



**HAL**  
open science

# Utilisation de l'ordinateur et des techniques d'analyse d'images pour la caractérisation de champs turbulents

Michel Memier

► **To cite this version:**

Michel Memier. Utilisation de l'ordinateur et des techniques d'analyse d'images pour la caractérisation de champs turbulents. Traitement des images [eess.IV]. 1987. dumas-00325976v1

**HAL Id: dumas-00325976**

**<https://dumas.ccsd.cnrs.fr/dumas-00325976v1>**

Submitted on 1 Oct 2008 (v1), last revised 3 Oct 2008 (v2)

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

**CONSERVATOIRE NATIONAL DES ARTS ET METIERS**

**CENTRE REGIONAL ASSOCIE DE GRENOBLE**

---

**MEMOIRE**

présenté en vue d'obtenir

le **DIPLOME D'INGENIEUR C.N.A.M.**

en

**INFORMATIQUE**

par

**Michel MEMIER**

---

**Utilisation de l'Ordinateur et des Techniques d'Analyse d'Images**

**pour la Caractérisation de Champs Turbulents**

---

Soutenu le 1987

Jury : Président : M. JY. RANCHIN  
Membres : M. L. BOLLIET  
M. JM. CHASSERY  
M. A. LUX  
M. R. MOREL



## Résumé

Dans le domaine de la mécanique des fluides, l'analyse de champs turbulents nécessite la mise en œuvre de modèles mathématiques d'une très grande complexité, et actuellement les techniques d'analyse d'image offrent une nouvelle voie d'interprétation des phénomènes d'écoulements.

Les travaux relatifs à ce mémoire ont pour support des images de champs de concentration instantanés d'écoulements turbulents; Les programmes de calcul et les expérimentations ont été réalisés sur une station de travail Apollo.

La première phase a consisté à segmenter le panache en deux zones: La zone laminaire, proche de la bouche de sortie de la cheminée, et la zone turbulente. Une deuxième phase concerne plus particulièrement la description des différentes zones; la zone laminaire est essentiellement décrite par ses contours, alors que la zone turbulente est associée à une description texturale.

La complexité de ces images nous a conduit, tant pour l'extraction des contours que pour l'analyse de la texture, à étudier des adaptations de modèles de segmentation dans le but d'en augmenter la fiabilité et d'en faciliter l'interprétation.

Nos conclusions proposent d'affiner la segmentation de la zone turbulente, d'une part en captant le phénomène en trois dimensions, et d'autre part en étudiant les corrélations entre différents paramètres susceptibles de caractériser un champ turbulent.

**Mots clés:** Mécanique des fluides, champs turbulents, lissage, extraction de frontières, texture, segmentation, traitement informatique.

**Key words:** Fluid mechanics, turbulent fields, smoothing, frontiers extraction, texture, segmentation, informatical processing.



*A Dominique,*

*A Claire,*

*A mes parents.*



L'étude présentée dans ce mémoire a été effectuée au Laboratoire TIM3 au sein de l'Equipe de Reconnaissance des Formes et de Microscopie Quantitative. Je remercie Monsieur le Professeur G. BRUGAL de m'avoir accueilli dans son laboratoire.

Je remercie Monsieur JY. RANCHIN, Professeur au Conservatoire National des Arts et Métiers de présider ce jury.

Je remercie Monsieur le Professeur L. BOLLIET pour ses conseils lors de la rédaction de ce mémoire et pour ceux qu'il m'a prodigués tout au long de mes études.

J'exprime ma reconnaissance à Monsieur JM. CHASSERY qui m'a proposé le sujet de ce mémoire, qui m'a guidé et conseillé avec bienveillance tout au long de ce travail.

Je remercie également Monsieur A. LUX et Monsieur R. MOREL d'avoir accepté de participer à ce jury.

Je tiens à remercier les membres de l'Equipe de Reconnaissance des Formes et de Microscopie Quantitative. Je leur exprime toute ma gratitude pour l'aide qu'ils m'ont apportée, tout particulièrement à Madame C. GARBAY, à Madame F. ESTIVAL, à madame A. MONTANVERT et à Monsieur G. BOURREL.

Je remercie enfin tous mes collègues de SINTEGRA qui m'ont permis d'être très disponible pour préparer ce travail.





## SOMMAIRE

<b>INTRODUCTION</b>	7
<b><u>CHAPITRE I</u> : Présentation du sujet</b>	
A- Le phénomène de turbulence	10
B- Dispositif expérimental et acquisition des images	10
C- Les travaux antérieurs - orientation de l'étude	12
<b><u>CHAPITRE II</u> : Etude des frontières</b>	
A- Introduction	18
B- L'opérateur de D. Marr	19
C- Présentation succincte du travail de Canny	24
D- Proposition d'un modèle en vu d'optimiser la localisation	26
E- Amélioration d'images	34
F- Exemples	37
G- Application aux images de turbulence	41
E- Conclusion	43
<b><u>CHAPITRE III</u> : Analyse de la texture</b>	
A- Introduction	44
B- Les travaux de Gagalowicz	46
C- Un modèle proposé par Lowitz	48
D- Proposition d'un modèle	49
E- Conclusion	55

**CHAPITRE IV : Aperçu sur le matériel et le logiciel** 65

**CONCLUSION** 69

**BIBLIOGRAPHIE** 70

**ANNEXE I** : Taille et résolution maximum de  $\Delta^2G$

**ANNEXE II** : Lissage d'une fonction porte par une gaussienne

**ANNEXE III** : Définitions statistiques

## **Introduction**

L'analyse d'image a pour but d'automatiser au maximum l'interprétation d'une scène. Cette automatisation est intéressante à plusieurs niveaux. Non seulement elle permet de traiter rapidement un grand nombre de données, mais aussi de mémoriser et intégrer simultanément ces données dans des ordinateurs qui seront capables de les traiter en bloc, permettant ainsi d'accéder à des analyses complexes qu'il était difficile d'envisager auparavant.

Une chaîne d'analyse d'image peut se découper en quatre blocs: acquisition, traitement, segmentation, paramétrisation et analyse des paramètres.

### **ACQUISITION**

### **TRAITEMENT**

restauration

amélioration

### **SEGMENTATION**

### **PARAMETRISATION**

### **ANALYSE**

### **EXPLOITATION**

diagnostic

robotique

contrôle de processus

etc...

## 1- L'acquisition

Le but est de représenter une scène du monde physique sous la forme d'un tableau de valeurs numériques, de façon à pouvoir manipuler ces données dans un ordinateur. Le passage du monde physique, donc d'un champ continu, à une représentation discrète, impose un échantillonnage que l'on devra aborder sous trois aspects.

- 1- L'échantillonnage spatial (passage de  $\mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$  à  $\mathbb{Z}^2 \rightarrow \mathbb{R}$ )
- 2- L'échantillonnage d'amplitude (passage de  $\mathbb{Z}^2 \rightarrow \mathbb{R}$  à  $\mathbb{Z}^2 \rightarrow \mathbb{N}$ )
- 3- L'échantillonnage chromatique (pour les images couleur)

Ce traitement (digitalisation) aboutit bien entendu à une compression d'information, et sa qualité conditionnera largement les résultats ultérieurs. Les systèmes d'acquisition peuvent être réalisés à l'aide de capteurs photoniques, mais aussi avec des capteurs spécialisés, propres à certaines applications comme par exemple l'échographie.

## 2- Le traitement

Outre la compression due à la discrétisation, le système d'acquisition, lui-même imparfait, introduit une dégradation de l'information plus ou moins importante, et il sera souvent nécessaire de passer par des phases de restauration et/ou d'amélioration, elles mêmes conditionnées par l'analyse envisagée sur l'image.

L'objet de la restauration est de reconstituer une image qui a subi une dégradation importante, par exemple la suppression d'un flou. L'amélioration a pour but de modifier l'aspect visuel d'une image (agrandissement ou réhaussement de contraste par exemple).

Restauration et amélioration font appel à des techniques de filtrage, qui peuvent intervenir dans le domaine spatial comme dans le domaine fréquentiel. Il est clair qu'un filtrage, quel qu'il soit, ne pourra en aucun cas apporter un supplément d'information. Son seul but sera de faciliter l'analyse, visuelle ou numérique, de tel ou tel phénomène, souvent au détriment d'autres informations présentes dans l'image.

### 3- La segmentation

La segmentation consiste, à partir d'une image aussi parfaite que possible, à détecter les régions et les frontières caractéristiques, en vue d'effectuer une paramétrisation qui permettra l'analyse proprement dite. La segmentation utilise également, pour une bonne part, les techniques du filtrage.

La qualité de l'analyse d'image sera donc largement conditionnée par le choix des filtres les mieux appropriés au type d'image et au type d'information à mettre en valeur sur l'image.

Dans ce mémoire, nous traiterons essentiellement de l'aspect segmentation sur le plan de la texture et des frontières. Nous ferons également un bref aperçu sur le traitement (amélioration).

\*\*\*



## Chapitre I : Présentation du sujet

### A- Le phénomène de turbulence

Notre étude ayant pour support des images d'écoulements turbulents, il est utile de définir succinctement ce phénomène sous son aspect mécanique, puis de présenter les conditions expérimentales d'acquisition des images. En effet, bien que d'une part notre rôle s'arrête à la caractérisation, c'est à dire à la segmentation d'une image choisie par les spécialistes, et que, d'autre part, l'interprétation ou même simplement la possibilité d'interpréter les résultats soit l'affaire des experts en mécanique des fluides, l'orientation de l'analyse doit être guidée par une compréhension du problème.

La caractéristique essentielle d'une turbulence est d'être un phénomène aléatoire dans le temps et dans l'espace, et non linéaire. Il sera donc décrit le plus souvent statistiquement, par l'utilisation de moyennes, et la segmentation de l'image devra également s'orienter vers une approche statistique.

### B - Dispositif expérimental et acquisition des images

Pour matérialiser le jet de fluide gazeux, il est ensemencé de micro-particules d'encens, dont le diamètre moyen est de l'ordre de  $1\mu\text{m}$ . Le dispositif d'illumination est composé d'un laser L associé à un système optique sphéro-cylindrique O formant un plan lumineux dont l'épaisseur avoisine  $500\mu\text{m}$ . Le générateur de micro-particules G est un circuit fermé qui alimente en continu le champ d'étude C (figure I.1).

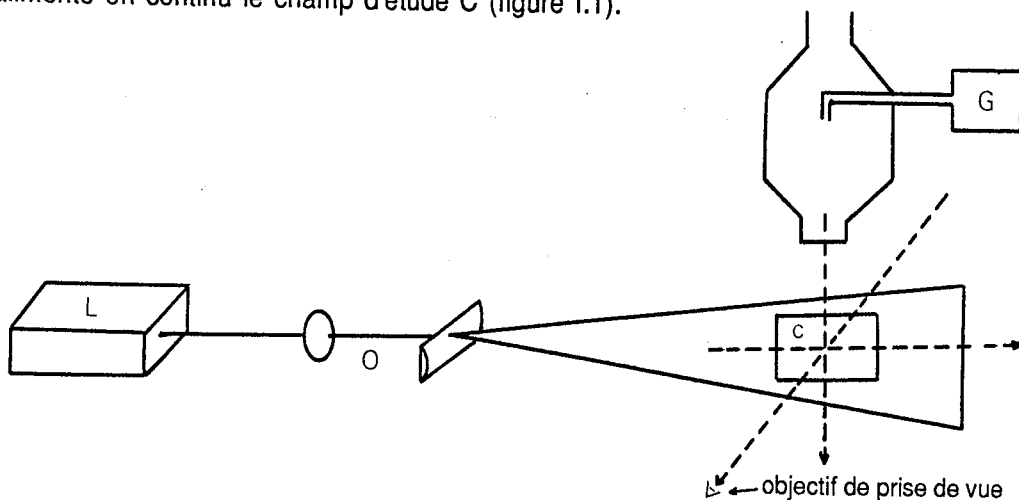


Figure I.1



Dans ce dispositif, l'écoulement est appelé ' jet rond libre ' ; la buse de sortie du jet est cylindrique ( $\varnothing 30\text{mm}$ ), et l'écoulement n'est pas limité par des parois. La vitesse de sortie de la buse est de  $5.5 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ , ce qui correspond à un nombre de Reynolds de 11000. ( $R_e=V\cdot D/\nu$ ).

On suppose que les micro-particules sont suffisamment petites et légères pour ne pas introduire de biais dans la turbulence et que, dans la mesure où la distribution des tailles des particules est indépendante de la concentration, la lumière diffusée est proportionnelle à la concentration en particules. enfin, les prises de vues ont été corrigées du vignettage de l'objectif.

La numérisation est faite au moyen d'une caméra vidéo, et l'information numérique est codée sur 8 bits (256 niveaux de gris).

En conclusion, les images dont nous disposons sont sensées représenter le champ de concentration instantané d'un jet turbulent. Cependant elles ne représentent qu'une coupe (la profondeur de champ est de l'ordre du millimètre), alors que la turbulence est un phénomène tridimensionnel (photo I.2).



Photo I.2 Champ de concentration instantané

### C-Les travaux antérieurs

Des études ont déjà été menées sur ce type d'écoulement en utilisant des techniques d'analyse d'image, et se situent à deux niveaux: la caractérisation du champ de concentration et la caractérisation du champ de vitesse. Nous ne nous intéresserons ici qu'au champ de concentration.

Une première approche a consisté à faire une étude statistique ayant pour support plusieurs réalisations du processus.

#### a- La moyenne sur N images :

$$\langle f(i,j) \rangle = 1/N \sum f_n(i,j)$$

Elle permet d'observer une décroissance axiale de la concentration (photo I.3).

#### b- Les moments d'ordre 2 (variance)

$$\langle f(i,j)^2 \rangle = 1/N \sum [f_n(i,j) - \langle f_n(i,j) \rangle]^2$$

Ils montrent que les valeurs efficaces des fluctuations sont maximales sur les bords du jet (photo I.4).

#### c- Les moments d'ordre 3

$$\langle f(i,j)^3 \rangle = 1/N \sum [f_n(i,j) - \langle f_n(i,j) \rangle]^3$$

Ils permettent de séparer les fluctuations négatives des fluctuations positives (photo I.5).

Ces trois analyses confirment la connaissance à priori du phénomène, mais n'apportent pas de véritables informations supplémentaires sinon sur les relations qui peuvent exister entre les paramètres de la turbulence et l'estimation de la concentration en fonction de la distance à la buse et de l'angle par rapport à l'axe de l'écoulement.  $[c=f(d,\theta)]$ . Leur véritable intérêt est d'avoir, par l'utilisation de moyennes, éliminé les " trous noirs " dûs au fait que l'image ne représente qu'une coupe du phénomène, et qui correspondent à des pertes aléatoires du champ de concentration. Par contre, on a perdu toute information structurelle, en particulier sur la forme de la zone laminaire.



Photo I.3 Moyenne (11 images)



Photo 1.4 Variance



Photo 1.5 Moments d'ordre 3

d- Le comptage direct des particules

Dans le cas où la concentration en particules est faible, l'évaluation de la concentration par le calcul d'un niveau de gris moyen conduit à des valeurs éronnées, car l'éclairage du laser n'est pas uniforme (profil gaussien), et les particules n'ont pas toutes la même luminance. Il est alors possible de compter une à une les particules, à partir de clichés obtenus par double illumination. L'image brute est modélisée en deux composantes  $i=D(p)+f$  où  $f$  représente le fond, et  $D(p)$  l'ensemble des images de particules entourées d'un halo de diffraction. Le fond et les halos correspondent à des basses fréquences, néanmoins bien délimitées, permettant ainsi d'obtenir un fond noir uniforme et une bonne atténuation des halos par l'application sur l'image brute de deux filtres de type passe-haut idéal dont les fréquences de coupure sont choisies à  $f_c=4$  pour le fond et à  $f_c=40$  pour les halos. L'image ainsi obtenue représente des bipoints bien individualisés (photo I.6). L'algorithme de comptage prend en considération un seuil de niveau de gris au dessus duquel tout point image est considéré comme appartenant à une particule. Cette technique a permis en outre de calculer les corrélations vitesse-concentration.

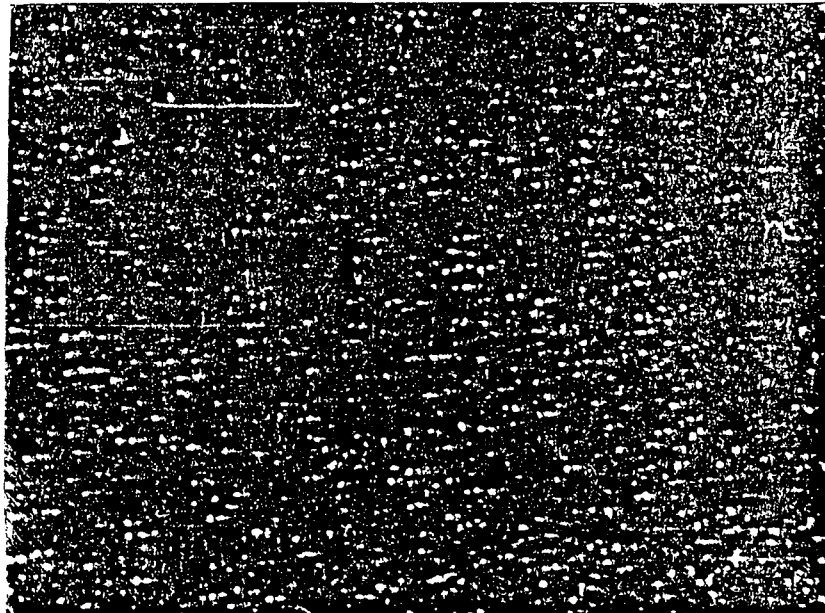


Photo I.6 Séparation des particules

Une deuxième approche a été basée sur l'analyse directionnelle de l'énergie spectrale.

principe de la rotation spectrale

Lorsqu'une image représente un objet dont la direction principale fait un angle  $\alpha$  par rapport à un axe de référence, son spectre de puissance prend une orientation  $\beta = \alpha + \pi/2$  par rapport à ce même axe (photo 1.7). Partant de là, il est possible, sur une image complexe, de voir s'il existe une direction privilégiée, c'est à dire une direction pour laquelle le gradient du niveau de gris est élevé dans la direction orthogonale.

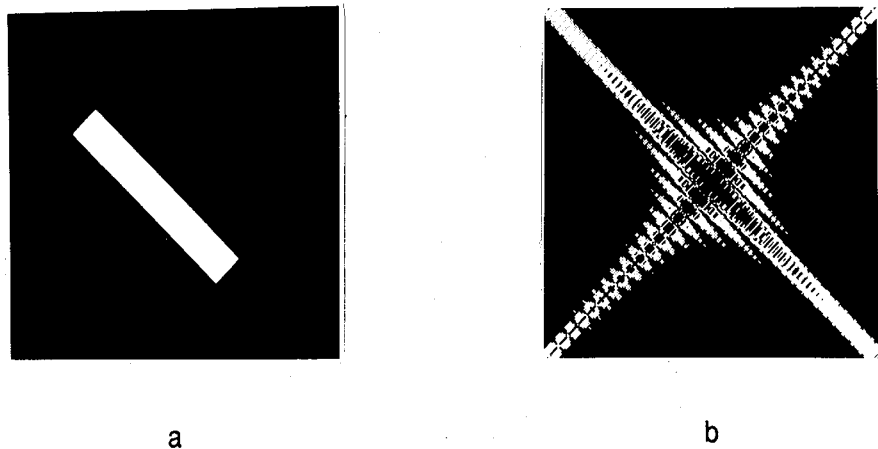


Photo 1.7 a-objet b- spectre

Pour affiner l'étude, Prabel [22] a défini l'énergie spectrale relativement à un intervalle de fréquences  $[s_1, s_2]$ , et a déterminé, en fonction de cet intervalle, la valeur de l'angle  $\Psi$  pour laquelle l'énergie spectrale directionnelle présenterait des maxima locaux. Il a ainsi testé quatre intervalles de fréquence  $[1,4]$ - $[4,10]$ - $[10,40]$ - $[40,256\sqrt{2}]$ , et a pu mettre en évidence des directions privilégiées différentes de  $0^\circ$  et  $90^\circ$  dans la bande  $[4,10]$ . (fig. 1.8). Les directions détectées à  $0^\circ$  et  $90^\circ$  ont été interprétées de la façon suivante:

- dans la bande basse fréquence comme correspondant à la forme globale du jet ( $0^\circ$ );
- dans la bande haute fréquence comme correspondant à la direction générale des contours du jet ( $0^\circ$  et  $10^\circ$ )
- dans la bande moyenne fréquence, comme correspondant à d'éventuelles structures formées dans la zone de transition, mais cette interprétation reste incertaine.

Les directions mises en évidence dans la bande [4-10] (70° à l'amont du jet et 45° à l'aval) paraissent logiques dans la mesure où l'angle que fait l'axe avec les grosses structures augmentent au fur et à mesure que l'on s'éloigne de la buse.

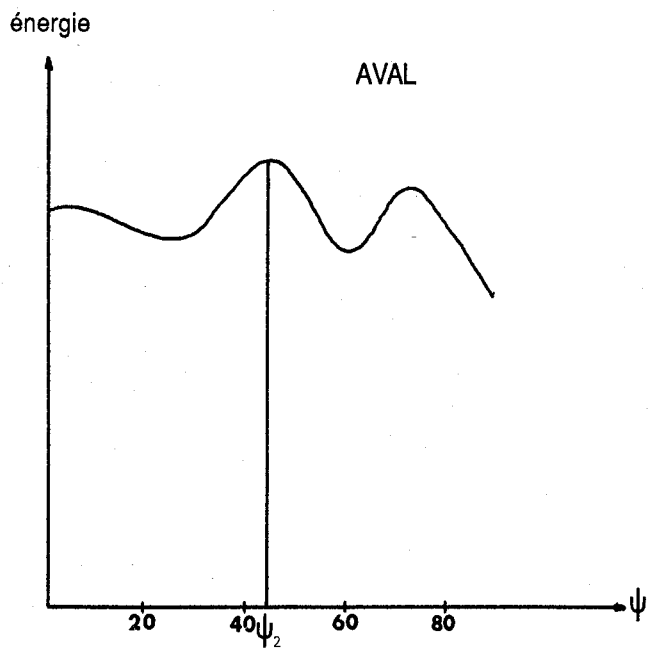
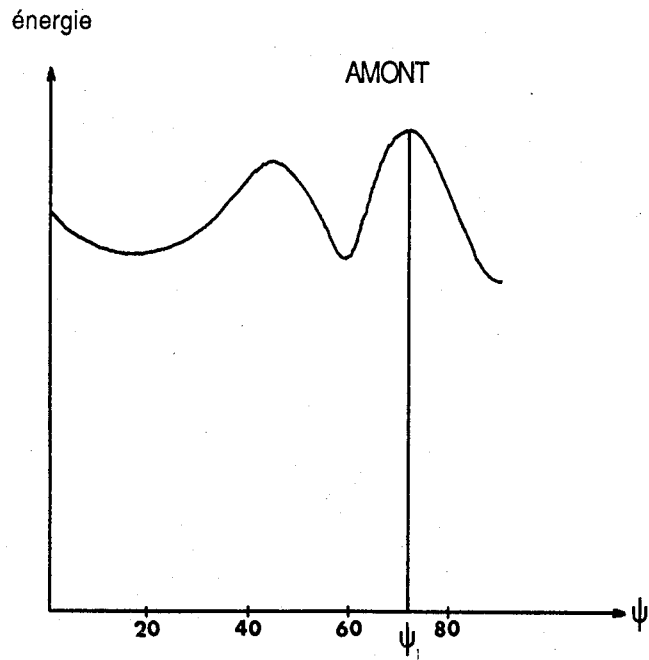


Figure I.8 Directions privilégiées

### Présentation de l'étude

Nous ne disposons, pour notre propre étude, que d'une série limitée de prises de vues résultant d'une simple illumination, donc dans lesquelles seul le champ de concentration est accessible.

Nous nous sommes orientés vers deux aspects de l'analyse:

Dans un premier temps, nous nous intéresserons à l'aspect formel de la turbulence sur la réalisation d'un seul processus à la fois. Ceci nous permettra d'une part de séparer nettement la zone laminaire, régie par des lois stables et répétitives, de la zone turbulente, et d'autre part de rechercher, dans la zone de turbulence, une éventuelle répétitivité dans la distribution des structures du jet.

Dans un deuxième temps, nous ferons une étude de texture, terme très controversé quant à sa définition formelle, mais que l'on peut intuitivement définir comme étant le degré de granulosité d'une surface. Nous essayerons d'apporter une contribution à cette définition, ce qui nous permettra de proposer quelques paramètres qui nous paraissent discriminants sur ce type d'images.

\*\*\*

## Chapitre II : Etude des frontières

### A-Introduction

Dans une image, une frontière est définie par un changement d'intensité. Si l'association oeil-cerveau est capable d'intégrer immédiatement les frontières caractéristiques d'une scène, cela est dû en grande partie à la compréhension de la scène. L'observateur humain est capable, en reconnaissant un objet et en le situant dans son environnement, de n'en retenir que les traits caractéristiques et d'établir artificiellement des connexions dans l'image pour que sa perception visuelle reste en accord avec sa connaissance du monde extérieur. De plus, il peut adapter son degré de résolution depuis le simple 'coup d'oeil' jusqu'à une résolution aussi fine que celle de l'image elle même.

D'un point de vue essentiellement numérique, les choses sont loin d'être aussi simples; sans connaissances préalables, la notion d'objet n'existe pas. Seules existent des lignes de contraste, ou frontières, plus ou moins bien contrastées, dans une image plus ou moins bruitée, et qui seront donc plus ou moins bien connectées.

Ceci montre la difficulté d'extraire d'une image, souvent bruitée, des primitives canoniques utilisables pour développer des modèles de description.

Le nombre des travaux et publications concernant les opérateurs d'extraction de frontières, témoignent d'une part de l'importance fondamentale de cette étape en analyse d'image, et d'autre part du fait que les problèmes sont loin d'être tous résolus quant à la définition même des frontières.

Ce chapitre va être consacré dans un premier temps à la présentation d'un opérateur d'extraction de frontières et à l'analyse de ses réponses, puis, dans un deuxième temps, nous tenterons d'en proposer une variante qui a pour but d'optimiser certains critères de détection. Nous ferons enfin, à l'aide d'exemples, une étude comparative des différents problèmes rencontrés et des solutions apportées.



## B- L'opérateur de D.MARR

Deux idées sous-jacentes ont guidé les travaux de Marr.

1- Les changements d'intensité interviennent à différentes échelles dans une image, c'est à dire qu'ils peuvent être plus ou moins flous. Ceci est dû en particulier au fait que les changements d'intensité sont la conséquence de différents facteurs, comme la distance de l'observateur à la scène, les changements d'illumination de la scène, les changements de réflectance et d'orientation des surfaces, etc.

2- Un changement brutal d'intensité donne lieu à un pic dans la dérivée première de la fonction image, ou, ce qui est équivalent, à une annulation de la dérivée seconde (zero-crossing). fig II.1

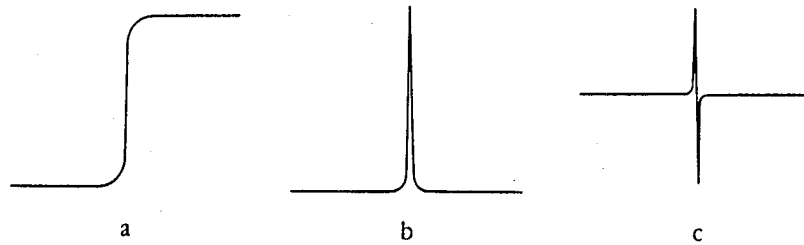


figure II.1

- a- changement d'intensité
- b- dérivée première
- c- dérivée seconde

Ces deux considérations ont amené D.Marr à étudier un opérateur différentiel, capable de s'adapter à l'échelle désirée en y intégrant un lissage modulable.

### a- Le lissage

L'effet de lissage est donné par l'intermédiaire d'une fonction exponentielle  $G(x,y)=\exp-(x^2+y^2)/2\sigma^2$ , où  $\sigma$  représente l'écart-type associé à la gaussienne  $G$ . L'échelle de résolution est alors modulable en faisant varier la valeur de sigma. L'image est défocalisée, ne laissant effectivement apparaître que les structures présentes à des échelles supérieures à la constante spatiale du gaussien. (photo II.2).

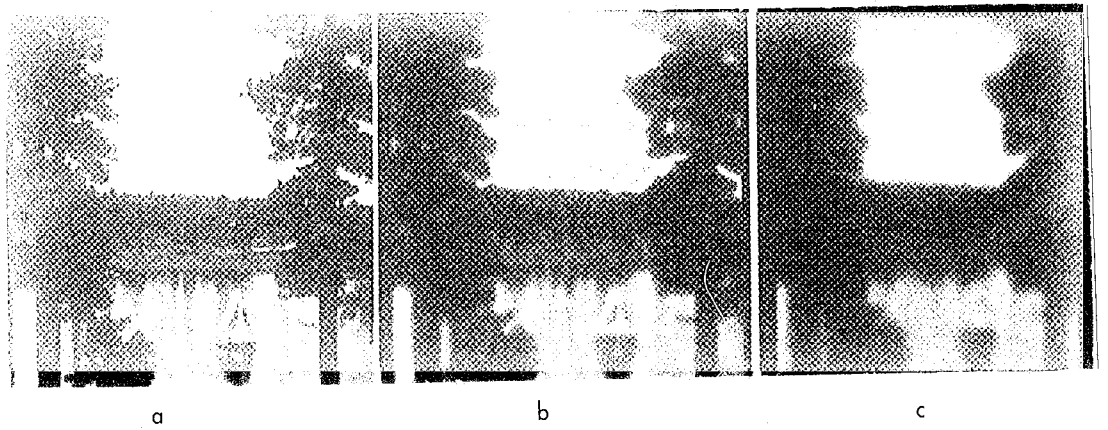


photo II.2

- a- Image originale
- b- Image lissée avec  $\sigma=2$
- c- Image lissée avec  $\sigma=4$

b- Le calcul différentiel

Le calcul différentiel ne doit pas se faire dans une direction quelconque. En effet, si on se réfère à la figure II.3 qui représente un changement d'intensité linéaire parallèlement à l'axe y on aura  $\partial^2 I / \partial y^2 = 0 \quad \forall y$  et aucune frontière ne sera détectée dans cette direction par la fonction dérivée seconde. La meilleure détection se fera dans le sens où la pente du passage par zéro de la dérivée seconde est maximum, puisque l'intensité de la réponse est proportionnelle à la pente, et la localisation sera également optimisée dans cette direction.

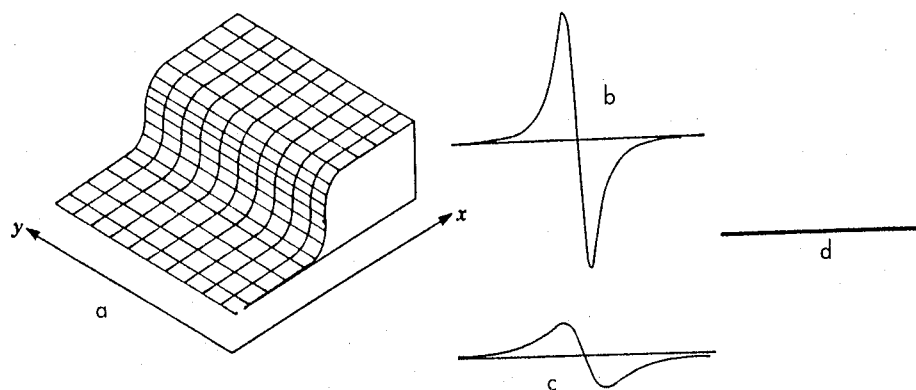


figure II.3

- a- Changement d'intensité parallèle à Oy
- b- Valeur de la dérivée seconde calculée suivant Ox
- c- Valeur de la dérivée seconde calculée à 60° de Ox
- d- Valeur de la dérivée seconde calculée suivant Oy

Le Laplacien  $\Delta = \partial^2 f / \partial x^2 + \partial^2 f / \partial y^2$  peut être utilisé pour retrouver cette direction sous une condition. En effet:

Soit  $f(x,y)$  une fonction réelle, continue et différentiable et soit  $N$  un segment le long de l'axe  $x=0$  : Si  $f(0,y)$  est linéaire sur  $N$ , pour que  $\Delta^2 f = 0$ , il faut avoir également  $\partial^2 f / \partial^2 y = 0$  sur  $N$ . Réciproquement, si  $\partial^2 f / \partial x^2 = \Delta^2 f = 0$ , alors  $f(0,y)$  varie linéairement sur  $N$ . Donc  $\Delta^2 f = 0$  et  $\partial^2 f / \partial x^2 = 0$  sur  $N$  sont équivalents si  $f(0,y)$  est constant ou linéaire sur  $N$ .

Si cette condition de variation linéaire est respectée, alors le laplacien opérera le calcul différentiel dans la direction qui donnera une pente maximum; dans le cas contraire, la frontière détectée sera légèrement décalée d'un côté ou de l'autre de sa position théorique.

Pour des images naturelles suffisamment "molles", on considère que cette condition reste vérifiée dans la majorité des cas, et que le laplacien peut donc être utilisé comme opérateur différentiel non directionnel.

### c- Définition analytique de l'opérateur

Soit  $I(x,y)$ , la fonction image ;

l'opération globale sur l'image s'écrit :  $\Delta^2 [ G(x,y) * I(x,y) ]$

où  $G$  représente la gaussienne de lissage et  $*$  le produit de convolution.

comme  $\Delta^2 [ G(x,y) * I(x,y) ] = \Delta^2 G(x,y) * I(x,y)$ ,

on peut donc sortir l'expression de l'opérateur qui devient :  $\Delta^2 G(x,y)$ .

en développant en fonction de la distance radiale  $r = \sqrt{x^2 + y^2}$ , on obtient finalement :

$$\Delta^2 G(r) = \partial^2 G / \partial r^2 + [1/r. (\partial G / \partial r)] = r^2 - 2\sigma^2 / \sigma^4 \exp(-r^2 / 2\sigma^2)$$

$$\Delta^2 G = r^2 - 2\sigma^2 / \sigma^4 \exp(-r^2 / 2\sigma^2)$$

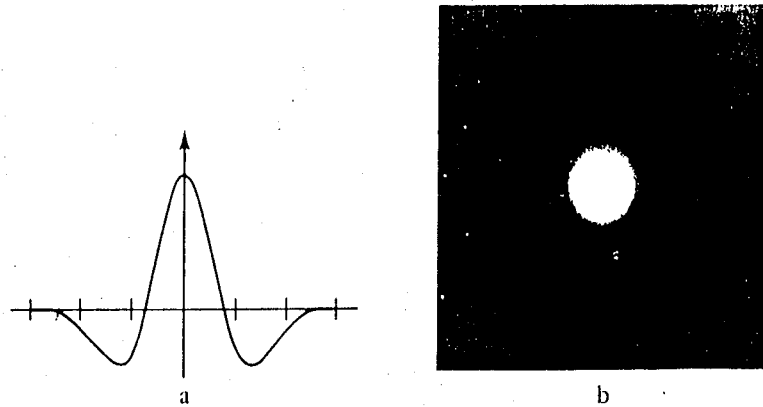


Figure II.4 : Représentation de  $\Delta^2 G$

a) en une dimension

b) en deux dimensions : les intensités de gris indiquent la valeur de la fonction en chaque point.

En annexe 1 on fait une analyse de la taille nécessaire du filtre en fonction de sigma et on en déduit sa résolution maximum.

#### d- Propriétés de l'opérateur

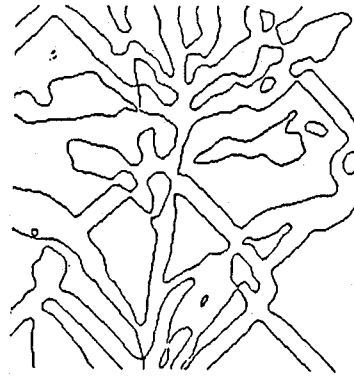
Cet opérateur possède 3 propriétés importantes :

- Il est localisé dans l'espace.
- Il est localisé dans le domaine fréquentiel, c'est à dire qu'il a une bande passante limitée.
- Il est indépendant de l'orientation des lignes de contraste.

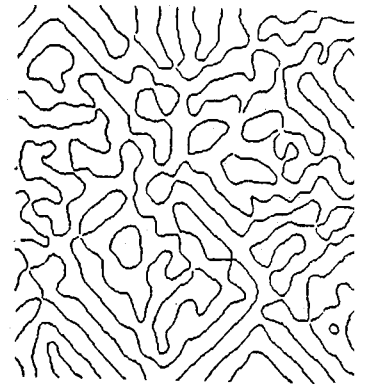
Les deux premières propriétés sont la conséquence du choix de la gaussienne comme fonction de lissage, qui est la seule distribution dont la localisation est simultanément optimisée dans le domaine spatial et dans le domaine fréquentiel. Elle sont importantes, car elles évitent d'une part les phénomènes d'échos qui seraient dûs à l'utilisation d'un filtre passe bande non localisé dans l'espace, et d'autre part la localisation en fréquence permet, pour une même taille de l'opérateur, d'augmenter la résolution du filtre (fig. II.5).



Image originale



Passage par zéro de  $\Delta^2 G$

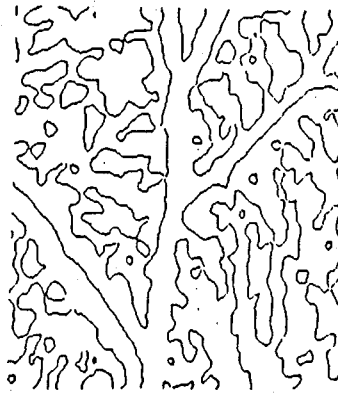


Passage par zéro d'un

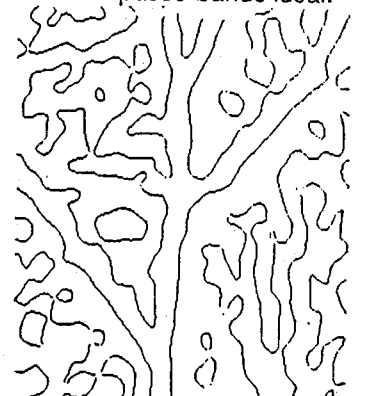
filtre passe-bande idéal.



Image originale



Passage par zéro de  $\Delta^2 G$



Passage par zéro d'un

opérateur carré

Figure II.5

Problèmes spécifiques aux opérateurs différentiels de grande dimension.

Les opérateurs différentiels sont sensibles au bruit. Comme le bruit est en général distribué de façon aléatoire, il est difficile de l'éliminer par des fenêtres de faible dimension qui ne prennent en compte qu'un nombre restreint de pixels. C'est pourquoi Marr a proposé l'utilisation de grandes fenêtres gaussiennes, peu sensibles au bruit.

Cependant, une grande fenêtre donne une solution médiocre quant à la localisation spatiale des frontières. En effet, si on lisse un signal avec une gaussienne de très faible écart-type, on s'approche du signal non lissé, par contre, si l'écart-type associé est très grand, la réponse du filtre tend vers le signal moyen (figure II. 6).

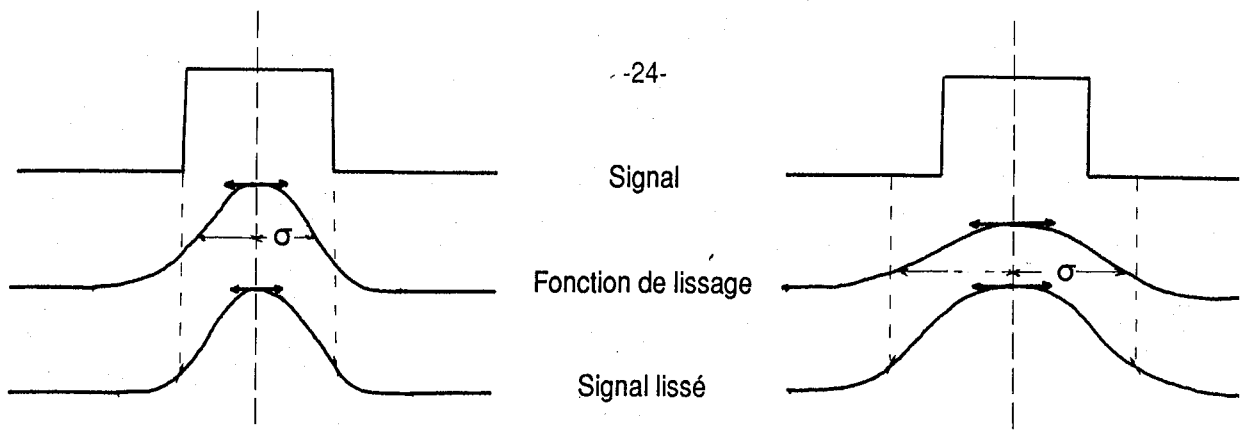


Figure II.6

### C- Le travail de CANNY.

Canny, par des méthodes de calcul variationnel, propose d'optimiser deux critères essentiels qui caractérisent la qualité d'un opérateur d'extraction de frontières.

- Une bonne détection, c'est à dire minimiser la probabilité d'obtenir une fausse réponse, et maximiser la probabilité de détecter les vraies frontières, ce qui revient à maximiser le rapport signal/bruit puisque ces deux probabilités sont des fonctions décroissantes monotones du rapport signal/bruit en sortie.
- Une bonne localisation spatiale.

Il a ainsi défini des classes d'opérateurs pour trois types de contrastes, chaque classe étant obtenue à partir du même opérateur dont on fait varier la constante spatiale associée.(figure II.7)

De ses travaux, il tire un certain nombre de conclusions, dont deux qui paraissent assez restrictives :

- 1- Il existe une limite fondamentale entre l'optimisation simultanée de la détection et de la localisation.
- 2- Les opérateurs directionnels ont de meilleures performances que les opérateurs non directionnels.

Pour déterminer l'opérateur le mieux approprié, il utilise des heuristiques dont le premier critère de choix sera de donner la préférence à un opérateur de taille minimum, pourvu qu'il ait un rapport signal/bruit suffisant, afin d'avoir une résolution et une localisation maximum, et le second sera de préférer des opérateurs très directionnels si l'image s'y prête.

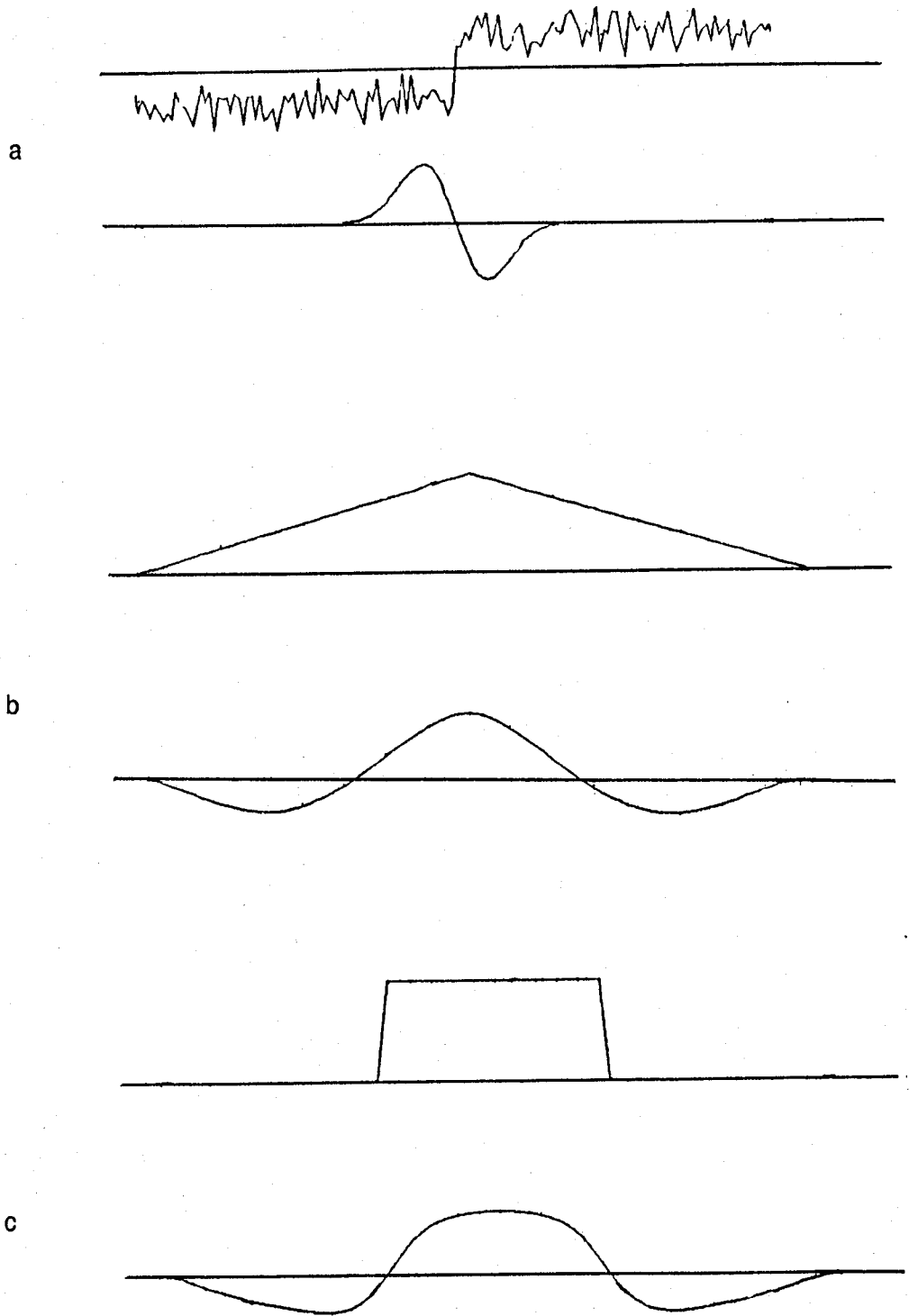


Figure II.7

3 types de contraste avec un opérateur optimal de détection (selon Canny):

a- Fonction saut bruitée

b- Fonction en toit

c- Fonction porte

#### D- Proposition d'un modèle en vue d'optimiser la localisation

La conclusion qui nous vient à l'esprit, après l'exposé succinct de ces travaux, qui ont été les fruits de longues recherches à la fois mathématiques et expérimentales, est de deux ordres:

1-Il est souvent utile d'appréhender une scène à différents degrés de résolution, de manière à aboutir progressivement à une description complète. En contre partie, on admet en général que plus le degré de résolution diminue, moins la détection est bonne, tant du point de vue de la localisation des frontières que de la différenciation des contrastes.

2-Il existe des opérateurs de détection de frontières très performants, mais tous doivent répondre à des contraintes assez strictes qui leur fait perdre une partie de leur efficacité sur une image naturelle.

Dans certains cas, en particulier si l'image est très complexe ou fortement bruitée, et nécessite un fort lissage, la perte de précision peut conduire à des connexions aberrantes dans l'image, voir à une perte pure et simple de l'information. Notre objectif a donc été de **conserver l'aspect modulaire du degré de résolution, tout en accordant la priorité à la précision spatiale des frontières détectées.**

#### Considérations générales

A un degré de résolution donné, une zone ou un objet présent dans l'image motivera l'attention de l'observateur soit par sa dimension, soit par la différence de contraste qu'il présente avec les objets voisins: un objet de 'grande' taille peu contrasté ou un objet de 'petite' taille très contrasté seront rapidement perçus, alors que la perception d'un objet de 'petite' taille peu contrasté sera souvent conditionnée par une observation plus approfondie de la scène.

Dans une image, ces deux caractères sont étroitement liés, et il est difficile de faire la part des choses et de savoir si pour tel ou tel objet perçu, le caractère dominant est la dimension ou le contraste.



On peut cependant considérer le fait suivant: Lorsque l'on parle de la dimension d'un objet, on fait allusion à la valeur absolue de sa dimension, rapportée bien sur à l'échelle de la scène. Par contre, lorsque l'on parle de contraste, on est contraint de parler de valeur relative; le contraste sans référence n'a aucun sens.

Ceci peut être schématiquement représenté par les deux courbes suivantes (figure II.8)

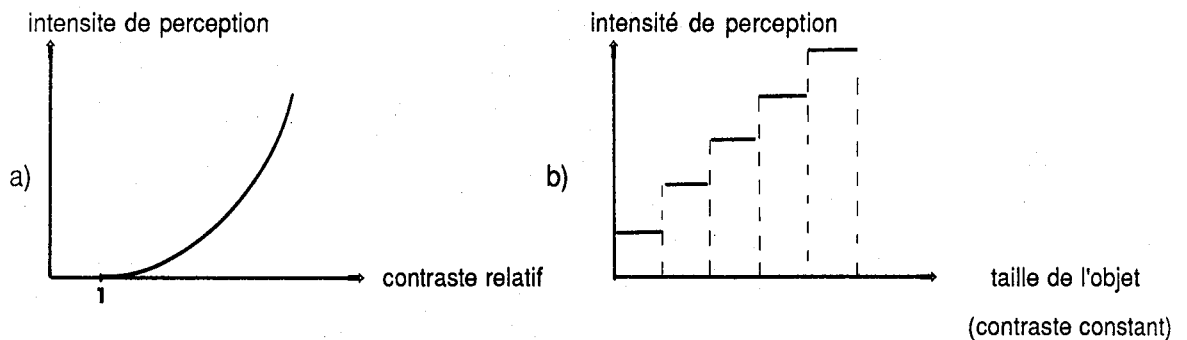


figure II.8

#### a- Cas d'un signal à une dimension

Lorsque l'écart-type associé à la fonction de lissage diminue, les points de gradient maximum se déplacent, jusqu'à arriver à une position stable, et d'autres apparaissent; on retrouve en fait tous les intermédiaires entre le signal initial et un signal uniforme qui serait le résultat d'un lissage avec un écart-type associé infiniment grand.

Il est pratiquement impossible de modéliser, pour un signal quelconque, les vitesses et les seuils de déplacement des points de passage par zéro de la fonction gradient dérivée; Les polynômes représentatifs de signaux, même relativement simples, atteindraient vite des degrés les rendant difficiles à manipuler. Cependant, on peut dans un certain sens décomposer un signal en éléments simples, sur lesquels l'effet d'un lissage serait connu a priori.

Nous avons limité cette décomposition à la classe des fonctions carrées, chaque élément de la classe étant obtenu en faisant varier le rapport d'amplitude  $h_2/h_1$ , ainsi que la largeur  $L$  de la porte. (figure II.9).

Cette modélisation paraît très rudimentaire, mais nous verrons qu'elle peut être appliquée dans un grand nombre de cas.

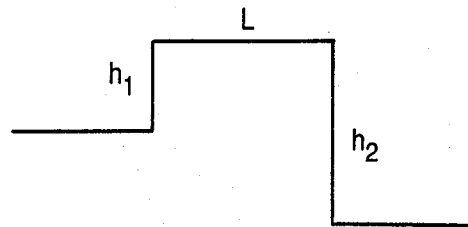


Figure II.9

Analyse des réponses sur un signal carré.(voir l'annexe 2).

1- cas où  $h_1=h_2$ .

La courbe de la figure II.10 représente le sigma seuil au delà duquel les points de gradient maximum vont s'écarter de leur position d'équilibre, en fonction de la largeur L de la porte.

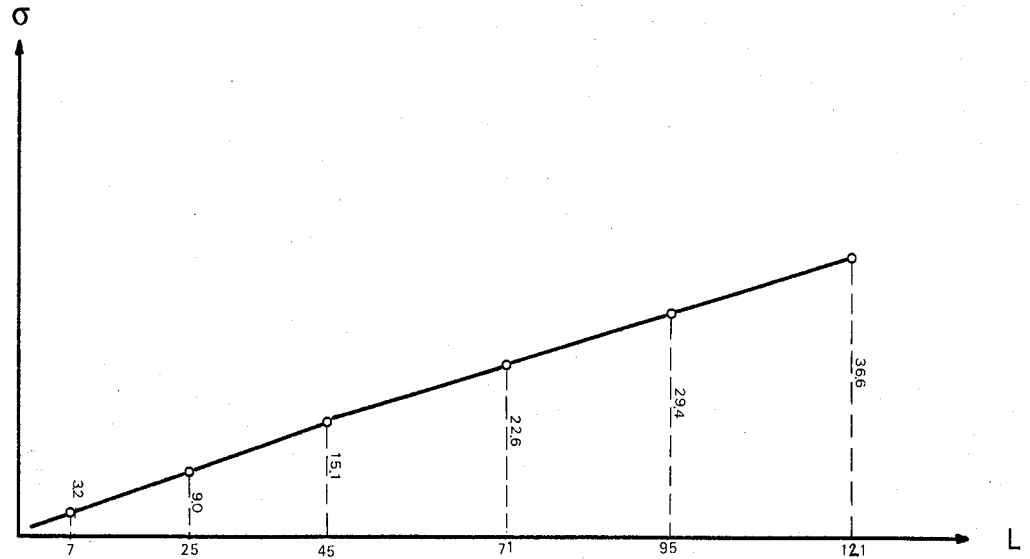


figure II.10

Le lissage que nous voulons faire subir à l'image est motivé par la volonté de supprimer les structures (bruits inclus) de dimension inférieure à un seuil de résolution fixé, sans que les frontières correspondant à des structures plus larges se déplacent. Il s'agit bien en effet de supprimer la détection de ces structures, et non de les détecter, après un simple lissage, avec une intensité de gradient moindre.

Le principe est simple :

Connaissant la largeur  $L$  de la structure à éliminer et  $\sigma_s$  l'écart-type associé correspondant au seuil du déplacement, il suffit de calculer les passages par zéro de la fonction gradient dérivée pour  $\sigma_s$  puis pour  $\sigma_s + \epsilon$ . L'intersection des deux résultats ne retiendra que les frontières délimitant les structures supérieures à  $L$ . Le signal résultant est obtenu en prenant la valeur moyenne du signal original entre les frontières retenues. Ceci est illustré dans la figure II.11.

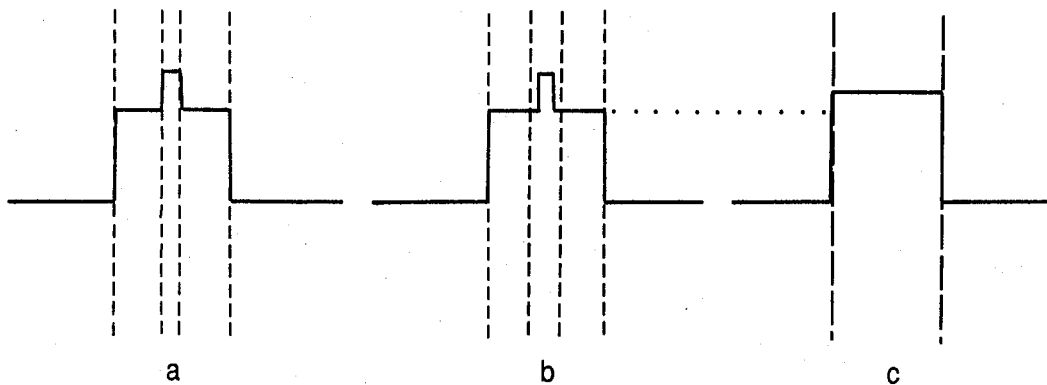


figure II.11

II.11-a Passages par zéro pour  $\sigma_s$ .

II.11-b Passages par zéro pour  $\sigma_s + \epsilon$ .

II.11-c Signal résultant.

### 2-cas où $h1 \neq h2$ .

Il faut dans ce cas différencier le seuil de déplacement de la frontière correspondant au saut de faible amplitude, de celui correspondant au saut de grande amplitude. Les courbes de la figure II.12 représentent pour un certain nombre de largeurs  $L$  de la porte ( $L=7,11,21$ ) ces deux seuils en fonction du rapport  $R$  des amplitudes.

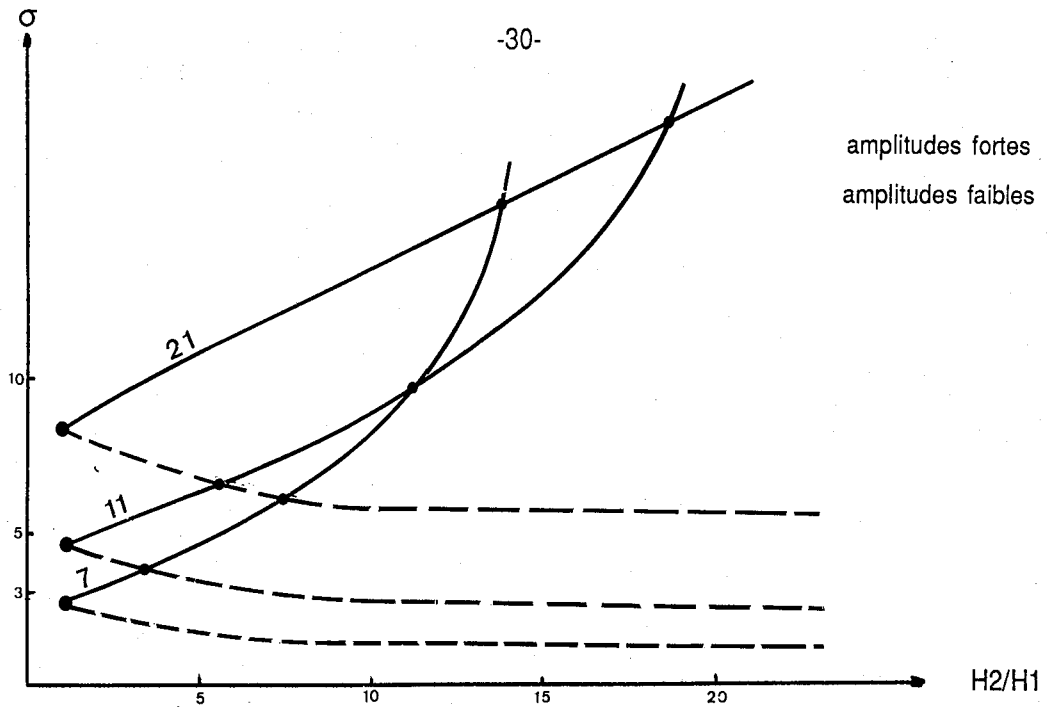


Figure II.12

Dans ce cas, qui est naturellement le plus fréquent, on prend en compte le contexte du contraste par rapport au voisinage. Les intersections de ces courbes montrent que le processus ne peut pas contrôler indépendamment le facteur 'dimension' et le facteur 'contraste', pas plus que ne le fait d'ailleurs notre système visuel.

Il est cependant intéressant de noter que le seuil de déplacement de la transition de forte amplitude suit une loi exponentielle, comme l'intensité de la perception représentée dans la figure II.8a. Bien que nous n'ayons pas pu quantifier l'intensité de perception en fonction du contraste local et de la dimension des structures (une telle évaluation n'est pas évidente, et resterait de toute façon sujette à la décision d'observateurs test), il apparaît, à travers différentes images traitées, que ce processus 'colle' assez bien à celui de la vision humaine.

Exemple de frontières retenues comme significatives par le processus (figure II.13).

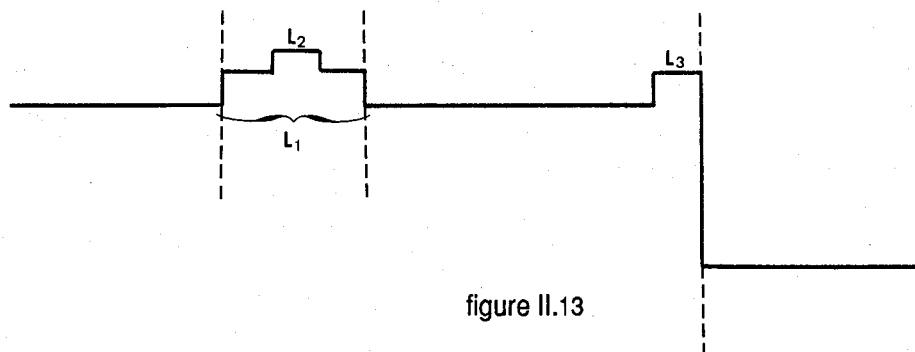


figure II.13

$L_1=21$  pixels -  $L_2=L_3=7$  pixels -  $\sigma=3.2$

frontières significatives à l'échelle d'observation.

Ceci est évidemment présenté dans le cas idéal d'un signal composé d'éléments simples tels que nous les avons définis, et de plus suffisamment espacés de sorte que le lissage ne crée pas d'interférences entre plusieurs éléments indépendants. En réalité, un signal d'image est beaucoup plus complexe, et son traitement nécessite un certain nombre de précautions.

Le lissage doit être progressif, c'est à dire que l'on doit d'abord éliminer les petites structures, puis augmenter progressivement la tension de la fonction de lissage pour arriver à la résolution voulue. Ainsi on traitera en priorité les hautes fréquences, et on minimisera les risques d'interférences entre plusieurs structures indépendantes.

Une autre justification peut être apportée par le fait que l'on travaille dans un espace discret, ce qui peut provoquer des "interférences d'arrondi" entre frontières. On peut bien entendu mener les calculs sur  $\mathbb{R}$ , mais le traitement, déjà couteux, devient plus gourmand en place mémoire et en temps de calcul.

#### Remarque

La décomposition virtuelle systématique d'un signal quelconque en une simple suite de fonctions carrées peut paraître hasardeuse vu la complexité effective d'un signal réel. Même en opérant un lissage progressif, il est en effet peu probable que deux structures contigües soient spatialement indépendantes vis à vis de la fonction de lissage, d'autant plus que l'opérateur a toujours une dimension importante ( $\approx 8 \sigma$ ).

On peut cependant affirmer que globalement les frontières détectées oscilleront autour de leur vraie position, sans aucune sorte de systématisme que pourrait engendrer un lissage d'emblée assez raide. La figure II.14 montre un cas simple illustrant ceci.

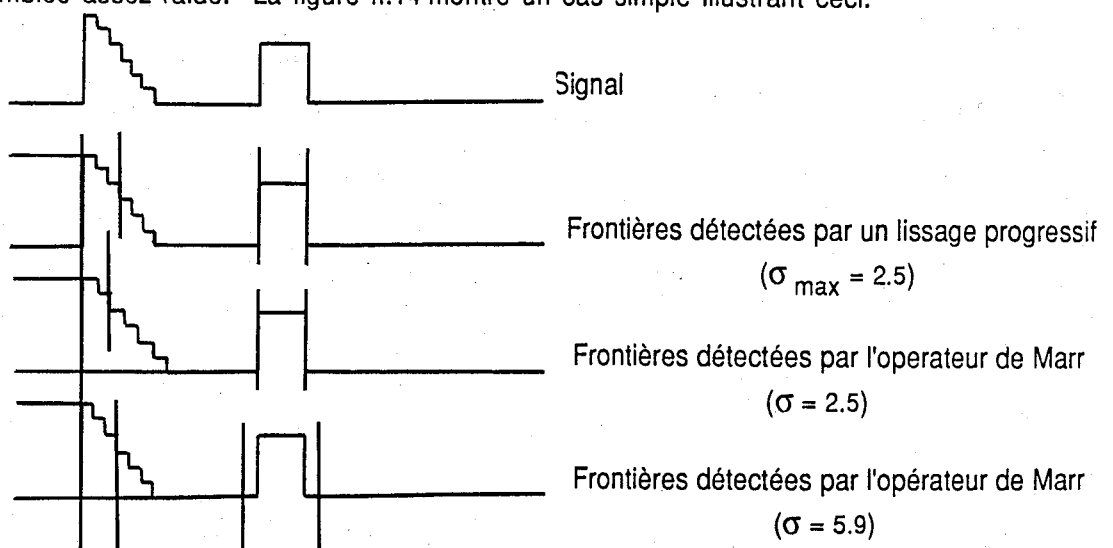


Figure II.14

b- Retour dans l'espace image à deux dimensions.

Toute cette approche considère un signal mono-dimensionnel, et l'opérateur agit dans une seule direction, ce qui le rend très efficace, sur le plan de la détection, dans cette direction.

On considère alors l'image comme un ensemble continu de fonctions radiométriques à une dimension que l'on traite successivement. Le traitement sera très performant pour détecter les frontières perpendiculaires au sens de l'opérateur, mais plus les frontières s'éloigneront de cette direction idéale, moins la détection sera performante. Aussi, pour tenir compte dans une large mesure des orientations aléatoires des frontières dans l'image, on lui fera subir le traitement dans quatre directions principales. (figure II.15).

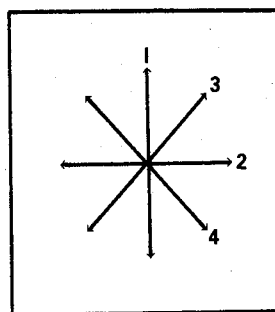


figure II.15

Remarque

Passer de la notion de signal à celle d'image sans autre transition est un peu paradoxal, surtout après avoir introduit la notion de contexte de voisinage. Le fait est que cette méthode de recherche de frontières reste sensible aux imperfections de continuité dans l'image, contrairement au filtre non directionnel de Marr.

Cependant, on peut d'une part éliminer facilement un certain nombre de ces imperfections, et d'autre part en tirer profit pour améliorer l'image finale.

1- Il est possible d'éliminer la plus grande partie des points parasites en procédant à un seuillage par rapport aux pentes des passages par zéro de la fonction gradient dérivée: Plus l'amplitude du contraste est important, plus la pente est forte (figure II.16). Les imperfections de continuité sont statistiquement plus fréquentes dans les zones peu contrastées.

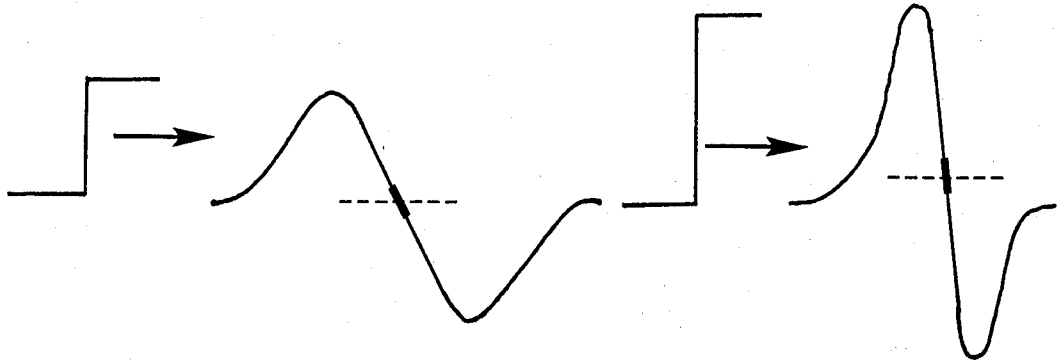


figure II.16

2- On considère qu'une frontière est un phénomène physique localement continu. Par application sur l'image lissée dans la direction  $\alpha$ , d'un filtre utilisant les statistiques de différents ordres (filtre médian par exemple), de largeur 1, et de direction  $(\alpha + \pi/2)$ , on rétablit un bon nombre de connexions logiques, sans pour autant déplacer les frontières.

3- On remarque enfin que, aussi fréquents que soient ces parasites, ils seront toujours très déconnectés, contrairement aux fausses frontières introduites par un filtre non directionnel. On peut tirer parti de ce phénomène, en supprimant, après labellisation de l'image, tous les labels inférieurs à un seuil considéré comme non significatif, ce qui nettoie l'image sans introduire de graves déconnexions sur les vraies frontières.

L'effet de ces améliorations peut être apprécié dans la séquence suivante (photo II.17).

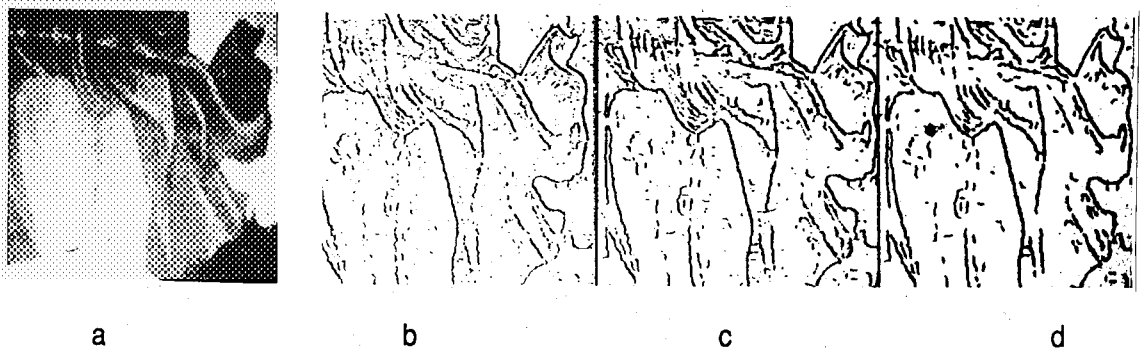


Photo II.17

II.17-a Image originale.

II.17-b passages par zéro seuillés.

II.17-c passages par zéro seuillés après application d'un filtre médian.

II.17-d Image 17-c après élimination des labels parasites .

Remarque

D'une façon générale, les petites structures très contrastées et délimitées par des frontières franches ( $h_1=h_2$ ) seront éliminées. On peut les faire apparaître par une détection très fine (sigma petit), suivit d'un seuillage important sur les pentes, mais dans la plupart des cas, un simple seuillage sur les niveaux de gris permettra les remettre en place.

E- Amélioration d'images

Dans la mesure du possible, un prétraitement sur l'image améliore sensiblement la qualité de la détection.

Un bruit a pour caractéristique d'être ponctuel (1 à 2 pixels), et de forte amplitude par rapport à son voisinage immédiat. Comme la résolution du filtre proposé ne peut pas aller en deçà de deux pixels (cf annexe 1), il est théoriquement impossible, par cette méthode, d'éliminer une aberration inférieure à 2 dans l'image, sans déplacer des frontières délimitant des structures de largeur supérieure.

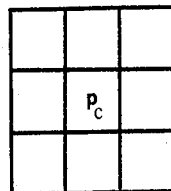
Si l'analyse envisagée sur l'image le permet, on peut appliquer un opérateur de lissage des bruits; la perte d'information qui en résulte peut être considérée dans de nombreux cas comme acceptable pour la suite du traitement.

Il existe dans la littérature toute une gamme d'opérateurs de lissage des bruits opérant dans le domaine spatial, que l'on peut classer en trois familles.[1]

1- Les opérateurs linéaires qui utilisent des statistiques paramétriques;

chaque point est traité en fonction de son voisinage (3x3) ou (5x5), sur lequel on calcule la moyenne et la variance de la distribution des luminances.

-Le plus simple est l'opérateur moyenne 3x3 :



$$S = \sum P(i,j)$$

$$P'_c = (1/N) \cdot S$$

Il a l'inconvénient d'introduire des flous dans les zones de transition, et on doit restreindre son utilisation aux régions pour lesquelles la variance est faible. (Moyenne seuillée).



$$S^2 = 1/N [\sum P(i,j)^2 - S^2/N]$$

$$P'_c = (1/N).S \quad \text{si } |P'_c - P_c| < K \sqrt{S^2}$$

$$\text{sinon } P'_c = P_c$$

-Une forme plus élaborée est l'opérateur proposé par Lee :

$K = (S^2 - S_0^2) / S^2$  où  $S_0^2$  est un paramètre représentant la variance du bruit.

$$P'_c = (1/N)S.(1-K) + K.P_c$$

La variance calculée étant a priori supérieure à la variance du bruit,  $0 \leq K \leq 1$  ;

On retrouve l'idée de moyenne seuillée, avec en plus la notion de continuité entre les extrêmes: Si  $K=1, S^2 \gg S_0^2 \implies P'_c = P_c$

$$\text{Si } K=0, S^2 \approx S_0^2 \implies P'_c = (1/N).S$$

-On peut encore citer l'opérateur sigma, qui travaille sur une fenêtre 5x5, mais n'inclut dans la moyenne que les points dont la différence avec le point central de la fenêtre répond à certains critères d'homogénéité.

2-Les opérateurs qui utilisent des procédés non linéaires;

ils nécessitent un classement d'échantillons, et sont très performants pour des bruits impulsionnels (filtre médian par exemple).

3-Les opérateurs qui utilisent des statistiques paramétriques, mais qui procèdent par fractionnement du voisinage en domaines distincts.

On trouve par exemple l'opérateur proposé par Nagao qui travaille sur un voisinage 5x5 et qui le fractionne en 9 domaines (figure II.18). La valeur du point central prend la valeur moyenne du domaine qui a la plus faible variance. Cette méthode restaure les transitions, mais peut induire un effet de dentelle sur les contours si la différence d'homogénéité entre deux zones opposées n'est pas manifeste, et que le choix se fait simplement en fonction de l'ordre d'investigation des domaines.

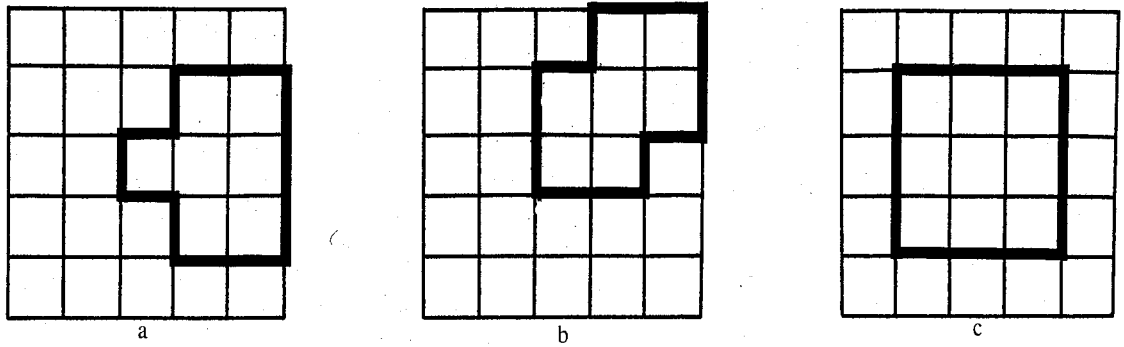


figure II.18 : les 9 domaines de l'opérateur de Nagao

a) et b) définissent quatre domaines chacun, obtenus par une rotation de  $\pi/2$  autour du pixel central

Shanga en a proposé une variante qui permet de pondérer l'influence des différents domaines.

Parmi toute cette panoplie d'opérateurs, nous avons choisi d'utiliser l'opérateur de Nagao, car il est relativement simple à mettre en œuvre, il est assez universel, ayant une bonne réaction face à toute sorte de bruits, et il a surtout une très bonne réaction vis à vis des contours: Il a un bon comportement dans les zones homogènes, et les déplacements qu'il induit au niveau des frontières sont minimales.

On peut effectuer plusieurs itérations de l'opérateur de Nagao, jusqu'à la stabilisation du résultat; la photo II.19 montre l'effet de cet opérateur.

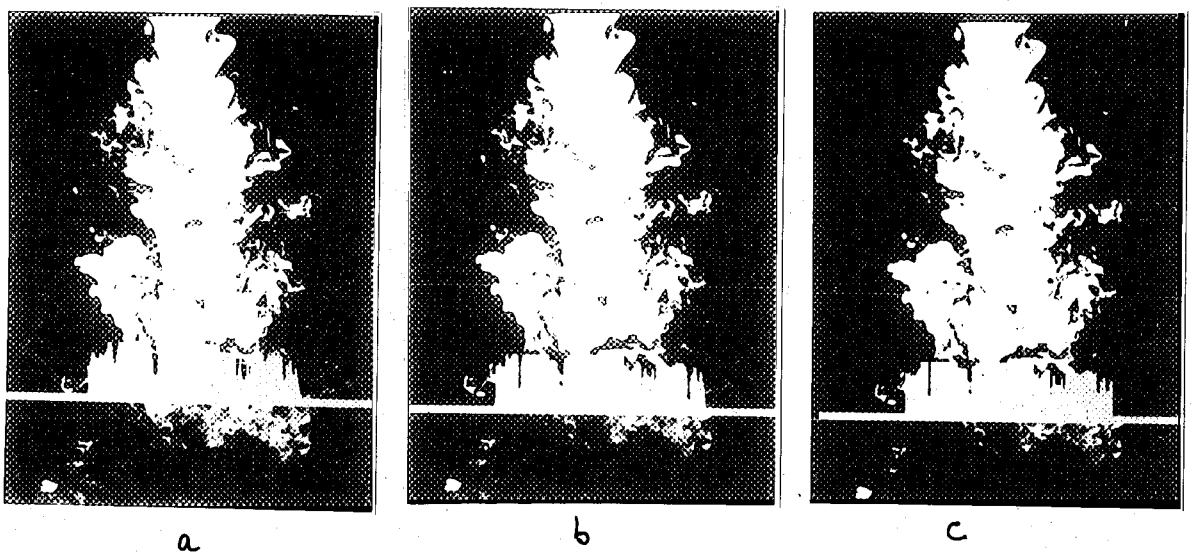


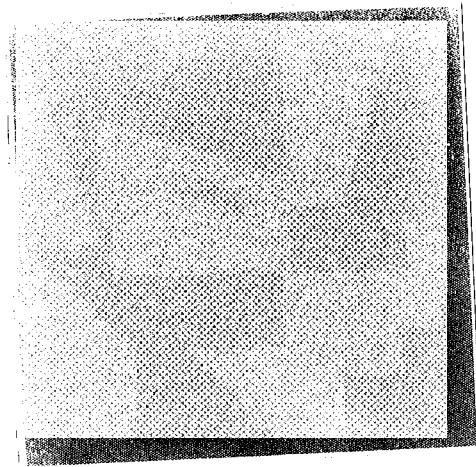
Photo II.19 a-image originale b-Nagao(1 itération) c-Nagao(5 itérations)

En conclusion, la méthode proposée a l'avantage d'extraire d'une image un canevas de frontières géométriquement fiable pour une analyse ultérieure. S'il persiste quelques parasites sans signification physique, il seront du moins de petite dimension et fortement déconnectés, et si les vraies frontières présentent quelques lacunes dans leur continuité, une analyse structurelle simple sur l'image binaire pourra apporter une solution à bon nombre de ces problèmes.

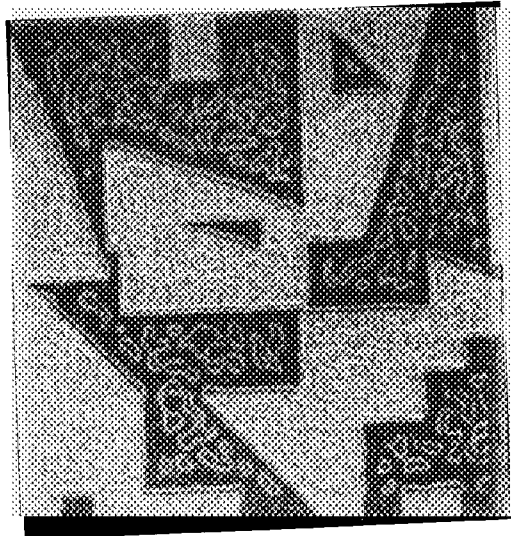
Il serait à l'heure actuelle un peu ambitieux de prétendre arriver directement à une description complète de l'image sur le plan de ses frontières, et il nous semble indispensable, à partir d'une première approche aussi fiable que possible, de développer des méthodes d'analyse structurelle prenant largement en compte la connaissance d'un expert.

## **F- Exemples**

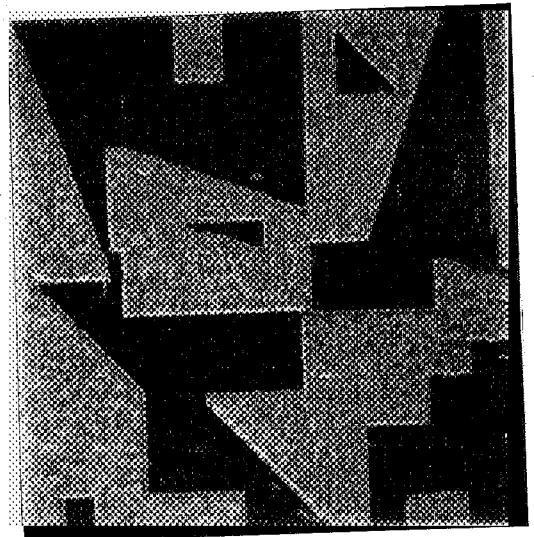
Les pages suivantes présentent quelques exemples comparant, sur la même image, l'opérateur de Marr et la variante proposée, pour un facteur de lissage global identique.



a



b



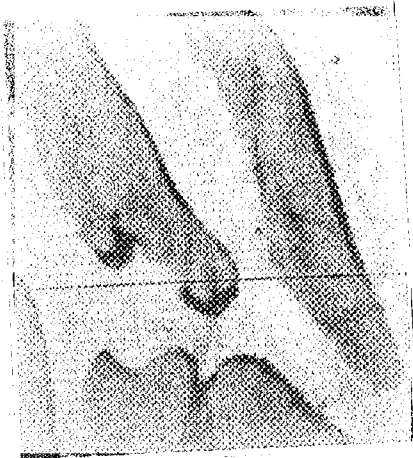
c

**Image de synthèse**

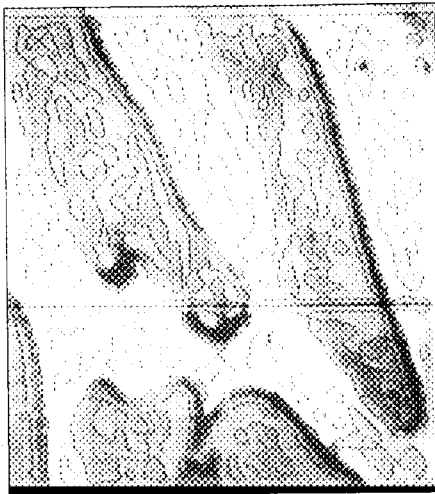
a- Image originale

b- Opérateur de Marr ( $\sigma=3.2$ )

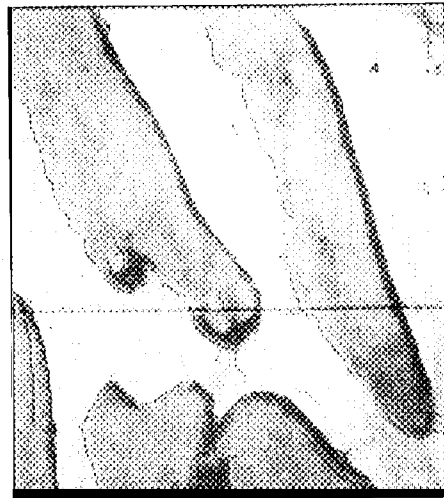
c- Lissage progressif ( $\sigma_{\max}=3.2$ )



a



b



c

### Coupe osseuse

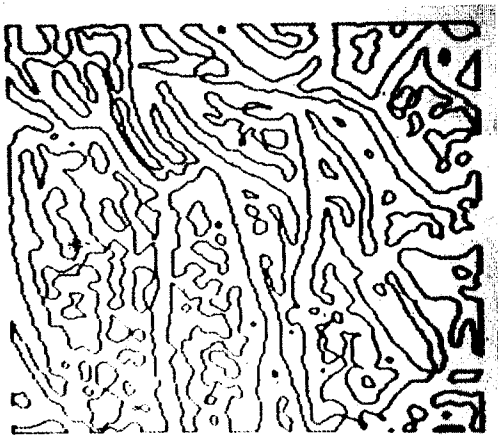
a- Image originale

b- Opérateur de Marr ( $\sigma=3.2$ )

c- Lissage progressif ( $\sigma_{\max}=3.2$ )



a



b



c

### Icône

a- Image originale

b- Opérateur de Marr ( $\sigma=2.5$ )

c- Lissage progressif ( $\sigma_{\max}=2.5$ )

## G- Applications aux images de turbulence

L'objectif que nous nous étions fixé, sur le plan des frontières, était d'une part de séparer la zone laminaire de la zone turbulente, et d'autre part de voir si une analyse de frontières à l'intérieur même de la zone turbulente peut apporter une information supplémentaire sur le phénomène turbulent.

### 1- La zone laminaire

Elle apparaît toujours très lumineuse sur l'image, et peut être extraite par un simple seuillage sur les niveaux de gris. On obtient ainsi une information de forme et de surface, mais on perd l'information vraisemblablement la plus significative qui est la génération de phénomènes tourbillonnaires en bordure du jet. L'application d'un opérateur d'extraction de frontières permet de mieux suivre le contour de ces tourbillons, et permet d'accéder à une définition plus précise de leur forme et de leur surface (photo II.19).

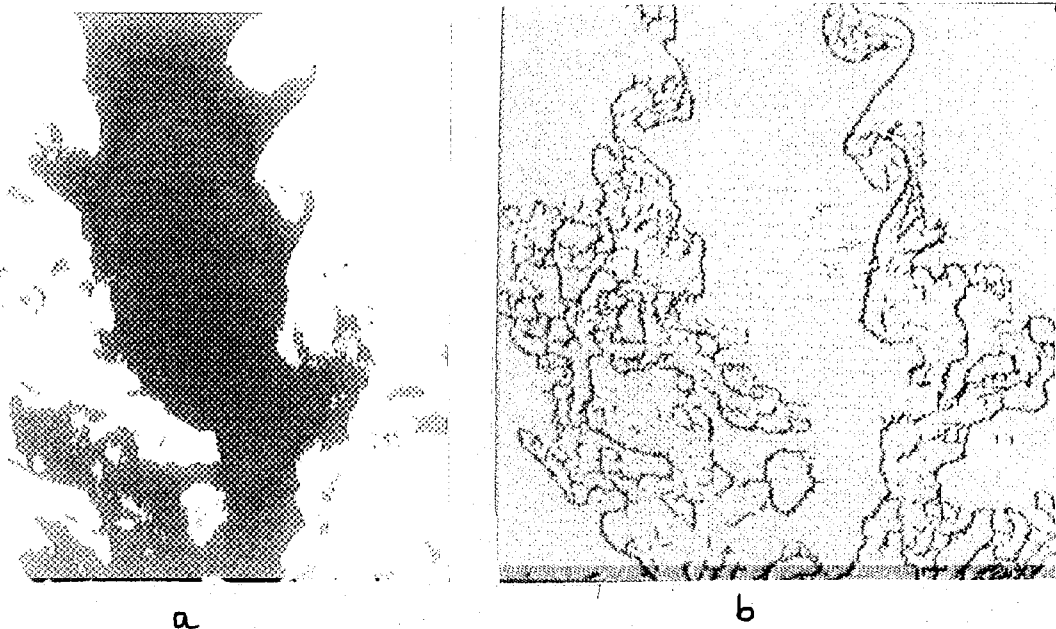


Photo II.19

a- seuillage sur les niveaux de gris

b- extraction de contours

## 2- La zone turbulente

La photo II.20 montre une extraction de frontières par la méthode proposée, avec une dimension minimum de structures de 7 pixels; cette taille nous paraît être la résolution maximum raisonnablement discernable sur ce type d'image, avant de tomber dans une information plus texturale. Il est important, dans des images aussi complexes que celles-ci, d'apporter un soin particulier à l'emplacement des frontières et de minimiser les risques d'interférences entre frontières.

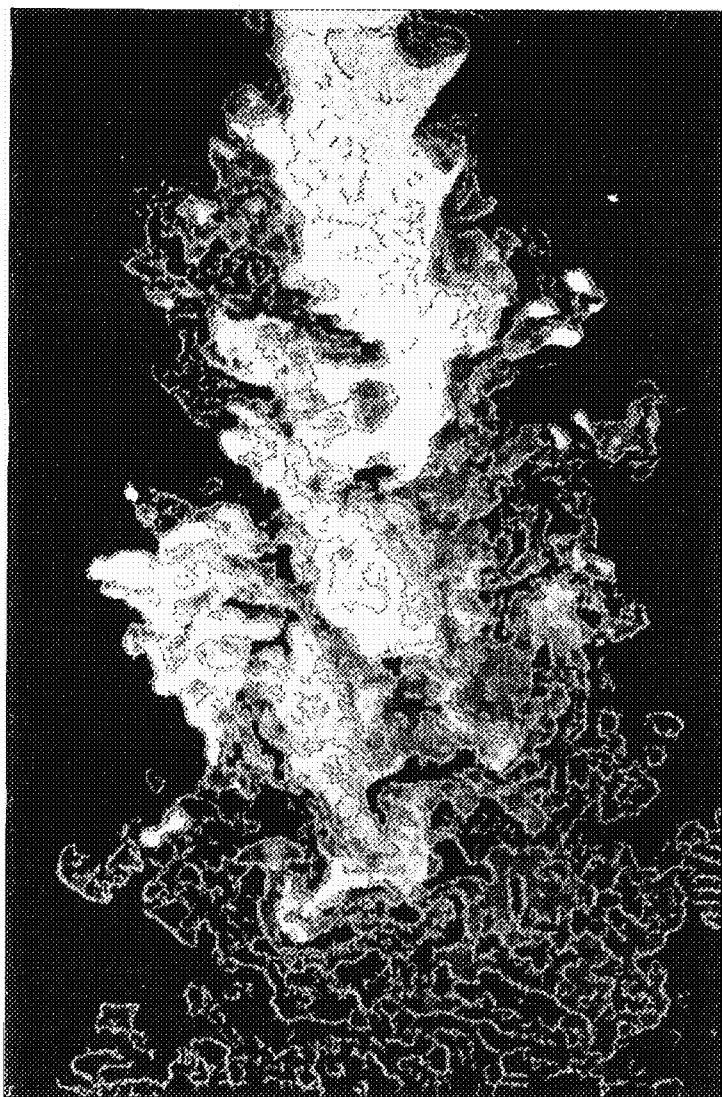


photo II.20



### Conclusion

L'interprétation d'une telle image reste très difficile:

Premièrement, il est difficile de séparer d'une part les frontières qui correspondent à des structures effectivement présentes dans la turbulence, et d'autre part les frontières qui correspondent à une perte d'information de concentration.

En outre, même à cette résolution, les frontières sont mal connectées et leur suivi est délicat.

La seule information 'positive' que l'on peut tirer est la multiplication et un enchevêtrement croissant des structures de petite dimension avec l'éloignement de la buse de sortie du jet.

Ceci nous porte à croire que sur une coupe d'un phénomène tridimensionnel aussi **complexe**, une recherche de frontière ne peut pas, à elle seule, constituer un modèle de description.

\*\*\*

## Chapitre III : Analyse de la texture

### A- Introduction

Dans une image, un observateur peut en général reconnaître des formes qui obéissent à des lois physiques stables et reproductibles. S'il s'éloigne de cette image, c'est à dire s'il diminue la résolution de l'observation, il arrivera un moment où ce qu'il considérait auparavant comme une primitive de forme, ne sera plus discernable comme telle, et il lui apparaîtra une autre primitive qui ne sera en définitive qu'un agrégat des précédentes. Cette nouvelle primitive ne lui apparaîtra pas uniforme, car elle témoignera d'une certaine distribution des anciennes primitives qui la composent.

#### Proposition

Une texture est caractérisée par une distribution de primitives dans l'image; on dira que deux textures sont homogènes (ou semblables), si elles sont régies par des lois de distribution qui réunissent un certain nombre de caractéristiques communes.

Il intervient là plusieurs paramètres dont le choix reste tout à fait subjectif :

- Quelle primitive choisir ? (forme, dimension, couleur, etc).
- quels critères seront discriminants sur les distributions ?

Aussi les techniques pour caractériser les textures sont innombrables, pour ne pas dire infinies, mais elles conservent toujours un caractère statistique. Toutefois, on peut distinguer deux types d'approche :

- Les approches déterministes, pour lesquelles les textures sont composées de primitives dont les attributs principaux sont la taille et la forme, et qui apparaissent suivant un arrangement spatial plus ou moins répétitif. Ce type d'approche, testé par de nombreux auteurs, ne semble plus très utilisé à l'heure actuelle, sauf dans le cas d'images bien particulières où une ou plusieurs primitives structurées existent réellement, ou lorsque la texture a une structure périodique bien définie (une pièce de tissus ou un mur de briques par exemple).

- Les approches stochastiques.

Elles consistent le plus souvent à mesurer la fréquence spatiale d'apparition des primitives qui est significative de la distribution de la texture; les textures fines sont riches en hautes fréquences, les textures grossières en basses fréquences.

### Interêt de la texture pour la caractérisation des champs turbulents

Nous avons vu dans le chapitre I qu'il avait été possible de quantifier la concentration en particules soit en définissant la relation  $c=f(i)$ , soit en procédant directement au comptage des particules dans les zones à faible concentration où cette relation ne pouvait être vérifiée. Dans un deuxième temps, nous avons recherché s'il existait un aspect structurel plus ou moins organisé, par une recherche de frontières, et notre première conclusion a été assez négative. Une approche texturale, telle qu'elle a été définie plus haut, peut aider à détecter un degré d'organisation au niveau microscopique, ou du moins à un niveau local qui prend en compte la définition et la complexité de l'image.

Pour ce qui nous concerne, il paraît à peu près évident, vu le caractère non prédictible du phénomène à étudier, qu'il faut s'orienter vers une approche purement statistique, dans laquelle la primitive sera réduite à sa plus simple expression, à savoir le pixel, affecté de son niveau de gris pour unique attribut (approche microscopique).

Dans ce domaine, les méthodes pour caractériser la fréquence spatiale des primitives sont nombreuses, et on trouve dans la littérature des synthèses qui résument et comparent ces méthodes sur différents types d'images [9-15]. Aussi nous n'en ferons pas une revue exhaustive, mais nous en citerons toutefois quelques unes qui montrent que le concept de texture, bien que mal défini, est toujours appréhendé de façon similaire, le principe de base reposant sur l'homogénéité, c'est à dire l'invariance par translation du processus définissant la texture.

#### 1- La fonction d'autocorrélation ou fonction d'autocovariance

Soit un ensemble de points  $\Omega$  d'un processus  $X : \Omega = \{m_1, m_2, \dots, m_i, \dots, m_j, m_{j+1}\}$

La fonction d'autocorrélation est définie par:

$$C(m_i, m_j) = E [(X_{m_i} - E[X_{m_i}]) \cdot (X_{m_j} - E[X_{m_j}])] \quad \forall m_i, m_j \in \Omega$$

L'hypothèse d'homogénéité implique que  $E[X_{m_i}] = \text{cste } \forall m_i$  et donc la covariance des points  $m_i$  et  $m_j$  ne dépend que de la distance entre ces points.

La fonction d'autocorrélation caractérise à la fois la taille et la répartition des primitives qui constituent la texture; suivant que la texture est fine, grossière, ou/et périodique, la fonction d'autocorrélation aura une décroissance plus ou moins rapide et/ou une allure périodique.

### 2- Les méthodes spectrales

Elles vont de soi: Les fréquences spatiales peuvent s'exprimer à partir du spectre de Fourier de la texture considérée.

### 3- Les densités d'extrema

Cette méthode, proposée par Rosenfeld et Troy [15] caractérise la texture par la densité d'extrema locaux (minimum ou maximum) sur une image plus ou moins filtrée pour éviter de prendre en considération les extrema dûs au bruit.

### 4- Les méthodes autorégressives

Elles consistent à mesurer la dépendance linéaire d'un point de texture par rapport à ses voisins par les paramètres de la fonction d'autocorrélation. Cette dépendance linéaire est sensée caractériser une texture.

## B- Les travaux de Gagalowicz

(Les définitions des probabilités dont il est fait référence sont rappelées en annexe 3).

Pour Gagalowicz [13], deux textures sont identiques si elles sont perçues visuellement comme identiques, c'est à dire qu'une analyse comparative ne permet pas de les discriminer. Ses travaux ont montré qu'au niveau de la discrimination visuelle des textures stochastiques, le système visuel humain effectue un traitement statistique local, et que l'intelligence ne joue pas un rôle important à ce niveau de perception, mais par contre que les sphères intelligentes du cerveau utilisent vraisemblablement cette information pour reconnaître les formes et interpréter la scène.

Sachant qu'un processus stochastique peut être défini de manière unique par la connaissance de ses moments de tous ordres ou par la connaissance de ses distributions de probabilité de tous ordres, le problème posé est le suivant:

- Si notre système visuel calcule des moments, à partir de quel ordre n'y est-il plus sensible?
- Si il calcule des distributions de probabilité, à partir de quelle ordre n'y est-il plus sensible?

Pour répondre à ces questions, Gagalowicz a développé des modèles lui permettant de synthétiser des textures non gaussiennes en contrôlant les paramètres statistiques associés, et il a étudié le pouvoir discriminant des moments, des densités de probabilité, et des moments d'espace. Chacune de ces approches a permis de confirmer, d'infirmer, ou de proposer de nouvelles conjectures à l'aide d'exemples et de contre exemples.

### 1-discrimination par les moments

Si le processus est gaussien, il est entièrement défini par ses moments d'ordre 2 (moyenne - variance pour des histogrammes différents, fonction d'autocovariance pour des histogrammes identiques mais des autocovariances différentes). En réalité rares sont les textures naturelles dont la distribution des primitives est normale et il faut donc pour les discriminer étudier des moments d'ordres supérieurs à 2 . Il a étudié le pouvoir discriminant des moments d'espace qui peuvent être calculés sur une seule réalisation du processus, puisque son critère de discrimination est visuel, et que l'oeil ne peut observer qu'une seule réalisation du processus à la fois, et il a montré, par une série de contre-exemples, que l'ensemble des paramètres discriminants d'une texture est un ensemble plus grand que l'ensemble formé par les moments des deux premiers ordres.

### 2- Discrimination par les distributions de densités de probabilité

Les densités de probabilité constituent un sur-ensemble des moments du second ordre, et leur pouvoir discriminant doit donc être supérieur. Les expériences qu'a menées Gagalowicz ont permis de confirmer, une proposition de Juliesz: " Si deux micro-textures ont des densités de probabilité égales jusqu'au deuxième ordre, elles sont visuellement indiscernables ".

Par contre, on arrive encore à discerner des macro-textures contenant des structures déterministes.

Pour la même raison qui lui a fait étudier les moments d'espace, il a étudié le pouvoir discriminant des moyennes d'espace qui sont des estimateurs, sur une réalisation du processus, de ces probabilités du second ordre, à condition que le processus soit homogène. Dans ce cas, il n'a pu mettre en évidence des textures homogènes discriminables possédant les mêmes moyennes d'espace du second ordre. La discrimination visuelle a été possible jusqu'à la translation (8,0), ce qui correspondait, dans les conditions expérimentales à un angle solide d'environ 9'. En conclusion, Gagalowicz propose la conjecture suivante :

" La discrimination visuelle des textures est locale, et localement le système visuel ne peut discriminer deux textures microscopiques qui possèdent les mêmes statistiques du second ordre ".

En tout état de cause, l'extraction de paramètres sur les textures stochastiques demande à être faite sur une population suffisamment large de primitives, pour que les calculs tendent effectivement vers des statistiques. Ceci pose un problème lorsque le but de l'analyse texturale est la segmentation et que l'on n'a pas a priori d'information sémantique sur le contenu de l'image.

Ce problème devient crucial dans le cas de nos images de jets turbulents; en effet, hormis la zone laminaire qu'il est facile de détacher du reste de l'image, et qui ne comporte pas d'information de texture sinon d'être saturée en particules, la zone de transition et la zone turbulente sont d'une telle complexité qu'il est impossible de délimiter des zones suffisamment grandes pour que l'extraction de paramètres statistiques soit fiable.

### C- Un modèle proposé par Lowitz

Dans un modèle d'extraction de paramètres de texture, Lowitz [18] propose de prendre en compte l'accident radiométrique, c'est à dire l'écart de la fonction radiométrique à son pixel voisin. Cette grandeur, qui peut être mesurée par la fonction

$I(P_{i,j}) = | f(P_{i,j}) - f(P_{i-1,j}) | + | f(P_{i,j}) - f(P_{i,j-1}) |$ , où  $f(P_{i,j})$  est la valeur de la fonction radiométrique au point de coordonnées (i,j), fournit la carte d'information ponctuelle. A partir de ces données, il calcule la quantité d'information spatiale de voisinage sur une fenêtre carrée de dimension  $\sqrt{n} \times \sqrt{n}$  :  $I(V_{i,j}) = 1/n \sum I(P_{i,j})$ .

Cette relation peut être une bonne représentation de la texture; en effet, elle est du type "moyenne d'espace" que préconise Gagalowicz. La segmentation en zones de textures homogènes consiste alors à rechercher les zones de radiométrie similaires de la fonction  $I(V_{i,j})$ .

Avant de calculer la fonction  $I(V)$ , il est nécessaire de quantifier  $I(P)$  sur un faible nombre de bits, car la carte d'information ponctuelle, obtenue par différenciation, est fortement bruitée. De plus il est souhaitable de prendre  $n$  le plus grand possible pour éliminer les réponses sur les vrais contours, mais il sera impossible de détecter des zones de texture homogène dont le diamètre est plus petit que la taille de la fenêtre.

Nous avons testé cette méthode sur les images de turbulences sans grand succès; en effet, la taille réduite de la fenêtre de convolution, nécessaire pour éviter le chevauchement entre zones hétérogènes, n'a pas permis de se soustraire totalement de l'influence des vraies frontières, et le résultat présentait un caractère mixte 'frontière-texture' peu interprétable.

#### D- Proposition d'un modèle

De ce qui précède, on peut tirer deux conclusions:

1- La structure du jet ne permet pas de considérer d'autres primitives que le pixel, donc une approche stochastique pure s'impose.

2- La fenêtre d'étude doit être de dimension restreinte, pour éviter les chevauchements entre zones hétérogènes, ce qui limite la validité des statistiques calculées sur ce domaine.

Lié par ces deux contraintes, nous avons défini trois paramètres statistiques simples pour caractériser la texture sur des fenêtres de petite dimension; notre motivation est double:

-La simplicité des paramètres: Plus l'analyse statistique est complexe, plus elle demande, pour être fiable, une population importante en nombre d'échantillons. En particulier, il est peu probable de détecter un processus homogène à partir du moment où il est représenté par une population réduite.

-La multiplicité des paramètres: Les paramètres statistiques calculés restant peu fiables en raison de la petite taille de l'échantillon étudié, si des conditions indépendantes sont remplies simultanément pour deux zones, on augmente la probabilité d'avoir détecté deux zones effectivement homogènes. Il faut cependant veiller à pouvoir donner une signification physique à ces paramètres pour rendre possible l'interprétation des résultats.

### Les paramètres

Si on définit physiquement la texture comme un état de surface, un premier paramètre discriminant qui s'impose est la densité de transitions de niveaux de gris, c'est à dire la densité de points frontière, l'image étant observée à haute résolution. On sait que les opérateurs différentiels d'extraction de frontières de haute résolution sont sensibles au bruit (cf chapitre II). Cependant, si on fait l'hypothèse que le bruit est aléatoirement réparti sur toute l'image, il n'intervient que comme une constante, et n'introduit donc pas de biais dans le calcul des densités relatives, à condition toutefois qu'il ne soit pas trop fréquent.

Cette mesure est représentative de la grosseur du 'grain' composant la texture, mais on ne prend pas en compte 'l'escarpement' de la surface. Nous avons donc considéré comme deuxième paramètre discriminant la moyenne du gradient d'amplitude dans la fenêtre ou la densité des transitions a été calculée. Cette évaluation a été faite par la mesure des pentes des passages par zéro de la fonction gradient dérivée de l'image.

Enfin, il peut être intéressant d'appréhender, tout en restant à un très bas niveau de perception, l'aspect formel de la texture. Celui-ci peut être caractérisé par la dispersion du gradient d'amplitude. Plus la dispersion sera faible, plus la texture aura un caractère organisé et vis et versa.

Un autre paramètre important que l'on peut prendre en compte est le niveau de gris moyen de l'image, qui correspond, pour conserver la comparaison avec l'état de surface, à 'l'altitude moyenne de la surface'. Ce paramètre ne sera cependant pas pris en compte dans la méthode de segmentation proposée.

La figure III.1 illustre le pouvoir discriminant de ces paramètres sur différents types de textures.



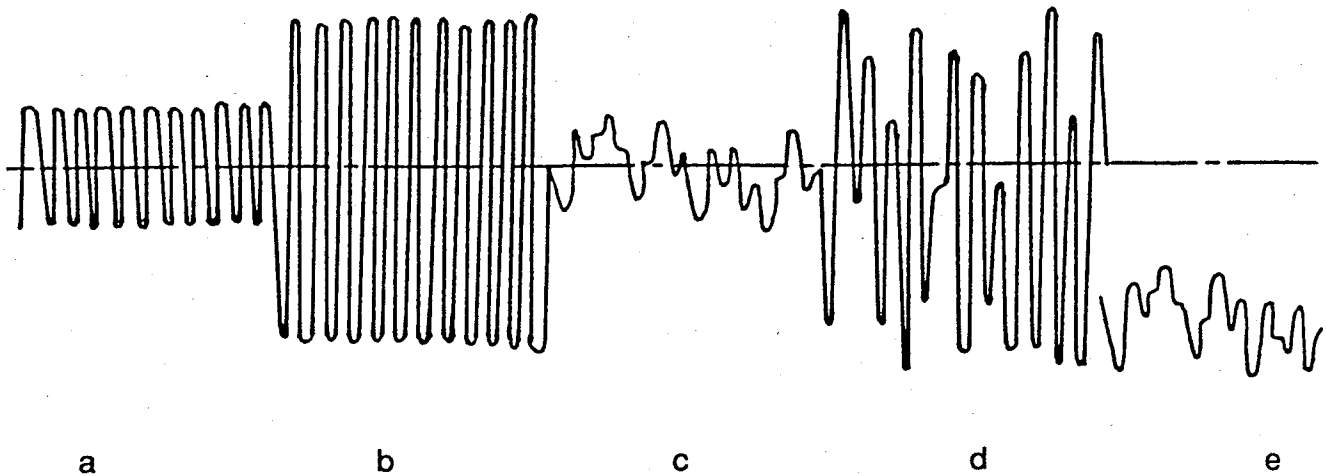


Figure III.1

Le nombre de points frontière par unité de surface est constant pour les textures **a** à **e** :

- a** : pente faible - dispersion faible.
- b** : pente forte - dispersion faible.
- c** : pente faible - dispersion forte.
- d** : pente forte - dispersion forte.
- e** : pente faible - dispersion forte - moyenne basse.

Pratiquement, nous avons fixé la dimension de la fenêtre d'étude à 9x9 pixels; cette fenêtre balaie toute l'image par pas de 1 pixel, et les paramètres calculés dans chaque position sont affectés au pixel central; on crée ainsi trois images, chacune étant représentative d'un paramètre.

L'opérateur utilisé pour la détection des points frontières est l'opérateur de Marr, auquel on a attribué sa résolution maximum ( $\sigma=0.7$   $L=7$ ). Afin de limiter la complexité de l'image, et compte tenu du fait que les opérateurs différentiels de petite taille sont sensibles au bruit, l'image initiale a été recodée sur 6 bits (64 niveaux de gris). De cette façon, la texture de l'image est globalement conservée (photos III.2 et III.3).

Pour cette étude, nous disposons de 11 réalisations du processus (11 images 512x640), et le protocole de calcul a été le suivant:

1- Recodage linéaire de l'image sur 6 bits.

2- Extraction des points frontière (photo III.4).

3- Calcul des trois images représentatives de chaque paramètre.

4- Classification de chacune de ces images en 5 classes par la méthode de Fisher; il s'agit d'une classification non supervisée, non hiérarchique, procédant par regroupement autour des centres mobiles. Le choix de 5 classes par paramètre s'explique par l'architecture générale de l'image que l'on peut décomposer en trois régions:

- le fond.
- la zone laminaire
- la zone de transition et la zone turbulente.

Le fond et la zone laminaire étant à première vue d'une texture particulière ('nulle' pour le fond et 'saturée' pour la zone laminaire), nous leur affectons a priori 1 niveau à chacune.

Pour les zones de transition et turbulente, plus complexes, nous affectons 3 niveaux correspondant aux valeurs 'faible', 'moyen' et 'fort'.

5- Afin de minimiser l'influence des fausses frontières dues au fait qu'à un moment donné la fenêtre d'étude sera forcément commune à deux régions hétérogènes, nous supprimons ces frontières par un test sur leur épaisseur (photos III.5 à III.8).

Chaque valeur des paramètres est représentée par une couleur:

Couleur	Valeur	signification
rouge	0	nul
vert	1	faible
bleu	2	moyen
cyan	3	fort
jaune	4	très fort

6-Combinaison des trois images (photo III.9). Deux pixels auront la même valeur si chacun des trois paramètres qui les caractérisent à la même valeur pour les deux; on aura donc une image codée sur  $5^3 = 125$  niveaux, chaque niveau représentant un classe de texture.

Exemple: le niveau 231 correspond à la valeur "moyenne" pour la densité, "fort" pour la moyenne, "faible" pour la dispersion.

Comme le montre l'histogramme associé à la photo III.9, parmi ces 125 classes, une dizaine représentent à elle seules plus de 80 % de l'image. Nous avons alors considéré qu'une classe était représentative si elle couvrait au moins 3 % de l'image, et nous avons donc extrait toutes les classes qui satisfont à cette condition.

Ce traitement a été fait sur les 11 réalisations du processus, et les résultats sont résumés dans le tableau III.10; la lecture horizontale donne la surface, la moyenne et l'écart-type de chaque classe à travers les 11 images et la lecture verticale donne, pour chaque image, la surface des différentes classes représentatives et la surface totale couverte par ces classes (en pourcentage de l'image totale).

*n.b.* le nombre de pixels de chaque classe correspond aux valeurs du tableau multipliées par 100.

tableau III.10

classe	$i_1$	$i_2$	$i_3$	$i_4$	$i_5$	$i_6$	$i_7$	$i_8$	$i_9$	$i_{10}$	$i_{11}$	M	$\sigma$
000	1431	1370	1490	1570	1492	1534	1575	1470	1310	1290	1080	1419	141
111	141	153	142	170	135	199	158	178	240	290	247	187	49
211	165	169	132	147	146	116	100	106	127	131	144	135	21
322	188	151	113	104	155	142	130	145	162	140	175	146	24
333	126	109	127	127	142	155	165	121	132	204	239	150	37
422	157	227		194	212	229	312	308	403	214	264	252	68
433	225	268	269	238	230	201	168	175	214	226	249	224	32
443	98	100	126	98	31	17	27	15	4	9	30	50	43
% im.	77%	78%	74%	81%	78%	79%	80%	77%	79%	77%	74%	78%	2

Ces résultats montrent que:

1- Chacune des 11 images étudiées est représentée pour environ 78 % par 7 classes (plus le fond qui correspond à la classe 000).

2- Les écart-types de chaque classe ne sont pas supérieurs à 25% de la moyenne, à l'exception de la classe 443 caractéristique de la sortie de la bouche. Cette classe, à très forte variance, représente souvent moins de 3 % de la surface de l'image; néanmoins elle a été retenue car son caractère très localisé dans l'espace lui donne une signification particulière.

Vu le nombre restreint d'images étudiées, et le caractère aléatoire du phénomène turbulent déjà largement mentionné, ces résultats paraissent encourageants quant au pouvoir discriminant des paramètres choisis.

Nous avons également étudié la correspondance spatiale des différentes classes à travers les 11 images: Pour cela, nous avons extrait de chaque image les 7 classes significatives, mises en évidence précédemment, et nous avons considéré qu'une classe était 'spatialement vraie' si elle appartenait à au moins 30% des processus (photos III.11 et III.12).

La photo III.13 illustre le résultat de la superposition des 7 classes: ceci a permis de mettre en évidence que:

-4.5 % de l'image n'a pas été classé car il y avait litige sur l'appartenance d'un pixel à une classe unique ( couleur rouge ).

-27 % de l'image n'a pas été segmenté car les pixels n'avaient aucune classe d'appartenance.

-68.5 % a donc été correctement segmenté.

rq: Au total 73 % de l'image a été segmenté ou classé litigieuse, alors que 78 % en moyenne était représenté par les classes considérées comme significatives; La perte de 5 % est donc relativement minime.

### Interprétation

Le résultat de la segmentation par cette analyse (photo III.13), fait apparaître une évolution logique de la texture en fonction de l'éloignement de la buse de sortie du jet. Cette structure organisée dans la répartition des classes rappelle la distribution des concentrations que l'on a pu évaluer à partir de la moyenne de 11 images (photo III.14), et montre que le paramètre 'niveau de gris moyen', en principe directement proportionnel à la concentration du jet n'est pas totalement décorrélé de l'union des trois autres.

On remarque que plus on s'éloigne de la buse, plus l'aspect formel disparaît, mais que la texture diminue d'intensité et s'organise, ce qui s'explique par le fait qu'à partir d'un certain moment les particules ne sont plus soumises aux contraintes propres à la turbulence et se retrouvent dans le milieu calme de l'atmosphère ambiant (figure III.15).

### E- Conclusion

La méthode de segmentation proposée apparaît relativement bien adaptée à ce type d'images; bien que l'analyse n'ait pu porter que sur un nombre d'échantillons limité, il a été possible de mettre en évidence une structure logique dans le phénomène turbulent. La paramétrisation proposée devrait permettre de mieux appréhender le phénomène dans sa micro-structure; le nombre de classes n'est pas limitatif, et l'évaluation des paramètres que nous avons quantifié sur 5 niveaux peut être étendu pour accéder à une perception plus fine de la texture.



Photo III.2 : Image codée sur 8 bits (256 niveaux de gris)



Photo 2 : Image codée sur 6 bits (64 niveaux de gris)

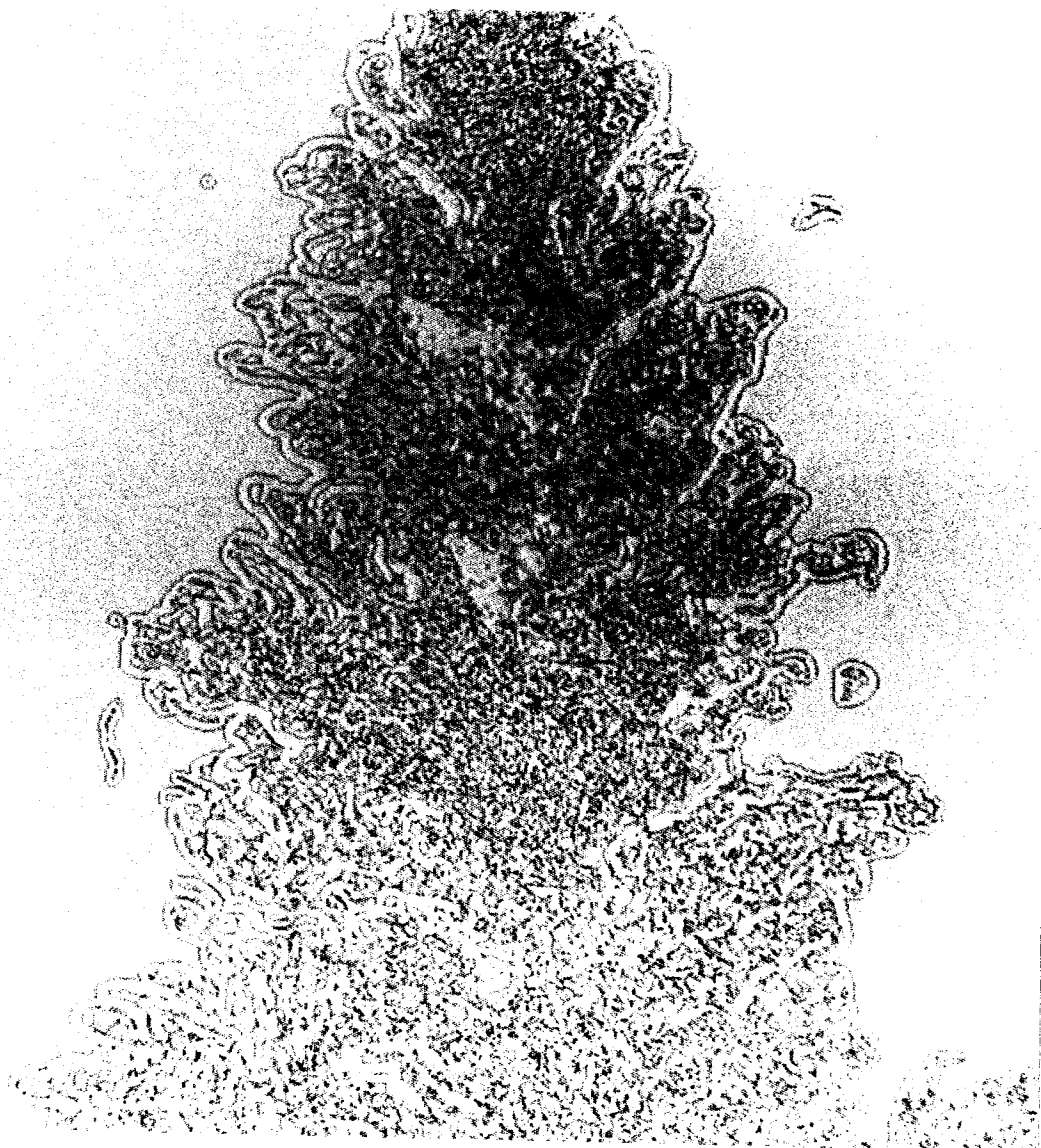


Photo III.4 : Extraction des points frontière (Marr  $\sigma=0.7$ )

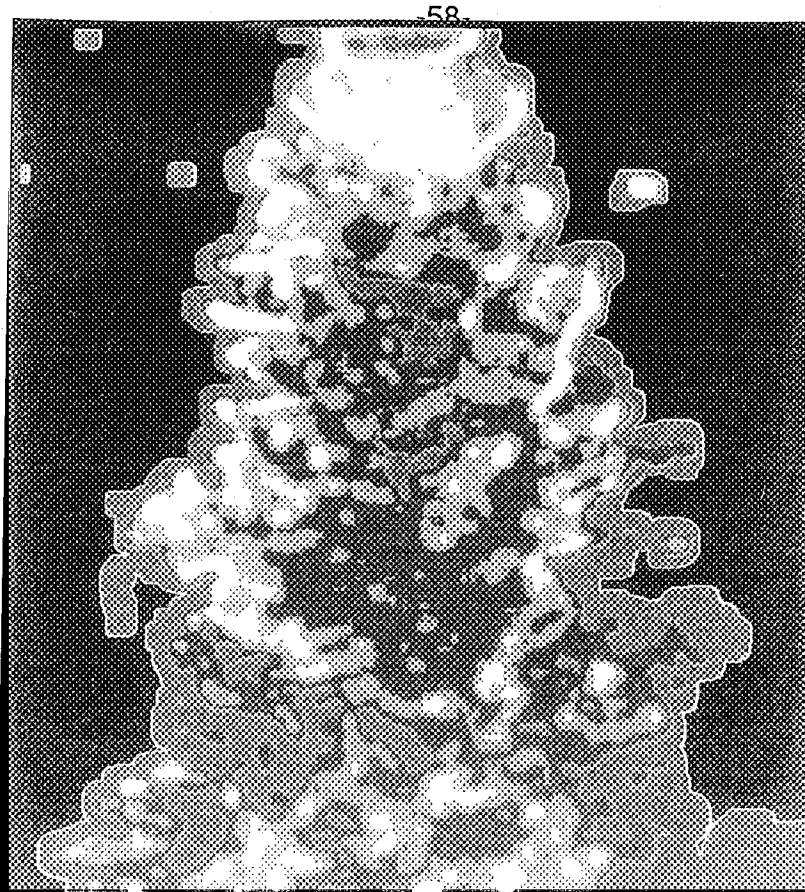


Photo III.5 : Paramètre 'densité' avant suppression des fausses frontières

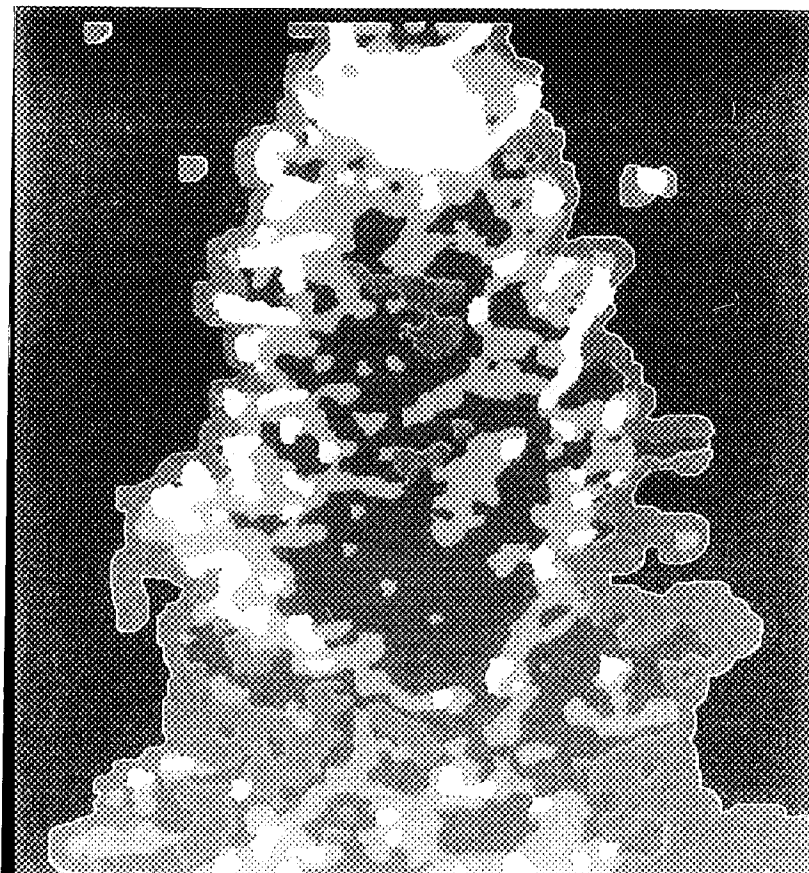


Photo III.6 : Paramètre 'densité' après suppression des fausses frontières



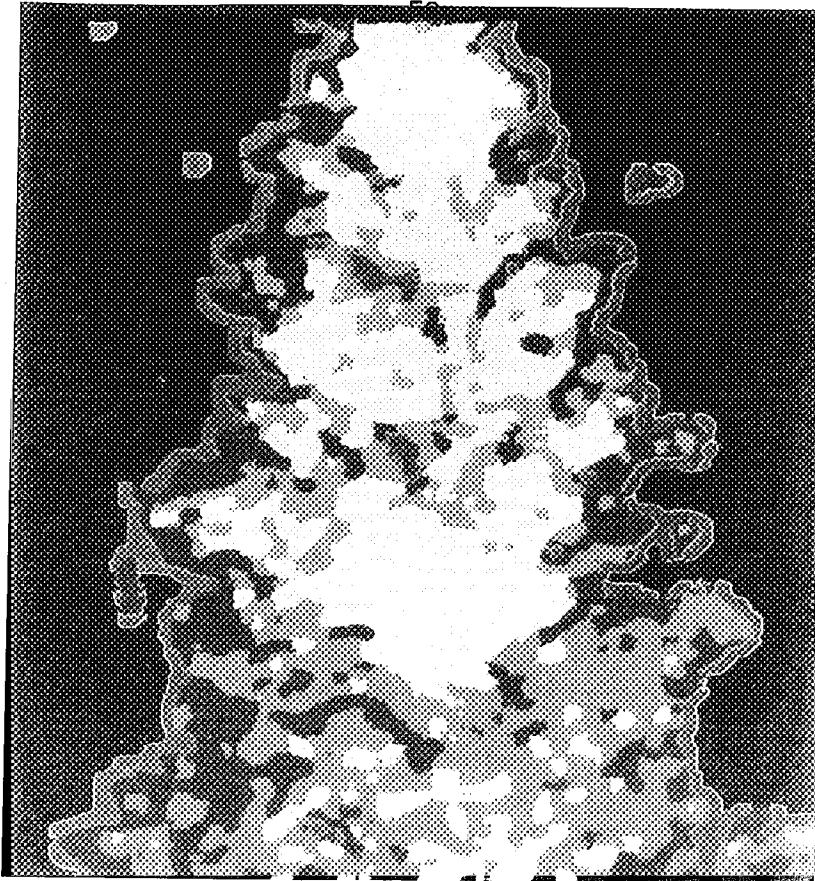


Photo III.7 : Paramètre 'moyenne'

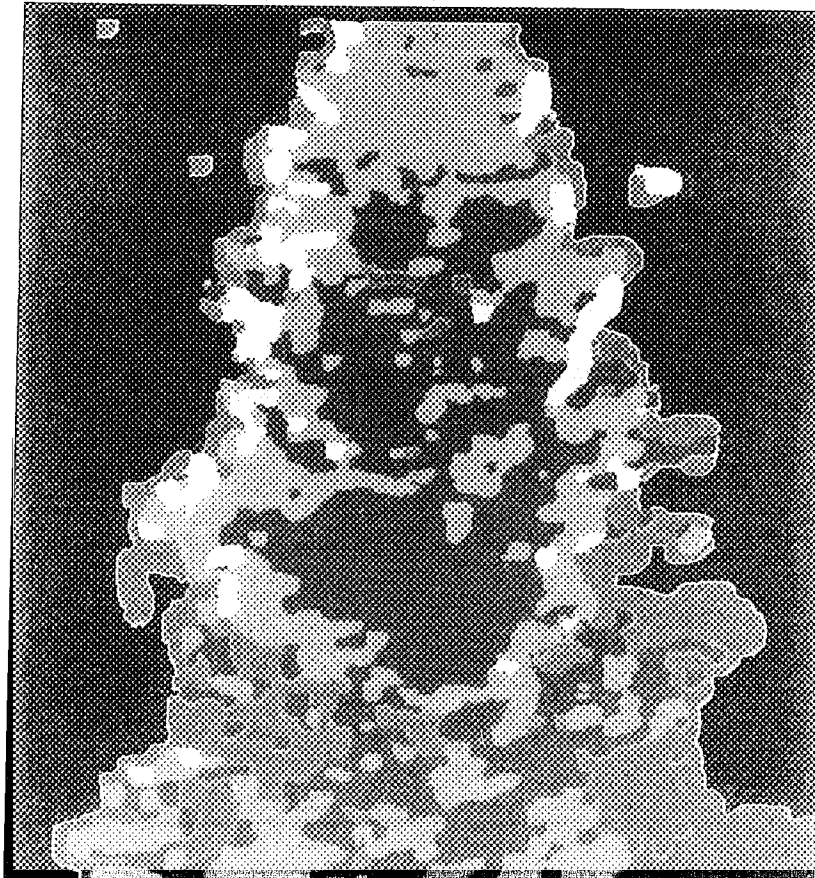


Photo III.8 : Paramètre 'dispersion'

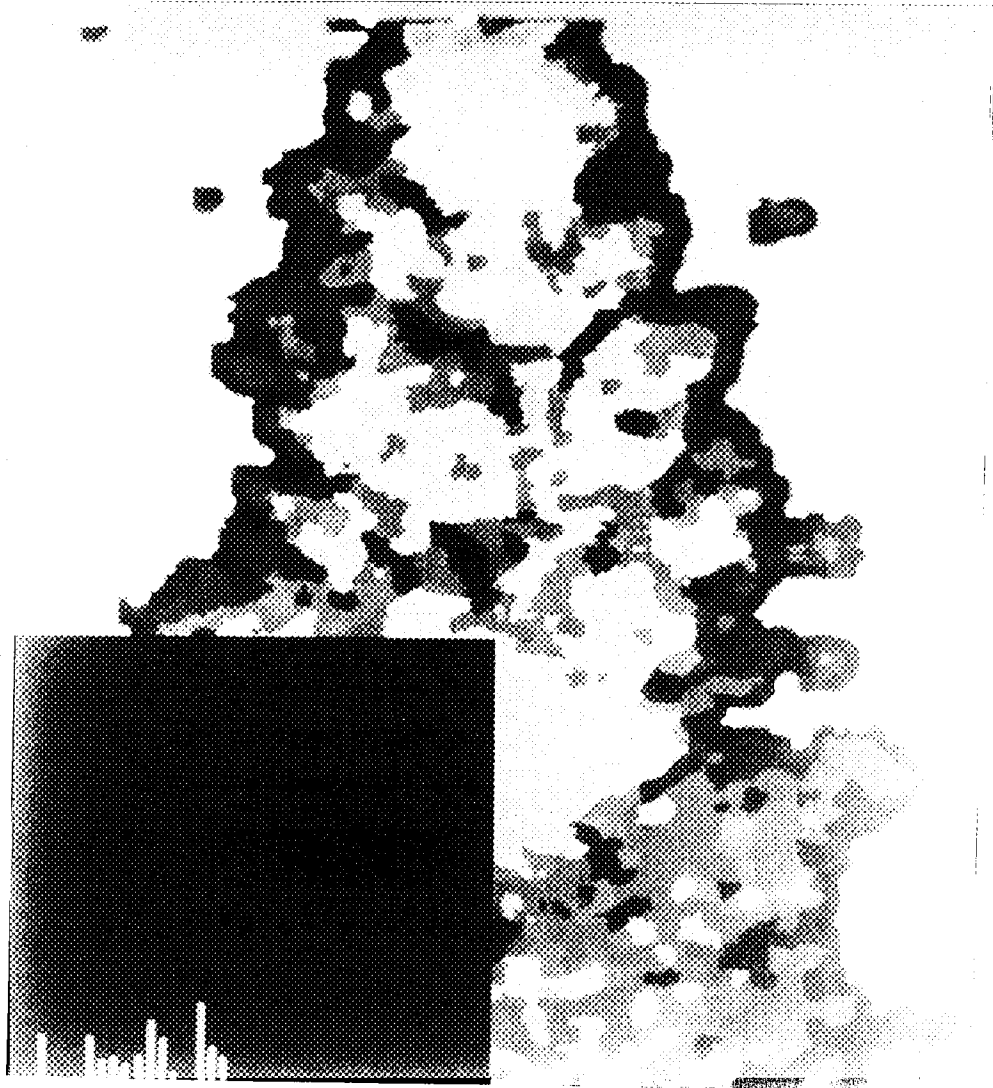
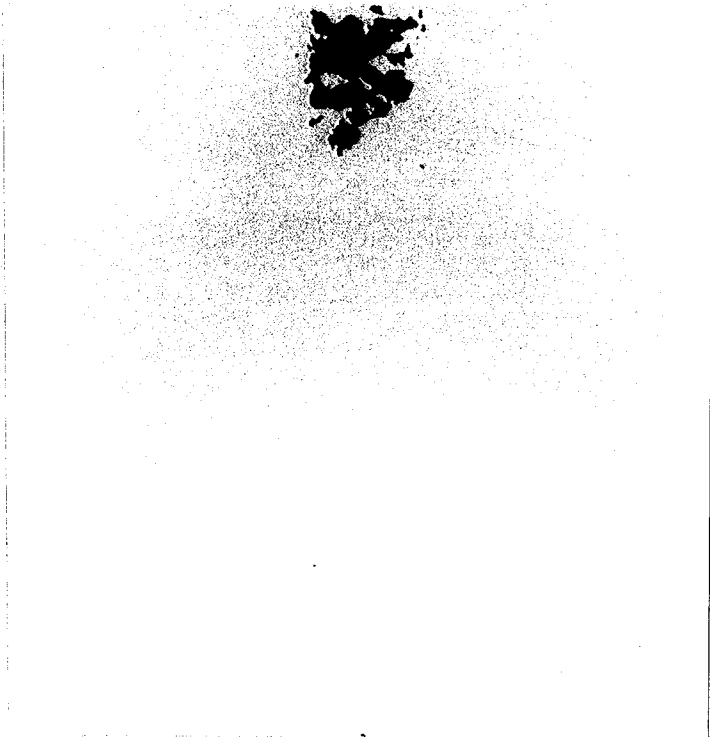


Photo III.9 : Combinaison des trois paramètres et histogramme associé



**Photo III.11 : Classe 443**

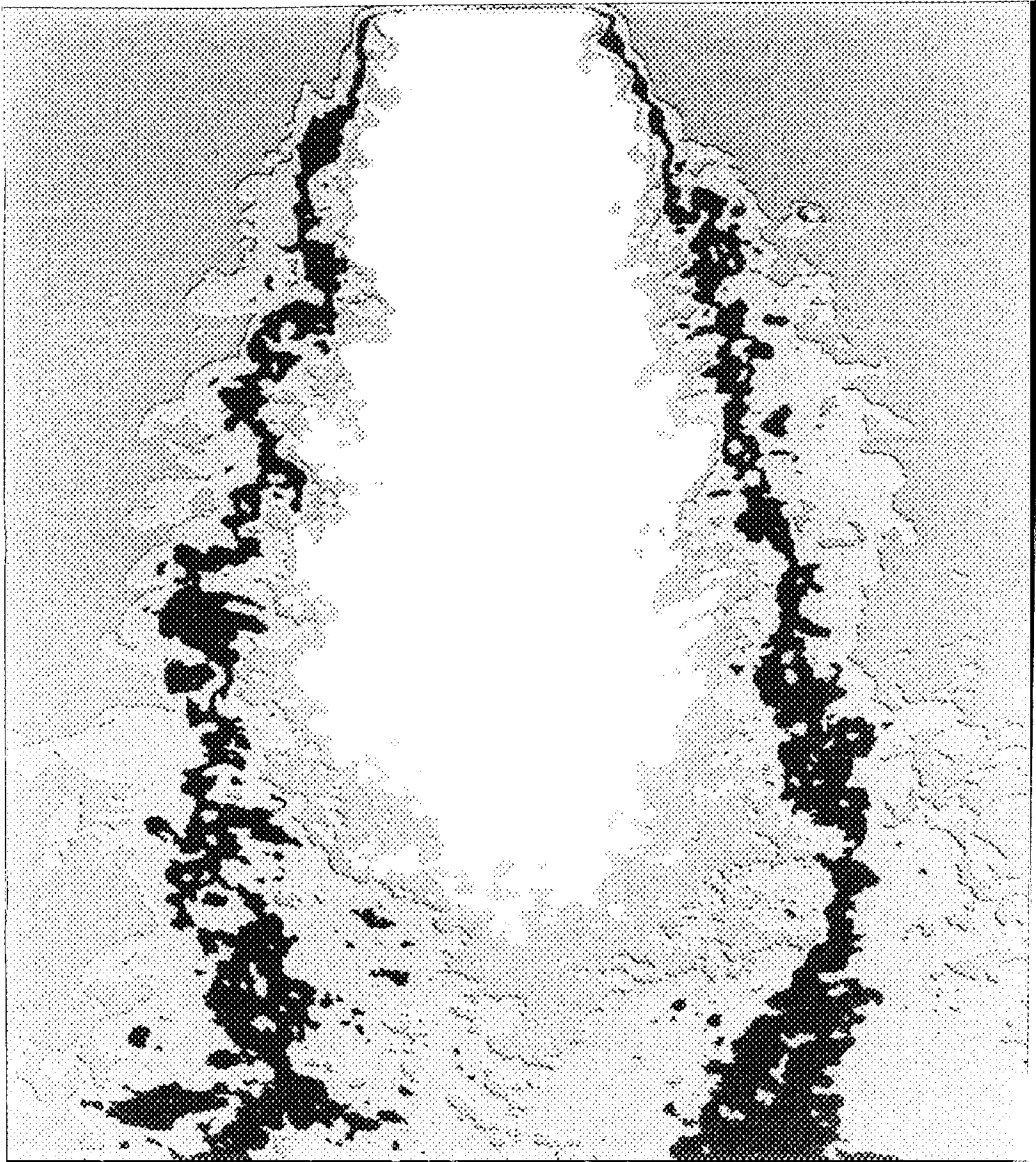


**Photo III.12 : Classe 111**



Photo III.13 : Segmentation finale

<i>Bleu-foncé</i>	:	classe 433
<i>Jaune</i>	:	classe 443
<i>Noir</i>	:	classe 422
<i>Cyan</i>	:	classe 322
<i>Vert</i>	:	classe 333
<i>Bleu-clair</i>	:	classe 211
<i>Magenta</i>	:	classe 111
<i>Gris</i>	:	classe 000 (fond + points non classés)
<i>Rouge</i>	:	appartenance multiple (points litigieux)

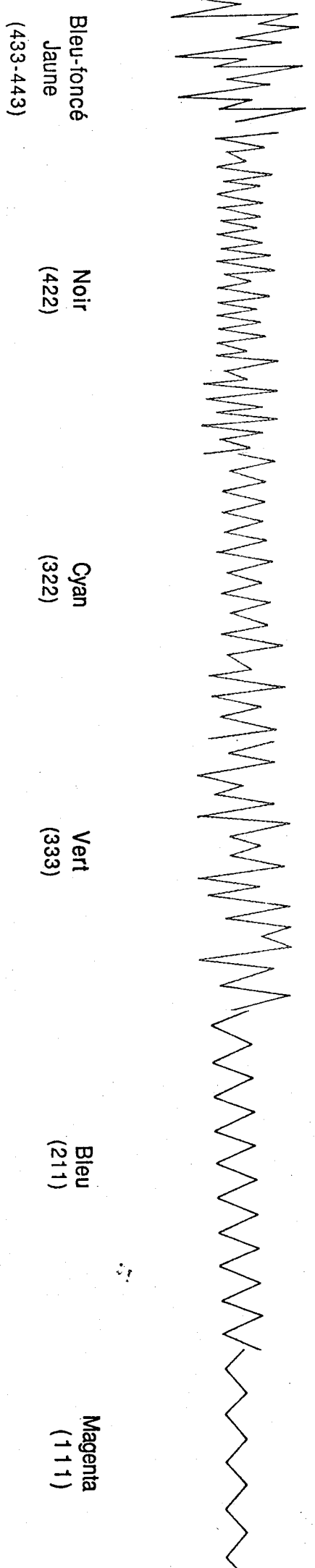


**Photo III.14 : distribution des concentrations sur la moyenne de 11 images**

(segmentation par Fisher)

EVOLUTION DE LA TEXTURE

Figure III.15





## Chapitre IV Aperçu sur le matériel et le logiciel

### Le matériel

Les programmes de calcul ont été réalisés sur une station de travail Apollo dont les principales caractéristiques sont les suivantes:

Le calculateur principal est bâti autour d'un processeur de 32 bits en tranche (bit slice) et doté d'une architecture en pipe line à trois niveaux (instruction, décodage, exécution). Il est muni d'une mémoire vive de 4 méga-octets, et une carte spécialisée gère une mémoire virtuelle par page de 1024 octets, dont l'espace adressable est de 256 méga-octets par processus. L'exécution de 24 processus est possible simultanément sur un nœud, et le système d'exploitation permet la communication et la synchronisation entre processus.

La mémoire de masse est fournie par un disque winchester de 167 méga-octets dont 135 sont disponibles pour l'utilisateur; le temps d'accès moyen est de 20 ms.

L'écran graphique, de dimensions 1024 x 1024 pixels est adressable sur 2048 x 1024 pixels. La mémoire graphique est de 2 méga-octets et est disposée sur 8 plans ce qui donne accès à 256 couleurs ou niveaux de gris différents simultanément.

Un contrôleur couleur permet, par l'intermédiaire d'un processeur de 16 bits de faire des opérations de transfert très rapides en mémoire graphique (zoom, transfert de blocs à raison de 320 méga-bits/seconde, opérations rasters).

Enfin, cette station fait partie d'un réseau local, géré par elle, comprenant une deuxième station complète, d'architecture similaire mais de capacité un peu réduite, et une petite unité sans disque dur, réservée en principe à l'acquisition des images et à la sauvegarde des disques durs sur bande magnétique.

Le réseau est banalisé pour l'utilisateur, c'est à dire que tout terminal peut accéder à tout moment à l'un quelconque des programmes d'application, et inversement peut être utilisé par l'un quelconque de ces programmes.



### Le logiciel réalisé

Sur ce matériel, les chercheurs du laboratoire ont écrit et implémenté une vaste bibliothèque de procédures de traitement d'images, dont on peut faire appel à l'aide d'un programme fortement interactif, permettant également de générer des macro-instructions. (Image **P**ackage **S**oftware).

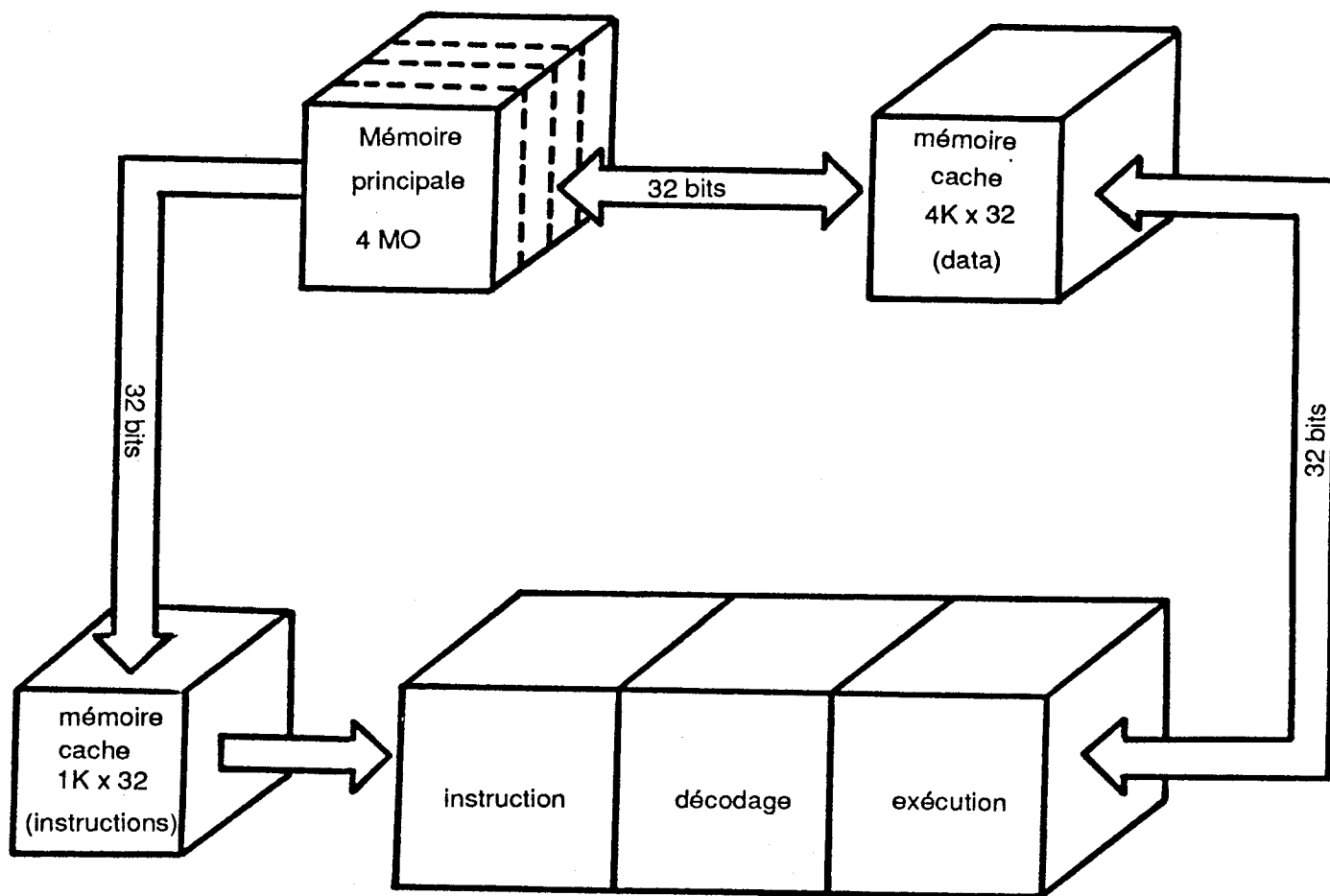
Cet environnement n'étant, dans sa configuration actuelle, pas directement utilisable pour notre application du fait de la grande taille des images ( 512 x 640 ), la première phase a été de concevoir un environnement de travail permettant de lire ces images, de les afficher à l'écran et de les effacer, d'en extraire des parties, et de les stocker sur disque.

Autour de ce noyau de base, les procédures spécifiques à l'application ont été écrites en Pascal, et il a été fait de nombreux appels aux procédures d' IPS, en particulier pour les calculs de transformée de Fourier discrète ( algorithme de FFT), pour les procédures de labellisation et de segmentation par la méthode de Fisher.

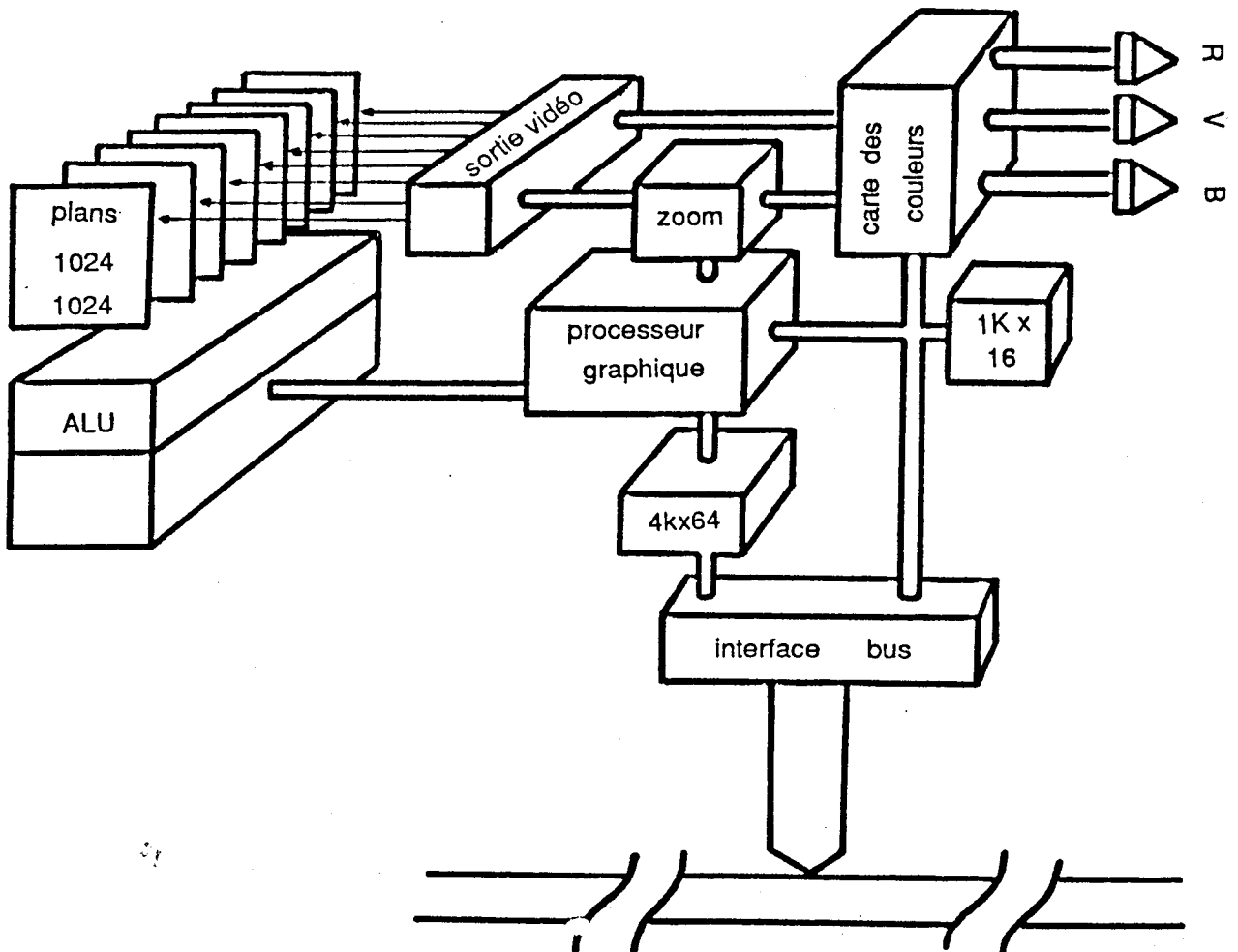
Le programme principal est composé d'une succession de procédures auxquelles on accède par un menu graphique affiché en permanence sur l'écran.

D'un façon générale, les traitements réalisés sur les images sont très couteux en place mémoire et en temps de calcul. Notre travail a été facilité par le système de gestion de la mémoire virtuelle qui reste totalement transparent pour l'utilisateur. De plus, la plupart des algorithmes sont parallélisables ce qui peut les rendre très performant en temps d'exécution sur des ordinateurs multiprocesseurs.

### Architecture du processeur principal



### Controleur couleur



## Conclusion

Au terme de cette étude, il apparaît que l'analyse d'image peut constituer un support valable pour la caractérisation des champs turbulents.

Les techniques d'extraction de frontières offrent un modèle de description assez bien adapté à l'étude de la phase précédant la formation de la turbulence, mais donnent un résultat peu probant lorsque la turbulence est établie. Il n'est cependant pas exclu de retrouver des macro-structures atteignant un certain degré d'organisation, mais il faudrait pour cela pouvoir capter la troisième dimension du phénomène, en utilisant par exemple des méthodes holographiques ou photogrammétriques.

Pour ce qui concerne l'étude de la texture, on a montré qu'il était possible de segmenter de façon correcte une grande partie de l'image. Il serait cependant souhaitable d'affiner la description des paramètres, mais il faudrait pour cela disposer d'un grand nombre d'images pour pouvoir tester la fiabilité de la méthode.

Enfin, d'autres paramètres pourraient être extraits d'images acquises avec des capteurs de type différents (par exemples des capteurs thermographiques).

Vu le caractère aléatoire du processus turbulent, en multipliant l'étude des corrélations entre paramètres indépendants la description du phénomène s'affinera.



## **BIBLIOGRAPHIE**

- 1- Andrew P. Witking G.  
" scale space filtering "  
Fairchild Laboratory for Artificial Intelligence Research - Palo Alto-ca
- 2- Barba D. Ronsin J  
" Séparation d'un signal d'image couleur en deux composantes "  
Laboratoire d'automatique I.N.S.A. Lyon
- 3- Bergholm F.  
" Edge Focusing "  
The Royal Institute of Technology - Stockholm - Trita-na-8518
- 4- Bouroche JM. Saporta G.  
" L'analyse des données "  
Que sais-je N° 1854
- 5- Brady M.  
" Computational Approches to Image Understanding "  
ACM Computing surveys vol.14 N°1 march 1982
- 6- Canny JF.  
" Finding Edges and Lines in Images "  
MIT Artificial Intelligence Laboratory - Technical Report N° 720
- 7- Chassery JM.  
" Introduction à l'analyse d'images "  
USTMG INPG - cours ENSIMAG
- 8- Coursier C.  
" Développement d'une méthode de mesure des champs de vitesse et de concentration dans les écoulements turbulents à l'aide d'un Laser à double impulsion associé à un système d'analyse numérique d'images "  
Thèse DI ECL Lyon 1984

- 9- Davis L.S.  
" Image Texture Analysis Techniques - A survey "  
Digital Image Processing - vol 77
  
- 10- Desachy J. Castan S.  
" Texture et télédétection "  
CERFIA Laboratoire cybernétique des entreprises - Reconnaissance des formes et Intelligence Artificielle - Toulouse
  
- 11- Devars J.  
" Amélioration d'images aériennes de grande résolution "  
CESTA deuxième colloque image - Nice avril 1984
  
- 12- Ecole Centrale de Lyon  
" Caractéristiques essentielles des écoulements turbulents "  
Cours de mécanique des fluides
  
- 13- Gagalowicz A.  
" Vers un modèle de textures "  
Thèse DE Paris VI (1983)
  
- 14- Garbay C.  
" Cours de traitement d'images "  
USTMG INPG - cours ENSIMAG 1982
  
- 15- Haralick R.  
" Statistical and Structural Approaches to texture "  
Department of electrical engineering - Department of computer science - University of Kansas
  
- 16- Larry S. Davis Mitiche A.  
" Edge Detection in Texture "  
Computer Graphics and Image Processing 12,25-39 (1980)
  
- 17- Larry s. Davis Steven A. Johns Aggarwal  
" Texture Analysis Using Generalized Co-occurrence Matrices "  
IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence vol. PAMI-1 N°3 July 1979 P.251-259

18- Lowitz G.

" Information spatiale de voisinage, indice de rugosité et dimension fractale d'une texture "

DIVO74-1 Matra Espace Toulouse

19- Lux A.

" Algorithmique et contrôle en vision par ordinateur "

Thèse DE USTMG INPG septembre 1985

20- Marr D.

" Vision "

WH Freeman and company San Fransisco (1982)

21- Marr D. Hildreth E.

" Theory of Edge Detection "

Proc. R. Lond. B207 - 187-217 (1980)

22- Prabel F.

" Etude de la structure turbulente d'un jet rond par des méthodes d'analyse d'images "

Thèse DI ECL Lyon 1985

23- Robert A. Hummel

" Representation based on zero-crossing in scale space "

Courant Institute of Mathematical Sciences - New York University IEEE 1986

24- Shen J. Castan S.

" An optimal linear operator for edge detection "

CERFIA - Université Paul Sabatier- Toulouse IEEE 1986

25- Steven W. Zucker Demetri Terzopoulos

" Finding Structures in Co- occurrences Matrices for textures analysis "

Computer Graphics and Image Processing 12,25-39 (1980)

26- Xinhua Zhuang Thomas Huang

" Multi scale Edge Detector using Gaussian Filtering "

Coordinated Science Laboratory University of Illinois IEEE 1986



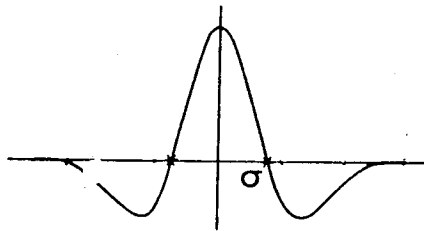


## **ANNEXES**

ANNEXE 1

Taille et résolution maximum de  $\Delta^2 G$

1- Taille



$\Delta^2 G$  est symétrique, et il est facile de montrer que la somme des poids positifs est égale à la somme des poids négatifs; en effet, dans le cas d'un opérateur à une dimension, on a:

$$\Delta^2 G(x) = (x^2 - \sigma^2) / \sigma^4 \exp(-x^2 / 2\sigma^2)$$

$$\Delta^2 G(x) = 0 \text{ pour } x = \pm \sigma$$

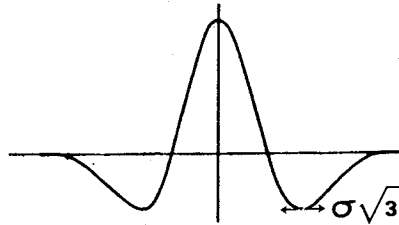
$$\int_0^\sigma \Delta^2 G(x) dx + \int_\sigma^\infty \Delta^2 G(x) dx = [-x/\sigma^2 \exp(-x^2/2\sigma^2)]_0^\sigma + [-x/\sigma^2 \exp(-x^2/2\sigma^2)]_\sigma^\infty \\ = \exp(-1/2) \cdot (1/\sigma - 1/\sigma) = 0.$$

Pour que cette condition soit vérifiée, il faudra que l'intervalle  $[-t/2, t/2]$  vérifie

$$\int_0^\sigma \Delta^2 G(x) dx + \int_\sigma^{t/2} \Delta^2 G(x) dx < \varepsilon$$

Pour  $\varepsilon \leq 0.01$  on trouve  $t = 8\sigma$

## 2- Résolution maximum



$$\Delta^2 G(x) = (x^2 - \sigma^2) / \sigma^4 \exp(-x^2 / 2\sigma^2)$$

$$[\Delta^2 G(x)]' = x(3\sigma^2 - x^2) / \sigma^6 \exp(-x^2 / 2\sigma^2)$$

$$[\Delta^2 G(x)]' = 0 \text{ pour } x=0 \text{ et } x = \pm \sigma \sqrt{3}$$

Dans le cas d'une image discrète, le poids maximum correspondant à  $x=0$  est toujours présent; par contre, les minima correspondant à  $x = \pm \sigma \sqrt{3}$  ne seront probablement pas affectés à un pixel, et pour conserver la condition  $\sum_{\text{poids} > 0} = \sum_{\text{poids} < 0}$ , il faudra au moins que les minima soient encadrés par 2 pixels.

ceci peut s'exprimer par la condition:

$$\sigma \sqrt{3} > 1 + m = \sigma = (1 + m) / \sqrt{3} \quad \text{où } m \text{ représente un facteur de sécurité}$$

$$m = 0.25 = \sigma_{\text{minimum}} = 0.7$$

ceci impose pratiquement que la largeur du filtre ne pourra jamais être inférieure à 7 pixels.

ANNEXE 2

Lissage d'une fonction porte par une gaussienne

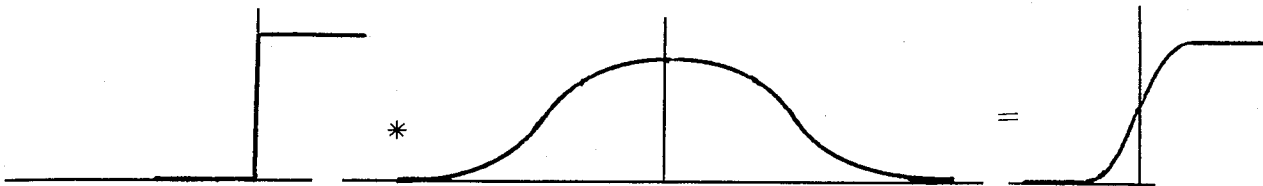
1-h1=h2

Soit  $f(x)$  définie par :  $f(x)=0$  pour  $x \leq 0$  et  $f(x)=1$  pour  $x > 0$

Soit  $h(x)$  la gaussienne de lissage définie par :  $h(x)=\exp(-x^2/2\sigma^2)$

L'opération de lissage de  $f(x)$  par  $h(x)$  s'écrit:

$$g(x) = 1/\sigma\sqrt{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \exp[-(x-a)^2/2\sigma^2] \cdot f(a) da = \Phi(x/\sigma)$$



remarque

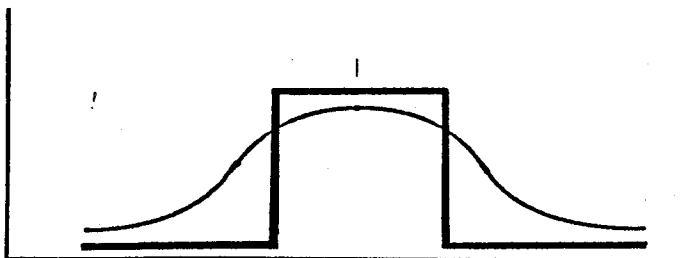
lorsque  $\sigma \rightarrow 0$ ,  $h(x) \rightarrow 0$  pour  $x \neq 0$  et  $h(x) \rightarrow 1$  pour  $x = 0$  et on retrouve, après lissage, la fonction initiale.



La fonction porte à étudier est définie par :

$f(x)=1$  pour  $a < x < b$  et  $f(x)=0$  sinon

on a alors  $g(x)=\Phi[(x-a)/\sigma]-\Phi[(x-b)/\sigma]$



Si on note  $l$  la largeur de la porte, il faut étudier la réaction de

$\Phi[(x-l)/\sigma]-\Phi[x/\sigma]$  lorsqu'on fait varier  $\sigma$

Posons le changement de variable suivant:

$$X=x/\sigma \quad L=l/\sigma \quad \text{et} \quad A=a/\sigma \quad \text{avec} \quad a=x+(l/2)$$

on a alors :

$$\phi[(x-l)/\sigma]-\phi[x/\sigma] = \phi(X+L)-\phi(X) = \phi[A+(L/2)]-\phi[A-(L/2)] = f(a)$$

pour trouver la position des frontières il faut résoudre  $f'(a)=0$

$$\phi[A+(L/2)]' = 1/\sigma\sqrt{2\pi} \exp[-(A+L/2)^2/2] = 1/\sigma.\phi'(A).\exp[-(A.L+(L/2)^2/2)]$$

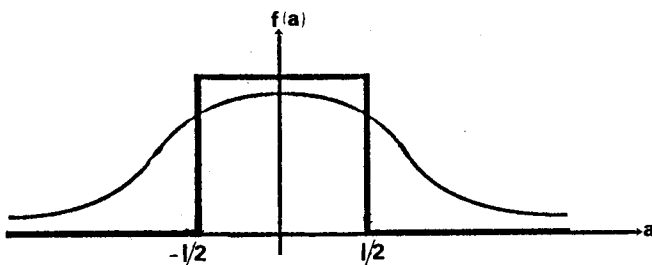
$$f'(a)=\phi[A+(L/2)]-\phi[A-(L/2)]'=1/\sigma.\phi'(A).(e^{-u}-e^u). e^{-L/8} \quad \text{avec} \quad u=A.L/2$$

$$= 1/\sigma.\phi'(A).(-2\sinh(u)). e^{-L/8}$$

$$f''(a)=0 \quad \text{ssi} \quad -A.\sinh(u)+\cosh(u).L/2=0$$

$$= \tanh(u)=L/2.A$$

$$= \tanh(a.l/2\sigma^2)=l/2a \quad \text{où} \quad (a) \quad \text{représente la distance au centre de la porte.}$$



Si  $\sigma < l/4$ , cette équation est vérifiée pour  $a=l/2$ .

Pour conserver la place des frontières aux positions  $-l/2$  et  $+l/2$ ,  $\sigma$  doit être tel que la condition  $a \leq l/2+1$  soit vérifiée; les résultats sont résumés dans le tableau suivant:

l	a	$\sigma$
100	51	$\leq l/3.02 = 33.1$
50	26	$\leq l/2.75 = 18.2$
25	13	$\leq l/2.75 = 9$
7	4	$\leq l/2.15 = 3.2$
5	3	$\leq l/2 = 2.5$

2-h1≠h2

Sans les retrouver analytiquement dans le détail, on peut facilement expliquer les variations observées. En effet:

- Une fonction saut convoluée avec une gaussienne présentera toujours un point d'inflexion au niveau du saut puisque  $l \rightarrow \infty \Rightarrow a \rightarrow \infty \Rightarrow \sigma \rightarrow \infty$ .

Dans ce cas  $R \rightarrow \infty$ .

-Si  $R=1$  (dans le cas d'une fonction porte) le point d'inflexion se déplace si  $\sigma > \sigma_s$ .

donc  $\sigma_s$  croît avec  $R$ . (pour la transition de forte amplitude)

De plus, la pente de la variation est pondérée par la largeur  $l$  de la porte:

Pour une largeur de porte infinie (fonction saut),  $\sigma_s \rightarrow \infty$  donc la pente est nulle;

Plus  $l$  diminue, plus la pente augmente, et la croissance devient nettement exponentielle pour des valeurs faibles de  $l$ . (le changement de concavité se produit pour  $l \approx 20$ ).

\*\*\*

### ANNEXE 3

#### Définitions statistiques

##### A- Moments d'un processus stochastique

###### a- premier ordre

-  $E[X_m]$  est le *moment du premier ordre* du processus X au point m (moyenne)

###### b- ordre 2

-  $E[(X_{m_1}-E[X_{m_1}]) \cdot (X_{m_2}-E[X_{m_2}])]$  est l'*auto-covariance* du processus X relative aux points  $m_1$  et  $m_2$ .

- Si  $m_1=m_2$ ,  $\sigma^2[X_m] = E[(X_m-E[X_m])^2]$  (on retrouve l'expression de la *variance*)

###### c- ordre k

-  $E[(X_{m_1}-E[X_{m_1}]) \cdot (X_{m_2}-E[X_{m_2}]) \cdot \dots \cdot (X_{m_k}-E[X_{m_k}])]$  est le *moment d'ordre k* du processus X relatif aux points  $m_1, m_2, m_k$ .

##### B-Distributions de probabilité d'un processus stochastique

###### a- premier ordre

-  $p[X_m=l]$  est la probabilité pour que X soit égal à l au point m; c'est la *distribution de probabilité du premier ordre*.

###### b- ordre 2

-  $p[(X_m=l_1), (X_n=l_2)]$  est la probabilité pour que soit égal à  $l_1$  au point m, et à  $l_2$  au point n; c'est la *distribution de probabilité du deuxième ordre*.

- on peut également définir les *probabilités de cooccurrence du second ordre* si les positions relatives de  $l_1$  et  $l_2$  diffèrent d'une translation  $\Delta$ ; on la note  $P_{\Delta}(l_1, l_2)$ .



c- ordre k

-  $p[(X_m=l_1), (X_n=l_2), \dots, (X_k=l_k)]$  est la *distribution de probabilité d'ordre k*.

Si on considère un simple tableau de valeurs, on peut définir les statistiques suivantes:

**C- Les moments d'espace.**

a- premier ordre

-  $\gamma = 1/N \sum X_m$  où N représente le nombre de valeurs du tableau est le *moment d'espace du premier ordre (moyenne)*.

b- ordre 2

-  $1/I \sum (X_m - \gamma) \cdot (X_{m+\Delta} - \gamma)$  où I est le nombre de couples  $(m, m+\Delta)$  du tableau, est le *moment d'espace du deuxième ordre*.

c- ordre k

-  $1/J \sum (X_m - \gamma) \cdot (X_{m+\Delta_1} - \gamma) \cdot \dots \cdot (X_{m+\Delta_{k-1}} - \gamma)$  où J est le nombre de k-uplets, est le *moment d'espace d'ordre k*.

**D- Les moyennes d'espace**

a- premier ordre

- c'est la proportion de points ayant la valeur l dans le tableau de valeur (*histogramme*):

$$1/N \sum \delta (X_m - l)$$

b- ordre 2

- c'est la proportion de couples de points distants d'une valeur relative  $\Delta$  ayant pour valeur  $l_1$  et  $l_2$  respectivement.

$$1/N \sum \delta (X_m - l_1) \cdot \delta (X_{m+\Delta} - l_2)$$

c- ordre k

$$1/N \sum \delta (X_m - l_1) \cdot \delta (X_{m+\Delta} - l_2) \cdot \dots \cdot \delta (X_{m+\Delta k-1} - l_k)$$

Si le processus X est homogène, les moments d'espace et les moyennes d'espace sont les meilleurs estimateurs possibles des moments et des distributions de probabilité respectivement. Si ces probabilités sont égales, on dira que le processus homogène est ergodique.

\*\*\*