image. Deux trames successives sont entrelacées, c'est-à-dire que, d'une trame à la suivante, la position des détecteurs est décalée d'un demi-pas dans la direction du balayage lent;

## APPLICATIONS

— l'image est donc constituée de deux trames entrelacées, formées elles-mêmes de bandes successives de  $L$  lignes;

— les analyses dans les deux directions sont synchronisées de façon à ce qu'à l'entrelacement près, les mêmes détecteurs repassent sur les mêmes points de la scène lors des analyses successives dans une scène fixe.

Le signal électrique résultant, ou l'image elle-même, peut être facilement décrit sous une forme mathématique par l'intermédiaire d'une fonction de trois variables  $f(x, y, t)$ , où  $x$  et  $y$  dénotent les coordonnées spatiales et  $t$  la valeur, au point  $(x, y)$  à l'instant  $t$ .

Dans notre cas, les variations de  $f$  sont proportionnelles aux variations de température dans la scène observée. La sensibilité utile de la caméra employée ici est de  $0,1^\circ$ , ce qui correspond à un contraste de flux de photons de  $0,7\%$ , valeur environ 50 à 100 fois plus faible que celle obtenue lors de l'acquisition d'images du domaine visible.

A partir de chaque image analogique  $f(x, y)$  à un instant donné, on obtient une image numérique  $F(i, j)$  par échantillonnage spatial de l'image et quantification des niveaux de gris.

L'image est alors représentée sous la forme d'une matrice dont chaque élément  $F(i, j)$  correspond à un point de l'image appelé pel (Point Élémentaire ou Picture Element). Lors des expérimentations décrites dans la suite, les matrices utilisées sont des matrices  $256 \times 256$  et chaque pel est codé sur 8 bits; chacune de ces matrices correspond à une trame.

Le traitement numérique des images peut alors être défini comme un processus au cours duquel une image qui a été numérisée est :

- soit modifiée pour donner une nouvelle image qui sera par exemple plus attrayante pour un observateur humain;
- soit transformée en un ensemble de paramètres liés à la scène observée, paramètres directement présentés à l'observateur ou analysés automatiquement pour conduire à une décision prise en fonction de la scène observée et de critères préétablis.

Lorsque le résultat du traitement est une nouvelle image, sa conversion en une image analogique en permettra la visualisation à des fins d'observation.

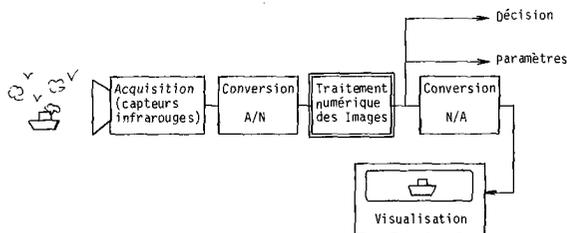


Fig. 1. — Système d'imagerie.

Cette succession d'étapes fondamentales est illustrée sur la figure 1. Cet article détaille principalement la partie centrale de cette chaîne qui correspond donc au traitement numérique des images infrarouges proprement dit.

Tout traitement numérique d'image est caractérisé par un ensemble d'étapes de base qu'on module au gré du domaine d'application et du caractère particulier de tel ou tel type d'image. Dans le cas du traitement numérique d'images infrarouges, la démarche générale suivie peut être décrite de manière condensée par le diagramme de la figure 2. Il est à noter que ce diagramme n'est pas exhaustif dans le sens où d'autres domaines tels que, par exemple, la transmission ou le codage des images [13-14] pourraient apparaître avant la première étape, ou encore une étape de correction des distorsions géométriques pourrait dans certains cas être envisagée lors de la restauration; mais ces étapes moins spécifiques du traitement d'images infrarouges ne sont pas considérées ici.

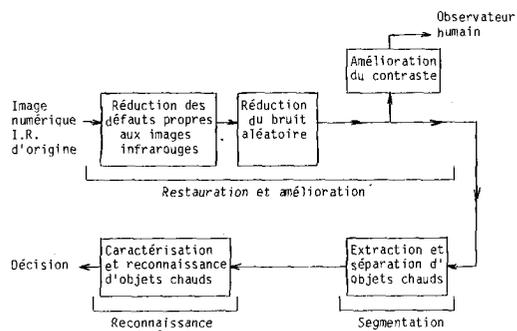


Fig. 2. — Chaîne de traitement numérique des images infrarouges.

## 2. Réduction des défauts propres, aux images infrarouges

A partir de l'image infrarouge d'origine, qui pourra être par exemple la sortie numérique d'une caméra thermique, cette première étape consiste à éliminer les défauts liés au caractère particulier des capteurs infrarouges.

Un des problèmes de base des capteurs infrarouges est leur dispersion et la difficulté posée par leur étalonnage lors d'une utilisation dynamique. C'est ainsi que, dans des systèmes mettant en œuvre des matrices de capteurs élémentaires, des différences de réponse entre les divers capteurs apparaissent et se traduisent par des « lignages » parasites dans l'image. Le graphique donné à la figure 3a montre le caractère systématique de ces erreurs, on y note des erreurs crête à crête atteignant 7% de la valeur moyenne dans l'image. La périodicité de  $L$  lignes ( $L=12$ ) présentée par ces erreurs est directement liée au mode d'analyse de l'image décrit au paragraphe 1.

Le but de cette étape est donc de réduire ces erreurs radiométriques sans affecter les informations contenues dans l'image.

Les moyens de correction développés doivent prendre en compte la structure particulière de ces erreurs; on peut ainsi développer des modèles de correction basés sur une analyse statistique des données disponibles dans l'image afin de réaliser une égalisation *a poste*-

TRAITEMENT NUMÉRIQUE D'IMAGES INFRAROUGES

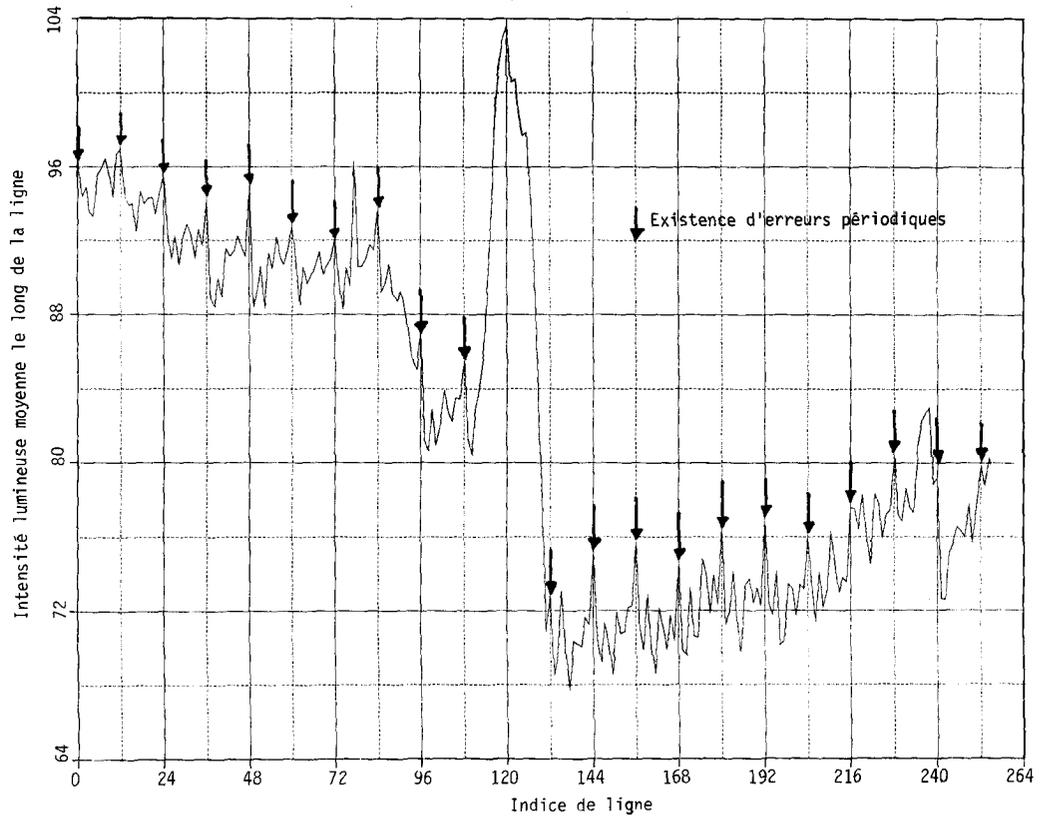


Fig. 3 a. — Moyenne de l'intensité lumineuse le long d'une ligne en fonction de l'indice de ligne  
Image d'origine avant réduction des erreurs radiométriques.

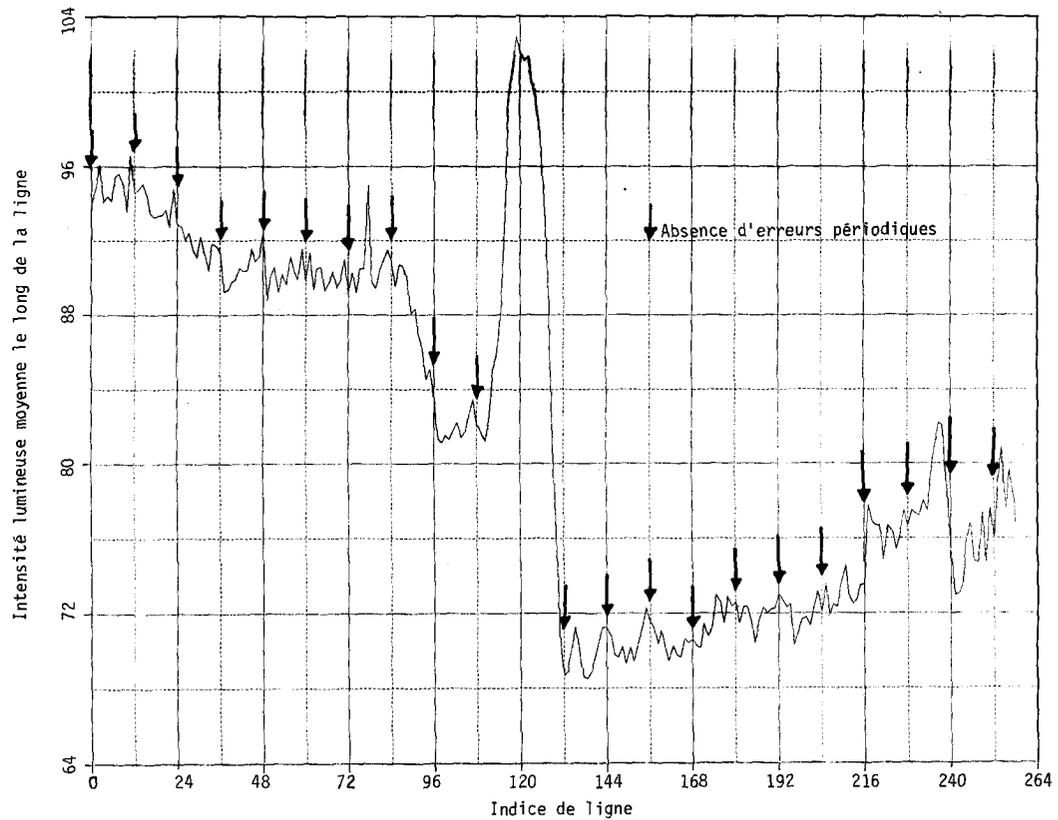


Fig. 3 b. — Moyenne de l'intensité lumineuse le long d'une ligne en fonction de l'indice de ligne.  
Image d'origine après réduction des erreurs radiométriques par égalisation d'histogramme.

## APPLICATIONS

*a priori* des données issues des divers capteurs infrarouges utilisés [15-16].

Pour cela, un capteur de référence  $r$  est choisi, et les tensions de sorties  $V_s$  de chacun des autres capteurs  $s$  sont corrigées en fonction de leur écart par rapport à ce capteur de référence suivant :

$$\hat{V}_s = g_{s,r}(V_s)$$

où  $V_s$  et  $\hat{V}_s$  dénotent respectivement les tensions de sortie du capteur  $s$  avant et après correction. La fonction  $g_{s,r}(\cdot)$ , appelée courbe d'égalisation, traduit la dérive du capteur  $s$  par rapport au capteur de référence. La correction des erreurs radiométriques se ramène donc à l'estimation de cette courbe d'égalisation  $g_{s,r}(\cdot)$  pour chaque capteur  $s$ .

Cette estimation peut être faite en supposant l'égalité statistique des données issues de chacun des capteurs; cette égalité statistique peut être supposée à différents niveaux : égalité de la moyenne, égalité de la variance, égalité de moments statistiques d'ordre supérieur, égalité des densités de probabilité. Chacune de ces hypothèses conduit à un modèle mathématique pour la courbe d'égalisation  $g_{s,r}(\cdot)$  de plus en plus sophistiqué, à savoir respectivement : modèle linéaire (correction de décalage et/ou de pente), modèle polynomial, modèle général. Le tableau I regroupe ces différents niveaux de correction.

Dans chaque cas, les modèles utiles sont dépendants de la taille d'échantillons disponibles. Pour une trame  $N \times N$  pel, nous accumulons ici de l'ordre de  $M = N^2/L$  échantillons pour chaque capteur. Dans le

TABLEAU I

*Estimation de la courbe d'égalisation des erreurs radiométriques*

Hypothèses sur les réponses des capteurs ou sur la courbe d'égalisation	Hypothèses sur les statistiques des données des sous-images $S(r)$ et $S(s)$ respectivement balayées par les capteurs $r$ et $s$	Estimation de la courbe d'égalisation $g_{sr}(\cdot)$
Réponses linéaires des senseurs et de même pente pour tous les senseurs	Les intensités lumineuses reçues par les divers capteurs sont égales en moyenne : $E(I_r) = E(I_s)$	$g_{sr}(V_s) = V_s + [E(V_r) - E(V_s)]$
Réponses linéaires des senseurs	Les intensités lumineuses reçues par les divers capteurs sont égales en moyenne et variance : $E(I_r) = E(I_s)$ $\sigma^2(I_r) = \sigma^2(I_s)$	$g_{sr}(V_s) = \frac{\sigma(V_r)}{\sigma(V_s)} V_s + \left[ E(V_r) - \frac{\sigma(V_r)}{\sigma(V_s)} E(V_s) \right]$
Courbe d'égalisation polynomiale	Les tensions de sorties correspondant aux divers capteurs ont des moments statistiques croisés identiques : $E(V_r^{i+1}) = E(g_{sr}(V_s) V_s^i)$	$g_{sr}(V_s) = \sum_{j=0}^{N-1} a_j V_s^j$ avec : $[a_j] = [E(V_s^i V_s^j)]^{-1} \cdot [E(V_r^{i+1})]$
	Les histogrammes des sous-images balayées par les divers capteurs sont identiques : $\int_{-\infty}^{V_s} f_s(V) dV = \int_{-\infty}^{g_{sr}(V_s)} f_r(V) dV$	$g_{sr}(V_s, l_0) = V_r, m_0$ tel que : $\sum_{l=0}^{l_0} f_s(V_s, l) = \sum_{m=0}^{m_0} f_r(V_r, m)$ où $l_0$ et $m_0$ dénotent les index courants correspondant aux divers niveaux de gris discrets existants

cas de l'image infrarouge testée (fig. 6) où  $N=256$  l'utilisation d'un modèle général basé sur l'égalisation des histogrammes de chaque capteur est expérimentée. Ce modèle conduit à une réduction très nette des erreurs radiométriques, ce qui apparaît sur le graphique de la figure 3 b par la disparition de toute structure périodique parasite dans l'image. La courbe d'égalisation  $g_{1,11}(\cdot)$  obtenue dans ce cas est présentée à la figure 4 à titre d'exemple.

### Discussion

L'utilisation de méthodes statistiques d'égalisation *a posteriori* des données dans une image infrarouge

permet de réduire les erreurs radiométriques sans affecter les informations contenues dans l'image, contrairement à ce qui se produit lors de l'application de filtrages spatiaux classiques.

Mais cette méthode de correction qui repose sur des hypothèses au niveau des statistiques des données issues de chacun des capteurs doit résulter du choix d'un compromis entre :

- la connaissance *a priori* du système pouvant orienter vers un modèle mathématique pour la courbe d'égalisation (en particulier réponse linéaire ou non linéaire des capteurs infrarouges utilisés);

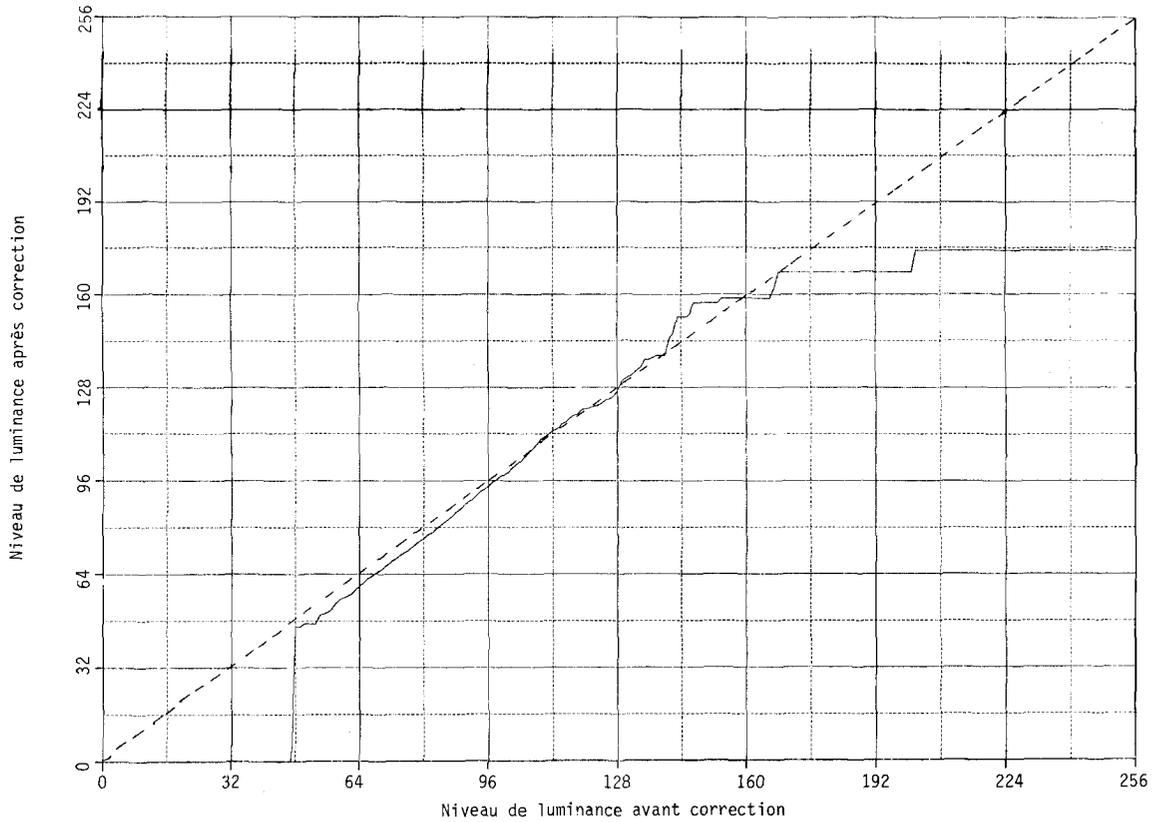


Fig. 4. — Courbe d'égalisation du capteur 1 dans le cas d'une égalisation d'histogramme (le capteur 11 est le capteur de référence).

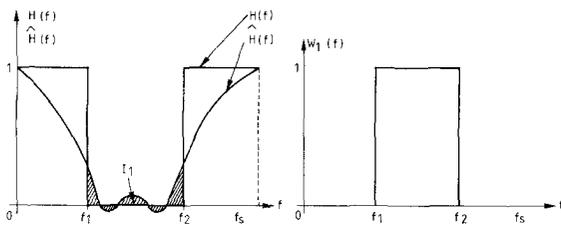


Fig. 5a. — Réponse en fréquence.

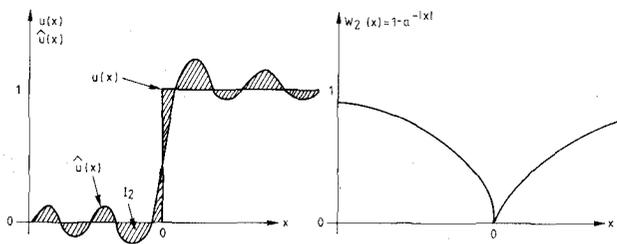


Fig. 5b. — Réponse à un échelon.

Fig. 5. — Méthode de conception d'un filtre fréquentiel pondéré.

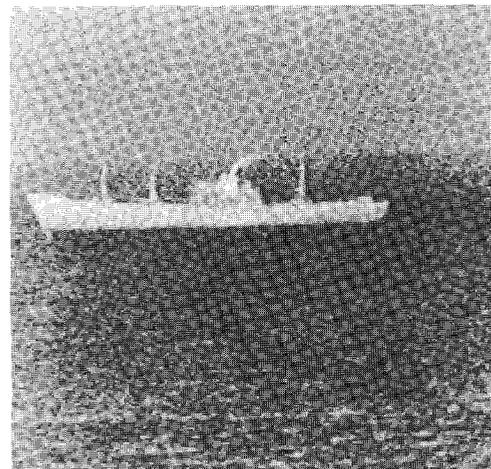


Fig. 6. — Image d'origine.

— les caractéristiques des images traitées avec en particulier la taille des échantillons statistiques disponibles pour chaque groupe de données et le caractère d'homogénéité de l'image. C'est ainsi que dans le cas d'une taille d'échantillons suffisamment grande, il est justifié de supposer que l'ensemble des capteurs voit statistiquement, lors du balayage d'acquisition de

l'image, la même région géographique; ceci est d'autant plus vrai que l'homogénéité de la scène observée est grande, d'où une garantie d'efficacité pour des modèles de la courbe d'égalisation de plus en plus sophistiqués;

— la complexité des algorithmes, et donc des systèmes de correction.

### 3. Réduction du bruit aléatoire dans les images infrarouges

Dans le système d'acquisition d'images infrarouges présenté au paragraphe 1, la sensibilité est augmentée en utilisant une barrette de capteurs de  $L$  lignes de  $C$  capteurs élémentaires chacune. Le temps d'illumination de chaque point de la scène est ainsi multiplié par  $LC$ , d'où un gain théorique en rapport signal à bruit de l'ordre de  $\sqrt{LC}$ . Malgré cela, les images infrarouges se caractérisent par la présence d'un fort bruit aléatoire (par exemple dans le cas de l'image présentée à la figure 6,  $S/B$  est de l'ordre de 20 dB). Ce bruit trouve principalement naissance au niveau des détecteurs infrarouges :

— une partie est constituée par le bruit de distribution des photons;

— une partie est constituée par divers bruits d'agitation thermique.

Cette deuxième partie est minimisée en refroidissant les détecteurs à une température voisine de 80 K. Dans ces conditions, les bruits d'agitation thermique et le bruit de distribution sont du même ordre de grandeur.

A ces bruits s'ajoute, bien entendu, du bruit électronique d'amplification.

Cette étape de la chaîne de traitement a donc pour but de mettre en œuvre des techniques de filtrage visant à réduire le bruit aléatoire. C'est une étape très importante dans la mesure où elle doit conduire à des images dont les caractéristiques, en particulier le rapport signal à bruit, permettront d'envisager par la suite des méthodes de traitement plus classiques, également utilisées dans le cadre des images du domaine visible.

Mais toute technique de filtrage pour réduire le bruit aléatoire dans l'image se traduit par un double effet : modification des caractéristiques du bruit (effet désirable) et des données elles-mêmes (effet indésirable).

Or, il s'avère que, aussi bien lors de traitements plus sophistiqués (segmentation, caractérisation et reconnaissance d'objets) ou lorsque les images sont destinées à l'observation humaine directe, certaines informations telles que les contours sont de toute première importance. Le filtrage du bruit aléatoire doit donc prendre en compte en particulier cet impératif de préservation, voire amélioration, des contours dans l'image.

Une méthode classique de réduction du bruit est le filtrage temporel par accumulation des données, cette

méthode qui accroît efficacement le rapport signal à bruit pose des problèmes lors de traitements en temps réel et en présence d'objets mobiles dans la scène observée.

Ici est développé plus en détail le filtrage spatial des images. Il est coutume de distinguer deux grandes catégories de tels filtrages, l'une basée sur des méthodes linéaires, l'autre sur des méthodes non linéaires.

Les filtrages linéaires ont déjà été abondamment appliqués lors de traitements du signal en général [17]. Mais leur application aux images infrarouges, que ce soit par exemple par convolution spatiale ou multiplication dans un domaine transformé, donne des résultats décevants; ainsi un filtrage passe-bas [filtrage (1) du tableau II] qui réduit suffisamment le bruit important de nos images s'accompagne d'une perte de résolution et de netteté des contours tout à fait gênante pour un observateur humain en particulier.

Des méthodes de filtrage linéaire mieux adaptées aux images peuvent tout de même être envisagées [18]. La réduction du bruit aléatoire et la préservation des contours sont alors réalisées en concevant des filtres satisfaisant à la fois des exigences dans le domaine spectral (zone d'affaiblissement du filtre où les composantes du bruit sont les plus importantes) et dans le domaine spatial (réponse à un échelon la meilleure possible).

Ce compromis optimal est obtenu en résolvant un système linéaire d'équations dont l'inconnue est la réponse impulsionnelle du filtre. Ce système d'équation est formé en minimisant une fonction d'erreur :

$$e = I_1 + a I_2$$

où  $a$  est une constante et  $(I_1, I_2)$  correspond aux différences entre le modèle obtenu en pratique et celui théorique souhaité dans les domaines fréquentiel et spatial :

$$I_1 = \int_{-\infty}^{+\infty} W_1^2(f) |\hat{H}(f) - H(f)|^2 df$$

$$I_2 = \int_{-\infty}^{+\infty} W_2^2(x) [\hat{u}(x) - u(x)]^2 dx$$

où  $\hat{H}(f)$  et  $H(f)$  dénotent respectivement les réponses en fréquence des filtres pratique et théorique;  $\hat{u}(x)$  et  $u(x)$  dénotent respectivement les réponses à un échelon des filtres pratique et théorique;  $W_1(\cdot)$  et  $W_2(\cdot)$  dénotent des fonctions de pondération permettant de répartir à souhait l'importance des erreurs dans les deux domaines.

La figure 5 montre l'allure des fonctions  $H(\cdot)$ ,  $u(\cdot)$  et  $W_i(\cdot)$  utilisées ici lors de l'expérimentation. On peut noter que le choix de :

—  $W_1(f)$  vise à minimiser l'erreur dans la zone où on veut éliminer le bruit;

—  $W_2(x)$  vise à minimiser en priorité les « anomalies » de réponse du filtre dans les zones homogènes de l'image (défauts les plus visibles).

TRAITEMENT NUMÉRIQUE D'IMAGES INFRAROUGES

Le filtrage à deux dimensions, déduit de ces caractéristiques à une dimension par la transformation de McClellan, est réalisé dans le domaine de Fourier avec des filtres à symétrie circulaire [18].

Mais, même l'application de telles méthodes linéaires [filtrage (2) du tableau II] dans le cas des images infrarouges reste limitée dans la mesure où la quantité de bruit à éliminer est trop importante.

La mise en œuvre de filtrages linéaires pour réduire le bruit aléatoire dans les images infrarouges souffre en général du fait qu'ils traitent les images comme des domaines spatialement invariants, agissant donc de façon identique sur le bruit et les données elles-mêmes.

Les filtrages non linéaires ont, par contre, pour but non seulement de réduire le bruit aléatoire, mais en même temps de prendre en compte les propriétés locales de l'image. En considérant l'image comme un domaine spatialement variant, ils s'adaptent mieux aux exigences du traitement des images infrarouges.

Ces filtrages non linéaires se caractérisent donc par un opérateur  $\mathcal{F}(\cdot)$  :

$$\{\hat{I}(i, j)\} = \mathcal{F} \{ \{I(i, j)\} \}$$

reliant l'ensemble de l'image d'origine  $\{I(i, j)\}$  et l'ensemble de l'image filtrée  $\{\hat{I}(i, j)\}$ . L'opérateur non linéaire  $\mathcal{F}(\cdot)$  agit le plus souvent sur un voisinage (typiquement de  $3 \times 3$  ou  $5 \times 5$  pels) de chacun des points  $(i_0, j_0)$  pris séparément :

$$\hat{I}(i_0, j_0) = \mathcal{F} [ I(i_0 + k_0, j_0 + l_0), \dots, I(i_0 + k_n, j_0 + l_n) ]$$

avec :

$$k_0, \dots, k_n, l_0, \dots, l_n \in \{ \dots, -2, -1, 0, 1, 2, \dots \}$$

et :  $I(i_0, j_0)$  et  $\hat{I}(i_0, j_0)$  désignent respectivement l'intensité lumineuse du point  $(i_0, j_0)$  dans l'image d'origine et dans l'image filtrée.

TABLEAU II

Robustesse des opérateurs d'extraction de contours d'objets chauds après filtrage

	Zone admissible de seuillage en luminance S (*)			Écart-type $\sigma_b$ du bruit dans l'image (**)	Écart relatif $\Delta N/N$ admissible sur le coefficient multiplicatif N de seuillage automatique $S = N \sigma_b$		
	Roberts	Prewitt	Sobel		Roberts	Prewitt	Sobel
Extracteur de contours. . . . .	Roberts	Prewitt	Sobel		Roberts	Prewitt	Sobel
Filtrage Image d'origine. . . . .	Inutilisable	Référence 137	Référence 142	7,2	Inutilisable	Référence 0%	Référence 0%
(1) Filtrages passe-bas. . . . .	Référence 76	80-97	79-93	3,38	Référence 0%	21%	18%
(2) Filtrage fréquentiel pondéré. . . . .	88	87-103	88-106	3,73	0%	18%	20%
(3) Filtrage médian, avec fenêtre, $3 \times 3$ . . . . .	100-112	80-98	81-97	3,18	12%	22%	20%
(4) Double filtrage médian avec fenêtre, $3 \times 3$ . . . . .	80-104	63-80	64-80	2,39	30%	27%	25%
(5) Filtrage spatial non linéaire (lissage directionnel). . . . .	140-160	100-129	106-136	4,57	14%	29%	28%
(6) Filtrage spatial non linéaire (double lissage directionnel). . . . .	128-156	87-123	89-132	3,48	22%	41%	48%

(\*) Pour chaque type de filtrage la zone admissible de seuillage est définie de façon à obtenir des contours dont la « qualité » (directement estimée par observation et comparaison des différentes images) est au moins égale à celle obtenue à partir de l'image de référence. L'image de référence est :

- l'image d'origine pour les extracteurs de Sobel et Prewitt;
- l'image après filtrage passe-bas pour l'extracteur de Roberts (trop mauvaise qualité des contours par application directe de l'extracteur de Roberts sur l'image d'origine pour la retenir comme image de référence).

A chacune de ces images de référence correspond une valeur de seuil unique ( $\Delta N/N = 0\%$ ) pour une qualité de contour donnée.

(\*\*) Pour chaque image considérée, le bruit est estimé en évaluant les statistiques de luminance dans une même zone homogène de ces images.

Par exemple  $\mathcal{F}(\cdot)$  peut consister à retenir la valeur médiane d'un ensemble de pels entourant le pel à traiter, ce type de filtrage [filtrages (3) et (4) du tableau II] permet d'éliminer les pointes isolées de bruit tout en conservant les informations de contour [19].

Une approche plus générale du filtrage non linéaire, bien adaptée au problème posé par les images infrarouges, consiste à combiner des opérateurs de filtrage locaux et des opérateurs logiques prenant des décisions en fonction du point de l'image traité et des propriétés de son voisinage, démarche qu'on peut modéliser par :

$$\begin{aligned} \{\hat{I}(i, j)\} &= \mathcal{F}_1 \{ \{I(i, j)\} \} \\ &\text{si } |\mathcal{D}\{ \{I(i, j)\} \}| > S \end{aligned}$$

et :

$$\begin{aligned} \{\hat{I}(i, j)\} &= \mathcal{F}_2 \{ \{I(i, j)\} \} \\ &\text{si } |\mathcal{D}\{ \{I(i, j)\} \}| \leq S \end{aligned}$$

où  $\mathcal{F}_1(\cdot)$  et  $\mathcal{F}_2(\cdot)$  dénotent des opérateurs linéaires ou non linéaires;  $\mathcal{D}(\cdot)$  et  $S$  dénotent respectivement une fonction et un seuil de décision.

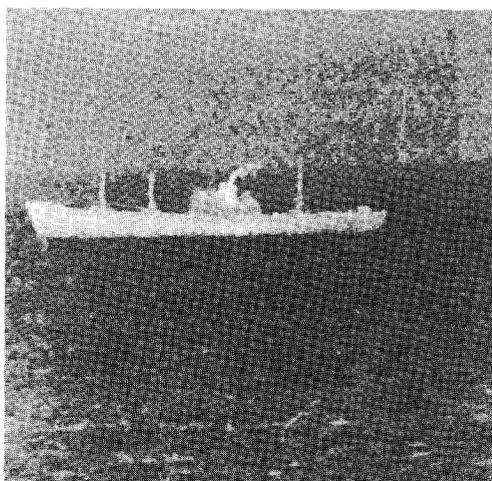


Fig. 7. — Lissage directionnel.

L'application de telles idées [filtrages (5) et (6) du tableau II] permet d'envisager une réduction notable du bruit dans les images infrarouges tout en conservant les informations de contour [20].

En exemple le résultat d'un tel filtrage appliqué à l'image de la figure 6 est donné figure 7.

#### Discussion

Tout filtrage d'image doit rechercher un compromis entre une réduction maximale du bruit aléatoire et une détérioration minimale des données, en particulier des informations de contour. Ce problème est d'autant plus sensible dans le cas des images infrarouges que celles-ci se caractérisent par un fort bruit aléatoire par rapport aux images du domaine visible. Les filtrages non linéaires qui traitent l'image de façon inhomogène semblent être les plus à même de pouvoir

optimiser ce compromis dans le cas des images infrarouges. Mais de tels filtrages en combinant des opérateurs de filtrages locaux et des logiques décisionnelles peuvent conduire rapidement à des algorithmes difficilement envisageables lors de traitement en temps réel, à la cadence télévision par exemple. Il apparaît donc qu'il faudra en permanence essayer de concilier les exigences de prise en compte des propriétés locales et les temps de calcul en résultant.

Après cette étape de filtrage du bruit aléatoire, le diagramme de la figure 2 montre que les traitements suivants peuvent être séparés en deux axes principaux en fonction de l'objectif final fixé, à savoir une observation humaine des images ou alors une utilisation automatique de celles-ci à des fins de détection et reconnaissance d'objets chauds par exemple.

## 4. Amélioration du contraste des images infrarouges

Lors de cette étape, le traitement a pour objet de modifier le contenu de l'image pour le rendre plus agréable ou utile pour un observateur humain. Après avoir réduit lors des deux étapes précédentes les dégradations présentes dans l'image, l'amélioration du contraste pourra être une étape ultime avant l'observation directe de l'image par un observateur humain. De nombreuses méthodes allant dans ce sens ont été développées [6-10]. Bien que souvent ces traitements reposent sur des concepts théoriques et une mise en œuvre simples, leur efficacité peut être tout à fait remarquable.

L'intérêt de tels traitements est d'autant plus grand dans le cas des images infrarouges que celles-ci se caractérisent par un contraste faible.

Le but de l'amélioration du contraste est généralement d'aider un observateur à la discrimination de paramètres particuliers dans l'image. Par exemple, dans le cas des images infrarouges thermiques, on peut dilater l'échelle des températures perceptibles pour mettre en évidence des objets chauds spécifiques. La fidélité de la reproduction de la scène d'origine n'est plus alors un impératif.

L'idée générale est de mettre en œuvre des opérateurs mathématiques  $\mathcal{F}(\cdot)$  agissant sur les niveaux de luminance de chacun des points de l'image infrarouge à traiter.

Mais, contrairement au cas du filtrage des images (§ 3),  $\mathcal{F}(\cdot)$  n'agit que sur chaque pel pris séparément, c'est-à-dire qu'alors :

$$\hat{I}(i_0, j_0) = \mathcal{F} [I(i_0, j_0)]$$

où  $I(i_0, j_0)$  et  $\hat{I}(i_0, j_0)$  dénotent respectivement l'intensité lumineuse du point  $(i_0, j_0)$  avant et après traitement;  $\mathcal{F}(\cdot)$  est défini en fonction du résultat recherché.

On peut ainsi réaliser par exemple des transformations linéaires des niveaux de gris qui visent à une meilleure utilisation de la dynamique en luminance disponible dans le système de visualisation :

$$\hat{I}(i_0, j_0) = aI(i_0, j_0) + b$$

où les constantes  $a$  et  $b$  sont définies en fonction des images à traiter et du système de visualisation utilisé.

Mais il peut souvent être préféré à ces transformations linéaires des transformations partiellement linéaires qui permettent de mettre en évidence lors de la visualisation des paramètres spécifiques de l'image :

$$\hat{I}(i_0, j_0) = a_k I(i_0, j_0) + b_k$$

où plusieurs couples de constantes ( $a_k, b_k$ ) sont définis en fonction de la zone de luminance concernée.

La photographie de la figure 8 présente un tel traitement. En effet, dans ce cas les niveaux de gris correspondant à l'objet d'intérêt dans la scène sont rendus proéminents; cette opération peut fort bien être envisagée en conservant le fond de l'image ou en le supprimant en fonction des désirs de l'observateur.

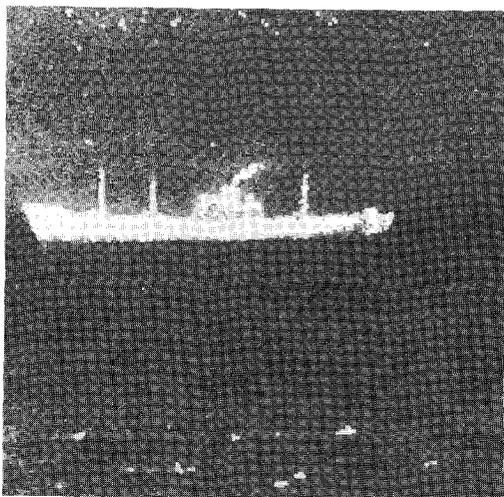


Fig. 8. — Isolation de niveaux de gris dans l'image après lissage directionnel.

Une des méthodes les plus classiques d'amélioration du contraste consiste également à mettre en correspondance les niveaux de gris et des fausses couleurs. Mais cette méthode basée sur le fait que l'œil humain peut discerner seulement quelques dizaines de niveaux de gris contre plusieurs milliers de couleurs différentes, ne présente que peu d'intérêt dans le cas des images infrarouges où le nombre de niveaux de gris significatifs est limité. De plus, une correspondance directe d'un niveau de gris et d'une couleur, plutôt que d'une classe d'objets et d'une couleur, devient même gênante lors de la photo-interprétation humaine d'une scène où la signature thermique des objets chauds peut évoluer, par suite de déplacements spatiaux ou de simples échauffements.

### Discussion

Des méthodes simples d'amélioration du contraste telles que des transformations partiellement linéaires des niveaux de gris sont tout à fait intéressantes dans le cas des images infrarouges. En effet, pour ces images une modification du contraste avant l'observation humaine semble dans tous les cas positive, que ce soit tout simplement pour améliorer la qualité visuelle globale ou pour aider à la photo-interprétation par mise en évidence de paramètres particuliers.

Mais tout traitement sur le contraste s'accompagne la plupart du temps d'une mise en évidence plus marquée du bruit, et il est donc toujours important de faire précéder ce traitement, comme ici, d'une réduction des défauts dans les images infrarouges (erreurs radiométriques, bruit aléatoire, ...).

## 5. Extraction et séparation d'objets chauds

Le but de cette étape est tout d'abord d'extraire de l'image des informations significatives telles que les contours d'objets chauds, si bien que pour un observateur humain, l'image obtenue peut fort bien, après traitement, ne plus refléter directement l'ensemble de la scène d'origine.

Ces informations significatives, mises ainsi en évidence, sont ensuite utilisées lors de la segmentation pour partitionner l'image en différents sous-ensembles ayant des propriétés communes spécifiques.

Ces traitements sont d'ailleurs à considérer comme la préparation de traitements ultérieurs destinés à une analyse automatique de la scène observée en fonction de certains critères prédéterminés.

Avant de définir un traitement visant à la segmentation puis l'analyse de l'image, il faut se fixer les paramètres sur lesquels reposeront ces traitements. Ces paramètres peuvent être très variés; on peut citer par exemple l'utilisation de propriétés de texture, d'autres algorithmes sont basés en priorité sur le mouvement des objets d'intérêt ou leurs caractéristiques spectrales [21-24]. Ici, l'accent est mis sur l'utilisation des contours d'objets chauds. En effet, ce sont là des paramètres de tout premier intérêt dans nombre d'applications (différence de température entre un objet et le fond duquel on veut le séparer), et de plus, de nombreuses méthodes pour permettre leur extraction ont été développées.

En effet, des méthodes classiques d'extraction de contours peuvent être appliquées pour des images infrarouges dans la mesure où les traitements précédents (§ 2 et 3) les y ont préparées en réduisant en particulier les dégradations et en conservant les contours qu'elles contenaient. L'efficacité de tels opérateurs, en fonction du prétraitement utilisé, va être discutée.

Les extracteurs de contours les plus classiques se caractérisent par deux étapes successives, d'abord une étape de filtrage puis un « seuillage ».

## APPLICATIONS

Le filtrage, réalisé par convolution de l'image  $\{I(i, j)\}$  et d'une matrice donnée  $\{M(i, j)\}$ , vise à mettre en évidence les zones de l'image où l'intensité lumineuse varie rapidement :

$$\{\hat{I}(i, j)\} = \mathcal{F} [\{I(i, j)\}] = \{I(i, j)\} * \{M(i, j)\}$$

Lorsque certaines directions sont privilégiées dans l'image lors de la convolution, le filtrage global est obtenu par des combinaisons de la forme :

$$\hat{I}(i_0, j_0) = \sqrt{[I_x(i_0, j_0)]^2 + [I_y(i_0, j_0)]^2}$$

où les indices  $x$  et  $y$  correspondent aux directions privilégiées.

Voici quelques exemples de matrices  $M(i, j)$  très utilisées <sup>(2)</sup>

Opérateur de Roberts:

$$4 \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad 4 \cdot \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix}$$

Opérateur de Prewitt :

$$\frac{4}{3} \cdot \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad \frac{4}{3} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

Opérateur de Sobel :

$$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

Le « seuillage » est une opération non linéaire :

$$\begin{aligned} C(i_0, j_0) &= \mathcal{S} [\hat{I}(i_0, j_0)] \\ &= 0, \quad \text{si } \hat{I}(i_0, j_0) < S \\ &= 255, \quad \text{si } \hat{I}(i_0, j_0) \geq S \end{aligned}$$

Elle permet de ne retenir parmi les zones de transitions mises en évidence par filtrage que celles qui correspondent à un contour recherché. Le choix du seuil de luminance  $S$  dans l'image filtrée peut être automatique en utilisant les statistiques du bruit présent dans l'image d'origine :

$$S = N \sigma_b$$

Le facteur constant  $N$  est défini par avance expérimentalement sur un grand nombre d'images et  $\sigma_b$  est estimé lors du traitement en fonction des connaissances *a priori* de la caméra et de son réglage de gain.

A titre d'exemple, le tableau II indique la latitude de choix admissible sur  $N$  pour les différents extracteurs de contour cités précédemment en fonction du préfiltrage (§ 3) subi par l'image. Il est à noter que les valeurs retenues lors de cette expérimentation corres-

pondent à une analyse qualitative des résultats basée sur l'observation et la comparaison directe des images obtenues.

On constate ainsi que :

- les préfiltrages de l'image à caractère non linéaire garantissent les plus grandes marges de seuillage pour une qualité de contours donnée :

- l'efficacité des extracteurs de Sobel et Prewitt, dans le cas des images infrarouges qui sont fortement bruitées, est bien supérieure à celle de l'extracteur de Roberts.

La figure 9 montre le résultat d'un tel traitement combinant un préfiltrage non linéaire (fig. 7) et l'extracteur de Sobel.

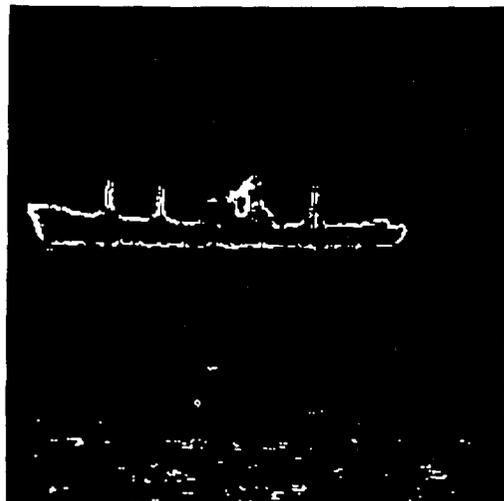


Fig. 9. — Extraction de contour utilisant l'opérateur de Sobel après lissage directionnel.

### Discussion

L'étape de segmentation est une charnière importante dans la chaîne de traitement numérique des images puisqu'en séparant l'image en sous-ensembles d'intérêt, elle en permettra une analyse automatique dans des conditions optimales.

La segmentation est basée sur le choix de paramètres qui permettent de partitionner l'image dans les sous-ensembles désirés. Suivant le caractère de l'image à traiter et la finalité du traitement global effectué, les paramètres de discrimination peuvent varier. Mais, parmi ces paramètres, les contours d'objets chauds, dans le cas des images thermiques, apparaissent de tout premier intérêt dans de nombreuses applications visant à une utilisation automatique de ces images.

Cette extraction d'objets chauds peut être avantageusement envisagée à deux niveaux, cherchant à mettre en évidence par exemple uniquement les parties chaudes d'un objet ou alors la forme globale de ce même objet. Mais dans tous les cas, des traitements antérieurs adaptés pour réduire le caractère particulièrement bruité des images infrarouges permettront la mise en œuvre efficace des extracteurs de contours classiquement utilisés pour les images du domaine visible.

<sup>(2)</sup> Les coefficients multiplicatifs (respectivement : 4, 4/3 et 1) permettent de normaliser l'intensité lumineuse de l'image traitée.

## 6. Caractérisation et reconnaissance d'objets chauds

Le but de cette étape est d'identifier les sous-ensembles mis en évidence lors du traitement précédent de segmentation d'image. Cette identification se fait à l'aide d'informations que l'on possède *a priori* sur une classe donnée d'objets et de descripteurs mathématiques de formes ou de signatures caractéristiques.

Il est donc primordial d'avoir tout d'abord déterminé ces informations caractéristiques qui devront être à la fois simples, pour faciliter leur mise en œuvre, mais aussi efficaces, pour limiter les erreurs lors d'identifications dans un contexte donné.

Pour un objet donné à reconnaître, on cherche généralement à définir des attributs caractéristiques invariants en translation et rotation dans l'image, ainsi qu'en changement d'échelle [25]. Ceci permet en effet de diminuer fortement la taille des bibliothèques nécessaires pour répertorier l'ensemble des objets susceptibles d'être identifiés.

Le choix des caractéristiques à utiliser dépend du contexte; en effet, on veut caractériser un objet dans un environnement donné constitué d'un ou plusieurs autres objets définis. Mais, bien que le modèle de caractérisation retenu doive donc être adapté à la situation à traiter, il existe des attributs généralement utilisés. Certains de ceux-ci, spécifiques, visent à caractériser par exemple l'élongation, la forme ou autres points particuliers d'un objet; quelques exemples en sont donnés dans le tableau III.

D'autres méthodes d'identification tendent à caractériser de façon plus générale la forme d'un objet [26]. Ces méthodes utilisent par exemple la transformation de Fourier discrète du contour de l'objet qu'on peut caractériser efficacement par un nombre limité de composantes de cette transformée [27]. La caractérisation d'objets par le calcul de ses divers moments d'inertie a également été largement mise en œuvre. En effet, certaines combinaisons de moments d'inertie permettent de caractériser une forme donnée et ce de façon insensible à toute translation, rotation ou changement d'échelle [28-29].

TABLEAU III  
Exemple d'attributs spécifiques de caractérisation d'objets  
(paramètres invariants en translation,  
rotation et chargement d'échelle à deux dimensions)

Élongation	
$\frac{[\text{Périmètre de l'objet (*) au carré}]}{(\text{Surface de l'objet})}$	$\frac{P^2}{S}$
$\frac{(\text{Distance maximale entre deux points du contour de l'objet})}{(\text{Distance minimale entre deux points du contour de l'objet})}$	$\frac{D_{\max}}{D_{\min}}$
$\frac{(\text{Distance maximale du centre de gravité au contour de l'objet})}{(\text{Distance minimale du centre de gravité au contour de l'objet})}$	$\frac{R_{\max}}{R_{\min}}$
$\frac{(\text{Longueur du rectangle minimum exinscrit de l'objet})}{(\text{Largeur du rectangle minimum exinscrit de l'objet})}$	$\frac{L_{\text{ex}}}{l_{\text{ex}}}$
$\frac{(\text{Grand diamètre de l'ellipse d'inertie de l'objet})}{(\text{Petit diamètre de l'ellipse d'inertie de l'objet})}$	$\frac{G_{\text{ell}}}{P_{\text{ell}}}$
Forme spécifique	
$\frac{(\text{Surface du rectangle minimum exinscrit de l'objet})}{(\text{Surface de l'objet})}$	$\frac{S_{\text{rec}}}{S}$
$\frac{(\text{Surface du cercle minimum exinscrit de l'objet})}{(\text{Surface de l'objet})}$	$\frac{S_{\text{ell}}}{S}$
$\frac{(\text{Surface de l'ellipse d'inertie de l'objet})}{(\text{Surface de l'objet})}$	$\frac{S_{\text{cer}}}{S}$
Points spécifiques	
Nombre d'angles d'un type donné dans le contour (*) de l'objet	$N_{\theta}$
Nombre de trous dans la représentation binaire de l'objet	$N_t$
Nombre d'éléments caractéristiques de l'objet (exemple : nombre de mâts sur un bateau)	$N_c$

(\*) Suivant les cas le contour de l'objet utilisé lors de l'estimation des attributs doit être lissé (estimation de l'élongation) ou approximé sous forme de segments de droites (nombres et types d'angles).

## APPLICATIONS

On peut citer à titre d'exemple les combinaisons utilisant les moments d'inertie d'ordre 2 dans le cas d'une image binaire :

$$\Phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02}$$

$$\Phi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2$$

avec :

$$\eta_{ij} = \frac{\mu_{ij}}{\mu_{00}^\gamma}; \quad \gamma = \frac{1}{2}(i+j) + 1$$

avec :

$$\mu_{ij} = \sum_{(x,y) \in R} (x - x_G)^i (y - y_G)^j$$

ici :  $i, j = 0, 1$  ou  $2$ , où  $(x, y)$  dénote l'ensemble des points appartenant à l'objet  $R$  à caractériser, et  $(x_G, y_G)$  dénote les coordonnées du centre de gravité de l'objet à caractériser.

Dans le cas de l'image traitée ici (fig. 6), la caractérisation de l'objet d'intérêt par la méthode des moments d'inertie et l'utilisation d'autres paramètres ont été comparées (voir le tableau IV). Tous les paramètres ont été calculés pour le même objet (fig. 10) subissant des translations, rotations ( $0^\circ$  à  $180^\circ$ ) et changements d'échelle (rapport d'échelle linéaire de  $1,3$  à  $0,3$ ).

La méthode utilisant les moments d'inertie apparaît ici comme la plus efficace dans la mesure où leurs combinaisons restent inchangées pour une forme donnée, quels que soient les translations, rotations (ou symétrie) et changements d'échelle qu'elle subit; alors



Fig. 10. - Objet à caractériser sous forme binaire.

que ces combinaisons changent notablement de valeur lors d'une modification physique de la forme (ici suppression de mâts du bateau). Les autres attributs retenus ici sont moins fiables puisqu'ils varient déjà de façon importante lors des opérations spatiales citées précédemment.

### Discussion

Le choix d'attributs caractéristiques pour un objet dans un contexte donné est une étape primordiale pour obtenir des systèmes de reconnaissance automatique efficaces. Ce choix est un problème global, c'est-

TABLEAU IV

*Caractérisation d'un objet d'intérêt*

Influence de la translation, rotation, changement d'échelle à deux dimensions et modifications de forme sur des paramètres caractéristiques

Objet	Paramètres d'élongation				Paramètres de forme		Moments d'inertie	
	$\frac{P^2}{S}$	$\frac{R_{\max}}{R_{\min}}$	$\frac{L_{ex}}{l_{ex}}$	$\frac{G_{ell}}{P_{ell}}$	$\frac{S_{rec}}{S}$	$\frac{S_{ell}}{S}$	$\Phi_1$	$\Phi_2$
<b>Translations et changement d'échelle :</b>								
Objet de référence $\times 1,3$ . . . . .	141,3	19,0	4,85	7,17	2,26	0,92	0,79	0,58
Objet de référence (fig. 10) . . . . .	141,4	18,3	4,83	7,15	2,25	0,92	0,79	0,58
Objet de référence $\times 0,7$ . . . . .	135,8	17,0	5,16	7,16	2,09	0,92	0,79	0,58
Objet de référence $\times 0,5$ . . . . .	126,2	18,7	5,00	7,27	2,14	0,92	0,80	0,59
Objet de référence $\times 0,3$ . . . . .	114,6	22,6	5,46	7,30	1,85	0,91	0,79	0,58
<b>Rotation :</b>								
Objet de référence $+\theta = -45^\circ$ . . . . .	177,8	16,0	4,87	7,17	2,25	0,92	0,80	0,59
Objet de référence $+\theta = -90^\circ$ . . . . .	136,5	17,4	4,93	7,20	2,21	0,92	0,80	0,59
Objet de référence $+\theta = -135^\circ$ . . . . .	168,8	20,0	5,03	7,35	2,22	0,92	0,81	0,61
Objet de référence $+\theta = -180^\circ$ . . . . .	137,5	19,1	5,01	7,26	2,20	0,92	0,80	0,60
Symétrique de l'objet de référence . . . . .	141,4	18,3	4,83	7,15	2,25	0,92	0,79	0,58
<b>Modification de l'objet de référence :</b>								
Objet de référence moins 1 mât . . . . .	125,7	20,3	4,77	7,36	2,33	0,91	0,81	0,60
Objet de référence moins 2 mâts . . . . .	115,4	17,1	4,83	7,67	2,34	0,90	0,82	0,63
Objet de référence moins 3 mâts . . . . .	106,6	16,0	4,85	7,84	2,37	0,91	0,85	0,67

à-dire dépendant non seulement de l'objet à reconnaître mais aussi des autres objets parmi lesquels on doit l'identifier.

Mais il existe tout de même des paramètres généraux pour caractériser des formes données.

Parmi ceux-ci les combinaisons de moments d'inertie semblent bien adaptées à la caractérisation d'images numériques : leur utilisation permet de bien s'affranchir des problèmes liés à la numérisation lors de changements d'orientation ou de taille d'un objet à identifier.

Dans le cas des images infrarouges, ces méthodes générales gardent tout leur intérêt, mais il peut être en outre fait usage des propriétés spécifiques des objets chauds en appliquant par exemple ces méthodes non seulement aux objets tout entiers mais aussi aux parties chaudes de ceux-ci. Il sera également intéressant d'utiliser des attributs spécifiques combinant les propriétés des parties chaudes et des autres parties de l'objet à caractériser (rapport de surfaces, de distances, de moments, ...).

Mais dans tous les cas, il faut que ces attributs :

- évoluent le moins possible pour un même objet lorsque celui-ci subit des modifications spatiales;
- soient nettement différents d'un élément à un autre dans la classe totale des objets à identifier.

Ces deux impératifs définissent l'efficacité de chacun des attributs. En fonction de celle-ci, on pourra par exemple envisager une structure hiérarchique de la reconnaissance des objets, utilisant en priorité les attributs les plus efficaces [30].

## Conclusion

Compte tenu du travail universitaire déjà effectué, le traitement numérique des images infrarouges peut être abordé efficacement au niveau industriel.

Ce développement doit s'accompagner en particulier d'une optimisation des méthodes et algorithmes existants en fonction des applications et exigences industrielles, commerciales et technologiques.

Mais, dans tous les cas, des méthodes de traitement numérique appliquées aux images infrarouges s'avèrent être une solution efficace pour pousser plus avant les potentialités des caméras thermiques. Le développement de systèmes de plus en plus sophistiqués pourra ainsi être envisagé pour aider l'homme lors de prises de décision en réalisant par exemple une reconnaissance automatique d'objets chauds.

Cet article a présenté les étapes les plus importantes d'une telle chaîne de traitement numérique des images infrarouges, en insistant en particulier sur les traitements les plus spécifiques liés à la nature de ces images qui ne diffèrent des images du domaine visible que par des aspects qui peuvent sembler secondaires, mais qui ont en fait une grande importance dans l'utilité et l'applicabilité des méthodes classiques de traitement

des images. Ainsi la présence dans les images infrarouges à la fois d'erreurs radiométriques et d'un fort bruit aléatoire nécessite de mettre en œuvre, en priorité, des traitements spécifiques pour réduire ces défauts. Les images infrarouges ainsi prétraitées peuvent alors subir efficacement des traitements classiquement utilisés pour des images du domaine visible.

Manuscrit reçu le 23 mars 1984.

## BIBLIOGRAPHIE

- [1] La recherche en traitement des images dans les différents laboratoires français, *Bulletin de Liaison de la Recherche en Informatique et Automatique*, INRIA, n° 71, 1981.
- [2] Le traitement numérique des images, *Bureau et Informatique*, n° 78, avril 1982.
- [3] B. R. HUNT, Digital image processing, *Proceeding of the IEEE*, 63, n° 4, April 1975.
- [4] H. MAITRE, A. CROUZET, J. DEWITTE, P. LE RAY, D. NASSE et J. P. TEMINE, Les tendances actuelles en traitement d'images, *L'Écho des Recherches*, n° 113, 3<sup>e</sup> trimestre 1983.
- [5] H. C. ANDREWS et B. R. HUNT, *Digital image restoration*, 1977, Prentice Hall Inc.
- [6] W. K. PRATT, *Digital image processing*, 1978, Wiley Interscience Publication.
- [7] R. C. GONZALEZ et P. WINTZ, *Digital image processing*, Second edition, 1979, Addison Wesley Publishing Company.
- [8] K. R. CASTLEMAN, *Digital image processing*, 1979, Prentice Hall Inc.
- [9] E. L. HALL, *Computer image processing and recognition*, 1979, Academic Press.
- [10] A. ROSENFELD et A. C. KAK, *Digital picture processing*, Second edition, 1982, Academic Press.
- [11] J. A. CHIARI et F. D. MORTEN, Detectors for thermal imaging, *Electronic Components and Applications*, 4, n° 4, August 1982.
- [12] D. B. LOYD, Staring IR sensors, *Military Electronics/Countermeasure*, November 1979, p. 58-94, Decembre 1979, p. 32-39, January 1980, p. 28-35.
- [13] A. N. NETRAVALI et J. O. LIMB, Picture coding: A review, *Proceeding of the IEEE*, 68, n° 3, March 1980, p. 366-406.
- [14] A. K. JAIN, Image data compression: A review, *Proceeding of the IEEE*, 69, n° 3, March 1981, p. 349-389.
- [15] V. R. ALGAZI, G. E. FORD et J. A. KAZAKOFF, Radiometric correction and equalization of satellite digital data, *Proceeding 12th Asilomar Conference on Circuits, Systems and Computers*, 1978, p. 336-340.
- [16] V. R. ALGAZI et G. E. FORD, Radiometric equalization of non-periodic striping in satellite data, *Computer graphics and image processing*, 16, 1981, p. 287-295.
- [17] M. BELLANGER, *Traitement numérique du signal*, Masson, deuxième édition, 1984.
- [18] T. A. HENTEA et V. R. ALGAZI, Perceptual models and the filtering of high contrast achromatic images, *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, SMC-14, n° 2, March/April 1984, p. 230-246.

## APPLICATIONS

- [19] J. W. TUKEY, *Exploratory data analysis*, 1971, Addison Wesley, Reading, Mass.
- [20] M. NAGAO et T. MATSUYAMA, Edge preserving smoothing, *Computer Graphics and Image Processing*, 9, April 1979, p. 394-407, Academic Press.
- [21] K. S. FU et J. K. MUI, A survey on image segmentation, *Pattern Recognition*, 13, 1981, p. 3-16, Pergamon Press Ltd.
- [22] D. C. MASON, Segmentation of terrain images using textural and spectral characteristics, *Computers and Digital Techniques*, 2, n° 6, December 1979, p. 251-259.
- [23] P. C. CHEN et T. PAVLIDIS, Segmentation by texture using correlation, *IEEE 5th International Conference on Pattern Recognition*, 1, December 1980, p. 551-553, Miami Beach.
- [24] R. JAIN, W. N. MARTIN et J. K. AGGARWAL, Segmentation through the detection of changes due to motion, *Computer Graphics and Image Processing*, 11, 1979, p. 13-34.
- [25] R. NEVATIA, *Machine perception*, 1982, Prentice Hall Inc.
- [26] T. A. GROGAN et O. R. MITCHELL, *Shape recognition and description: A comparative study*, School of Electrical Engineering, Purdue University, July 1983.
- [27] C. T. ZAHN et R. Z. ROSKIES, Fourier descriptors for plane closed curves, *IEEE Transaction on Computers*, C-21, n° 3, March 1972, p. 269-281.
- [28] F. W. SMITH et M. H. WRIGHT, Automatic ship photointerpretation by the method of moments, *IEEE Transactions on Computers*, C-20, September 1971, p. 1089-1095.
- [29] S. A. DUDANI, K. J. BREDDING et R. B. MCGHEE, Aircraft identification by moment invariants, *IEEE Transactions on Computers*, C-26, January 1977, p. 39-45.
- [30] Y.-K. J. LIN, Statistical approach for forward looking infrared (FLIR) target classification, *SPIE Applications of digital image processing IV*, 359, 1982, p. 77-82.