



**HAL**  
open science

# RECONNAISSANCE DES FORMES ET CARTOGRAPHIE DES NAPPES D'HYDROCARBURES PAR TRAITEMENT NUMÉRIQUE D'IMAGES DE TELEDETECTION

Marc Brussieux

► **To cite this version:**

Marc Brussieux. RECONNAISSANCE DES FORMES ET CARTOGRAPHIE DES NAPPES D'HYDROCARBURES PAR TRAITEMENT NUMÉRIQUE D'IMAGES DE TELEDETECTION . Traitement des images [eess.IV]. Université Paris 6, 1986. Français. NNT: . tel-01784913

**HAL Id: tel-01784913**

**<https://theses.hal.science/tel-01784913>**

Submitted on 3 May 2018

**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.

THESE de DOCTORAT de l'UNIVERSITÉ PARIS 6

Spécialité :

TRAITEMENT ALGORITHMIQUE DE L'INFORMATION

présentée

par M. Marc BRUSSIEUX

pour obtenir le titre de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ PARIS 6

Sujet de la thèse :

RECONNAISSANCE DES FORMES ET CARTOGRAPHIE DES NAPPES D'HYDROCARBURES PAR  
TRAITEMENT NUMERIQUE D'IMAGES DE TELEDETECTION

soutenue le 17 / 12 / 1986

devant le jury composé de :

M — J.C. SIMON ..... Président

M — J. CAMILLERAPP ..... Rapporteur

M — A. HILLION ..... Rapporteur

M ..... G. STAMON ..... Rapporteur

M ..... G. MASSART ..... Invité

M .....

## TITRE :

"RECONNAISSANCE DES FORMES ET CARTOGRAPHIE DES NAPPES D'HYDROCARBURES PAR TRAITEMENT NUMERIQUE D'IMAGES DE TELEDETECTION".

## RESUME :

On s'intéresse à la reconnaissance d'un type particulier d'objets (les nappes d'hydrocarbures) sur les images de la surface de la mer.

Après avoir comparé les performances et les coûts des principaux capteurs disponibles dans ce domaine, on propose un premier type d'opérateurs de reconnaissance, utilisant l'information multispectrale, pour tracer des cartes représentant les nappes d'hydrocarbures polluant la surface de l'eau.

On montre ensuite qu'il est possible d'obtenir le même type de cartes à partir d'images monochromatiques, en utilisant l'information spatiale (texture). On propose pour cela un second type d'opérateurs de reconnaissance, basé sur un nouveau codage des lignes de signal et sur l'analyse syntaxique de celles-ci au moyen de règles de réécriture.

Une quatrième partie du mémoire est consacrée à la synthèse d'images de nappes d'huile en mouvement. On y décrit également l'implantation des algorithmes proposés, et leurs tests en vol, sur un microcalculateur embarqué à bord d'un avion de surveillance maritime. On montre qu'un tel système permet d'assister l'oeil du pilote, de jour et surtout de nuit, dans ses tâches de reconnaissance et de guidage.

## MOTS - CLES :

Reconnaissance des formes, télédétection, hydrocarbures, SPOT ; Pattern recognition, remote-sensing, oil spill.

A ma femme,

A mes enfants.

## REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier Monsieur SIMON, Professeur à l'Institut de Programmation de l'Université Pierre et Marie Curie, d'avoir bien voulu me faire l'honneur de diriger ma thèse et de présider ce jury.

Je remercie très vivement Monsieur CAMILLERAPP, Professeur à l'Institut National des Sciences Appliquées de Rennes, et Monsieur HILLION, Professeur à l'Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Bretagne, qui me font l'honneur de juger mon travail et de faire partie de ce jury.

Je dois à Monsieur MASSART, Ingénieur à l'Institut Français de Recherche pour l'Exploitation de la Mer, d'avoir pris l'initiative de cette étude, d'en avoir assuré le soutien matériel, et d'y avoir constamment collaboré. Je le prie d'accepter ici l'expression de ma profonde et respectueuse reconnaissance.

Monsieur LE GUEN et Monsieur LOUBERSAC, Ingénieurs du Centre IFREMER de Brest ont bien voulu me faire part de leurs conseils scientifiques, et je les en remercie très vivement.

Je remercie également les diverses équipes qui ont fourni des données pour cette études : les physiciens et les électroniciens du Laboratoire Natinal d'Essais, le Capitaine de Vaisseau COMBY, de l'Etat-Major Marine Paris, le CEDRE, ainsi que Mademoiselle JAOUEN qui a assuré la frappe de ce texte.

J'adresse enfin mes remerciements à tout le personnel du Département Informatique pour l'aide qu'il apporte aux travaux de recherche.

## S O M M A I R E

### CHAPITRE I : PRESENTATION DU PROBLEME

I.1 - Position du problème	1
I.2 - Paramètres à mesurer	3
I.3 - Capteurs. Précision et coût de la donnée	6
I.4 - Conditions expérimentales, Précision des mesures	15
I.5 - Conclusions	23

### CHAPITRE II : DETECTION DE NAPPES D'HUILE AU SEIN D'IMAGES MULTISPECTRALES

II.1 - Introduction. Présentation des images test	26
II.2 - Dimension optimale de la donnée	31
II.3 - Choix d'une méthodologie. Résultats	37
II.4 - Fiabilité des classifications obtenues	63
II.5 - Conclusions	72

### CHAPITRE III - DETECTION AU SEIN D'IMAGES MONOCHROMATIQUES

III.1 - Introduction. Présentation des images test	75
III.2 - Texture des taches	79
III.2.1 - Transformations locales	82
III.2.2 - Mesures de texture extraites du spectre de Fourier	86
III.2.3 - Mesures d'Haralick sur les matrices de cooccurences	97
III.2.4 - Mesures de texture sur les différences de niveaux de gris	107
III.2.5 - Conclusion. Choix d'une mesure	111

III.3 - Segmentation spatiale des images thermiques	
III.3.1 - Etude comparative des principales méthodes de segmentation développées pour l'imagerie thermique	113
III.3.2 - Méthodes séquentielles : revue de différents types d'approches	122
III.3.3 - Technique d'analyse choisie	128
III.4 - Conclusion	151
 <u>CHAPITRE IV - DEVELOPPEMENTS</u>	
IV.1 - Synthèse d'images de nappes	153
IV.2 - Mise en oeuvre des algorithmes sur une machine physique	160
 <u>CONCLUSION</u>	 183
 <u>Bibliographie</u>	 186

CHAPITRE I

PRESENTATION DU PROBLEME

## I.1 - POSITION DU PROBLEME

Il s'agit de détecter et de cartographier par télédétection les marées noires flottant à la surface de la mer. Les marées noires ont pour origine les accidents du type naufrages et échouements de pétroliers ou les rejets frauduleux de résidus contenant des hydrocarbures.

De telles nappes d'huiles peuvent atteindre d'immenses surfaces maritimes, de l'ordre de  $10^3$  kilomètres carrés, mais il a été démontré qu'environ 90 % du volume total de l'huile est concentré dans des zones "épaisses", c'est-à-dire où l'huile est accumulée en films d'épaisseur supérieure à  $10\ \mu\text{m}$ , et que l'aire de ces zones "épaisses" représente seulement une petite fraction (environ 10 %) de l'aire totale polluée.

On perçoit donc aisément l'intérêt de l'analyse automatique de scènes pour l'optimisation de la lutte contre les marées noires de grandes dimensions : en déterminant le chemin "optimal" sur lequel les navires dépollueurs rencontreront un nombre maximum de nappes épaisses, un aéronef de surveillance leur assurera statistiquement la destruction de 90 % du volume total de polluant en réduisant d'un facteur 10 leur temps de parcours inutile sur des nappes trop minces.

On peut espérer voir ainsi baisser le coût des opérations de lutte contre ces marées noires, dont l'ordre de grandeur est élevé : le bilan économique de l'impact d'une seule marée noire de 250 000 tonnes, du type AMOCO-CADIZ (Portsall - 1978) est voisin de  $10^3$  MF, et la pollution mondiale annuelle par déversement d'hydrocarbures en mer est évaluée à 3 millions de tonnes, soit 12 fois ce chiffre.

Au cours de ce travail, nous nous pencherons donc particulièrement sur l'étude de méthodologie de traitement des images de télédétection en centrant notre intérêt sur la représentation thématique des scènes de pollution par hydrocarbures observées à partir de satellites ou d'avions.

Un des objectifs originaux de cette étude est d'aboutir à la réalisation d'un système de reconnaissance automatique pouvant être embarqué à bord d'avions légers, permettant d'assister l'oeil du pilote, de jour comme de nuit, dans ses tâches de repérage et de guidage des navires antipollution au sein des nappes d'huile.

## I.2 - PARAMETRES A MESURER :

Lors de l'étalement d'une couche d'huile à la surface de la mer se déclenchent divers processus physico-chimiques complexes dont l'étude sort du cadre de ce travail.

Sur le plan des images produites, l'évolution des nappes peut être représentée par l'évolution des contours des zones "minces" et "épaisses" de celles-ci au cours du temps :

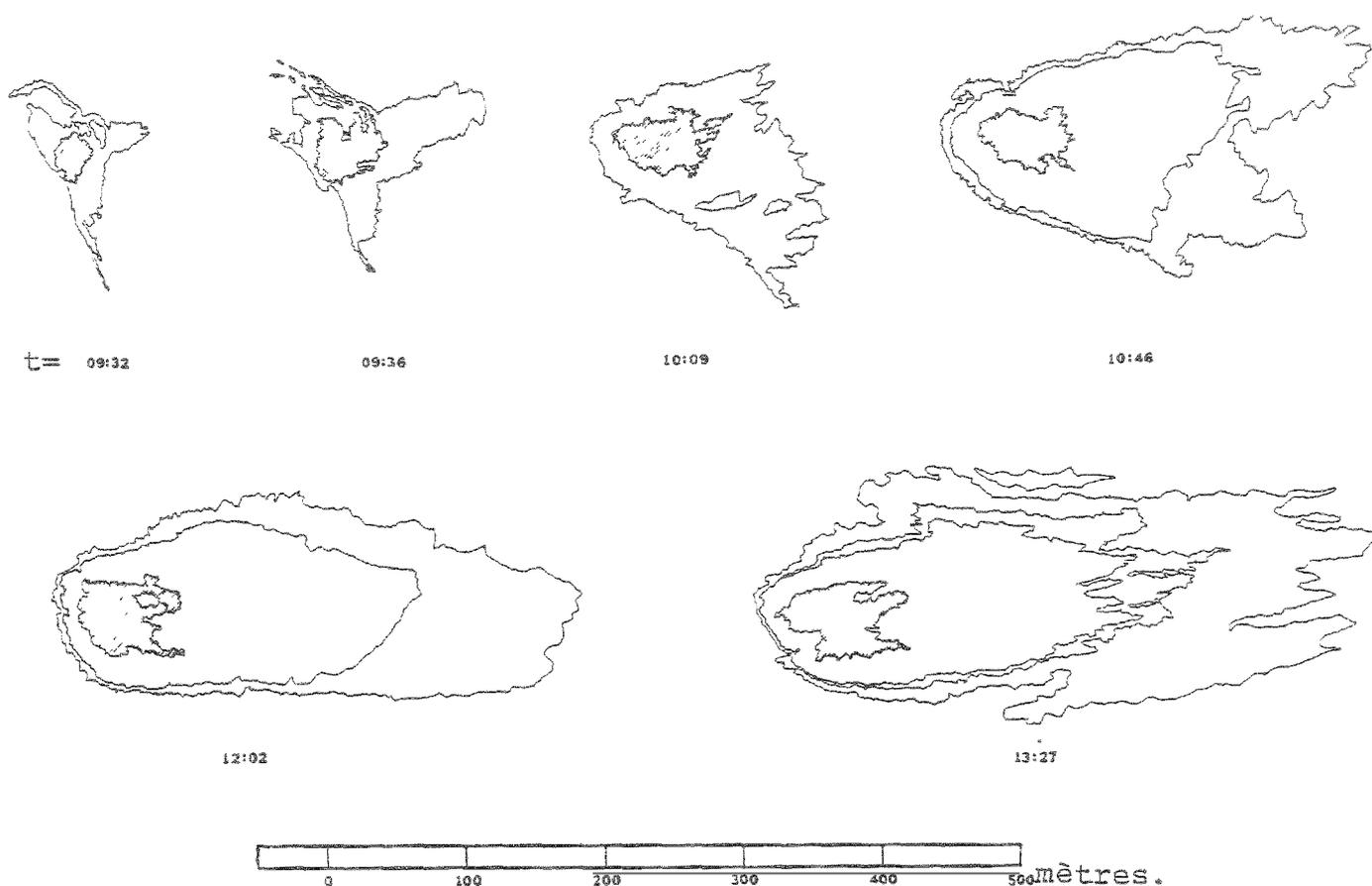


Figure 1 : Evolution temporelle de la forme d'une nappe d'huile.  
(en grisé, zones "épaisses")

Dans la figure 1, ont été représentées 6 étapes de l'évolution d'une nappe d'huile, obtenues par détournage manuel de zones reconnues par l'oeil d'un photo-interprète sur des photographies couleur. Les lignes intérieures correspondent à des seuils d'épaisseurs, semblables aux courbes de niveaux des cartographes.

Le but de la présente étude est d'obtenir de telles représentations dans un délai compatible avec le temps d'évolution de la nappe qui se chiffre, comme on le voit ci-dessus, en minutes.

Il est également désirable de pouvoir fournir dans le même délai une série de mesures complémentaires destinées à aider les décisions des opérateurs. Ces mesures ont été recueillies et rassemblées dans différents documents de synthèse, et concernent essentiellement la forme et la contexture des nappes observées. Ce sont:

- les positions des points extrêmes de l'enveloppe des nappes ("longueur", "largeur" de la marée noire).
- l'aire totale.
- l'aire des zones par tranche d'épaisseur.
- le volume minimum des zones par tranche d'épaisseur.
- le volume total minimum déversé.
- la position d'un "centre de gravité" de la marée noire, centre d'inertie calculé en affectant à chaque pixel une masse correspondant à son épaisseur.
- une mesure du fractionnement de la nappe.
- des prévisions de l'évolution des contours des zones par tranche d'épaisseur au cours des heures suivant l'observation.

La détection des nappes, c'est-à-dire l'information de présence/absence de l'huile sur la mer est fournie par la reconnaissance de niveaux digitaux "anormaux" au sein des images.

Les mesures de positions et de dimensions précitées correspondent à des images corrigées géométriquement ce qui suppose, comme nous le verrons, une étape de prétraitement dans le cas des capteurs à balayage.

L'ensemble des mesures précitées, et l'obtention des cartes correspondantes constitue en soi un "cahier des charges" de la présente étude, que nous nous efforcerons de respecter au cours des prochains chapitres.

### I.3 - CAPTEUR. PRÉCISION ET COÛT DE LA DONNÉE :

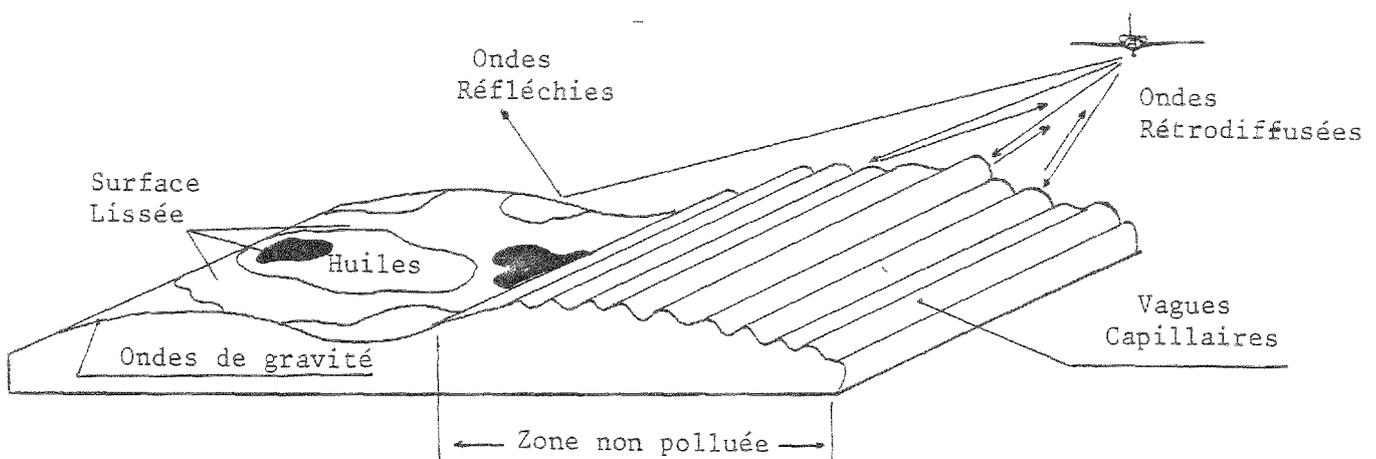
On distingue usuellement parmi les instruments utilisables sur les huiles deux types de capteurs :

- les capteurs passifs, qui mesurent le rayonnement naturel émis ou réfléchi du sol dans les bandes de transparence atmosphérique ;
- les capteurs actifs qui illuminent le sol par un signal électromagnétique artificiel et mesurent les déformations sur le signal renvoyé en écho.

Pour la détection et la cartographie des marées noires, les capteurs à retenir sont les suivants :

#### A. Détection des nappes

Seuls les radars latéraux sont capables de détecter à longue distance et par tous les temps des nappes d'huile sur la mer. L'atténuation des vagues capillaires (petites rides superficielles de la surface) produite par l'effet "lissant" de l'huile sur l'eau fait apparaître une marée noire comme un ensemble de taches "sombres" sur un fond "clair" (BRUNSVELD, 1976) :



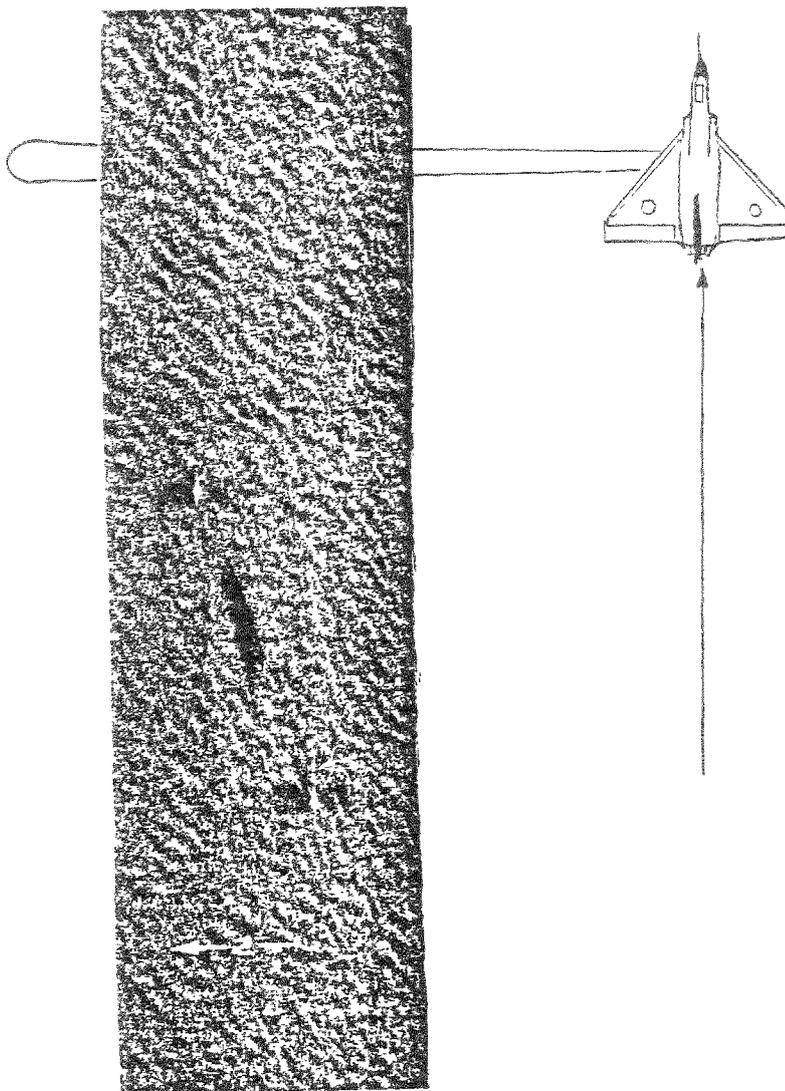


Figure 2 : Nappe de pétrole en sombre sur un fond de houle clair  
(imagerie d'un radar à antenne synthétique)

FONTANEL (1979) observe une atténuation du signal variant de 3 à 13 dB sur les nappes d'huiles. L'imagerie produite comporte donc des variations de contraste aisément détectables. En revanche, elle ne contient aucune information sur l'épaisseur des nappes détectées, ce qui est très regrettable compte tenu de l'importance de ce paramètre.

La résolution spatiale des images varie de quelques mètres à quelques dizaines de mètres selon les radars utilisés. Un radar à antenne synthétique type VARAN (CNES) permet d'obtenir des images continues d'une bande de terrain de 9 kilomètres de largeur avec une résolution spatiale de 3 mètres. Le coût d'un tel radar est voisin de 10 MF, et nécessite la mise en oeuvre d'un gros avion (BOEING B 17) compte tenu du volume de l'électronique associée et des besoins énergétiques de l'ensemble.

Un radar à antenne réelle type ERICSSON (Swedish Space Corporation) permet d'observer sur 64 niveaux de gris des scènes de 20 km x 20 km avec une résolution spatiale de l'ordre de 30 mètres, variant avec la distance. Le coût d'un tel radar est voisin de 2 MF et nécessite seulement un bimoteur de type CESSNA FTB-337.

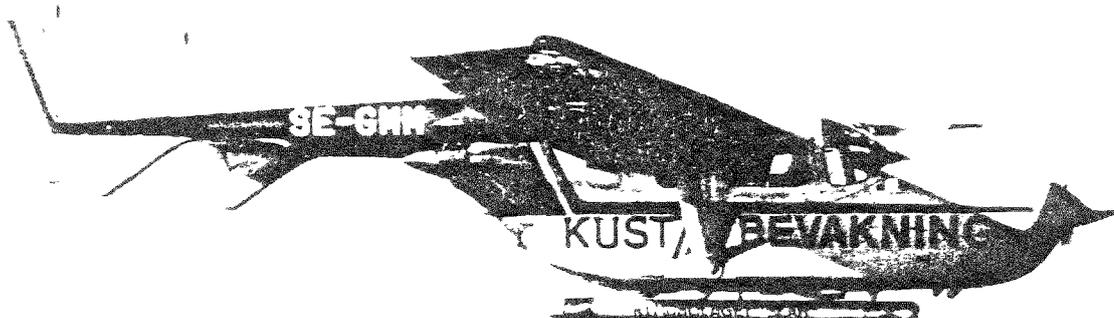


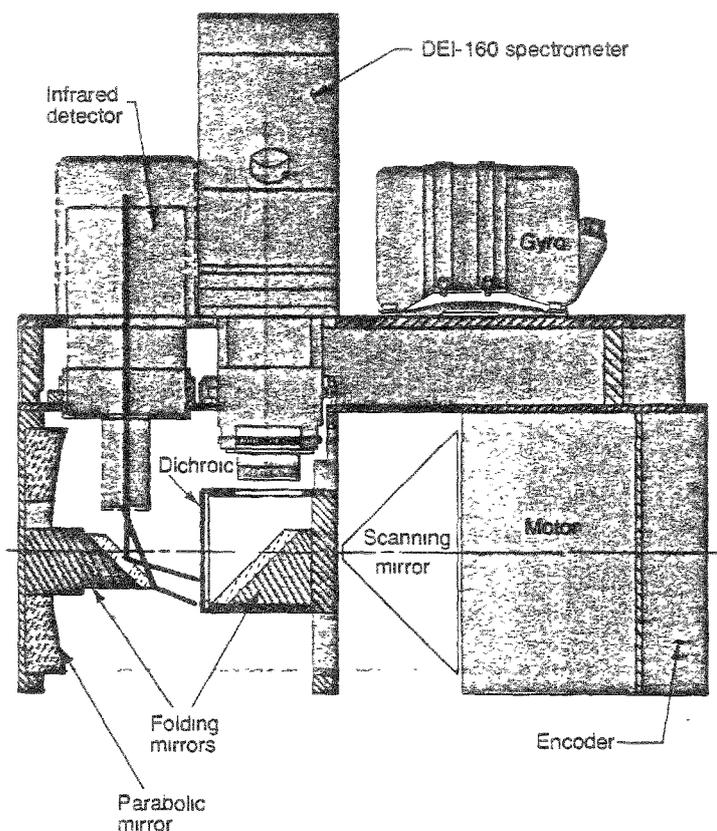
Figure 3 : Un exemple d'avion de surveillance maritime (garde-côte suédois). Noter le "pod" sous l'avion contenant l'électronique et l'antenne du radar latéral ERICSSON.

#### B. Cartographie des nappes

Pour obtenir une carte des marées noires comportant des informations sur l'épaisseur et la texture des nappes, il est nécessaire d'avoir recours à un capteur fournissant des images de résolution spatiale importante (2 mètres). Les capteurs les plus employés dans ce domaine sont les scanners ou radiomètres à balayage.

Ce type de capteurs mesurent la puissance rayonnée dans une ou plusieurs bandes spectrales. Cette puissance captée, communément appelée radiométrie, est transformée en une tension électrique  $U(t)$  qui est échantillonnée à des intervalles de temps  $kT$ , et quantifiée sur 64 ou 256 niveaux. Un miroir tournant ou une barrette d'éléments photosensibles assurent le balayage transversal de l'image, et la couverture dans le sens longitudinal (sens de la route avion ou du satellite) est obtenue par le déplacement propre du porteur.

Ce procédé permet d'acquérir une image ligne par ligne, en continu le long de la ligne de vol ou de l'orbite, c'est-à-dire une image dont une dimension n'est pas fixée a priori. Nous représentons figure 4 le capteur DAEDALUS ayant été utilisé pour la collecte des images multispectrales étudiées au chapitre II :



Canal N°	Long.d'ond (μm)	Partie du spectre étudiée
1	0.4	ultraviolet
2	0.435	violet
3	0.49	bleu
4	0.52	bleu
5	0.56	vert
6	0.6	jaune
7	0.66	rouge
8	0.72	rouge/IR proche
9	0.83	IR proche
10	0.96	IR proche

Figure 4 : Aspect extérieur et caractéristiques spectrales du scanner DAEDALUS utilisé pour cette étude.

Les meilleurs contrastes entre l'huile et l'eau sont obtenus dans la bande UV-Violet (400nm) où des rapports de réflectances de 2,1 ont été mesurés par temps clair et ciel découvert. Une couverture nuageuse venant modifier la luminance du ciel aux dépens des courtes longueurs d'ondes, diffusées en  $1/\lambda^4$ , les meilleurs contrastes par ciel couvert ne sont plus observés vers 400 nm, mais dans l'infrarouge proche 1,2  $\mu\text{m}$  avec un rapport de réflectances voisin de 1,6 (voir Millard, 1972 et Thomson, 1979).

Hollinger (1974) présente une méthodologie de cartographie des marées noires ayant le grand mérite de renseigner précisément sur leurs épaisseurs, en utilisant les signaux produits simultanément par trois radiomètres dans les bandes hyper 69,8GHz ; 31,0GHz et 19,4GHz. Ce dernier capteur nécessitant, à la différence du précédent, un gros avion porteur type HERCULES C-130 pour accueillir les antennes à grand gain de fort diamètre, mais a l'avantage de pouvoir travailler par tous les temps (pluies et brumes sont traversées par les ondes centrimétriques).

Le coût d'un scanner DAEDALUS à 2 canaux (UV et IR thermique), installation comprise, à bord d'un avion léger type CESSNA FTB 337 est voisin de 3 MF.

### C. Identification de l'huile détectée

Les deux capteurs précédemment décrits permettent de détecter et de cartographier les marées noires. Si l'on désire identifier la provenance de celles-ci, il est nécessaire de leur adjoindre un troisième capteur capable de mettre en évidence la composition moléculaire du pétrole répandu.

Pour cela, Bujua-Bijunas et O'Neil (1979) ont mis au point un fluorocapteur embarqué sur hélicoptère : en éclairant l'huile à partir de l'aéronef au moyen d'une onde monochromatique (tirs d'un petit laser à azote émettant à 337 nm), ils obtiennent en retour un spectre de fluorescence dont la forme est caractéristique du type d'huile en présence :

- Spectres étroits centrés sur 400 nm : Produits raffinés légers.
- Spectres plats et larges centrés sur 500 nm : Pétroles bruts.
- Spectres faibles et étalés centrés sur 550 nm : Résidus lourds.

En comparant les données de fluorescence rétrodiffusée aux signatures de ces trois groupes, il est donc possible en effectuant quelques tirs lasers en des points choisis sur sa surface, d'identifier la composition chimique d'une marée noire à partir d'un aéronef.

#### Operation of airborne laser fluorosensor

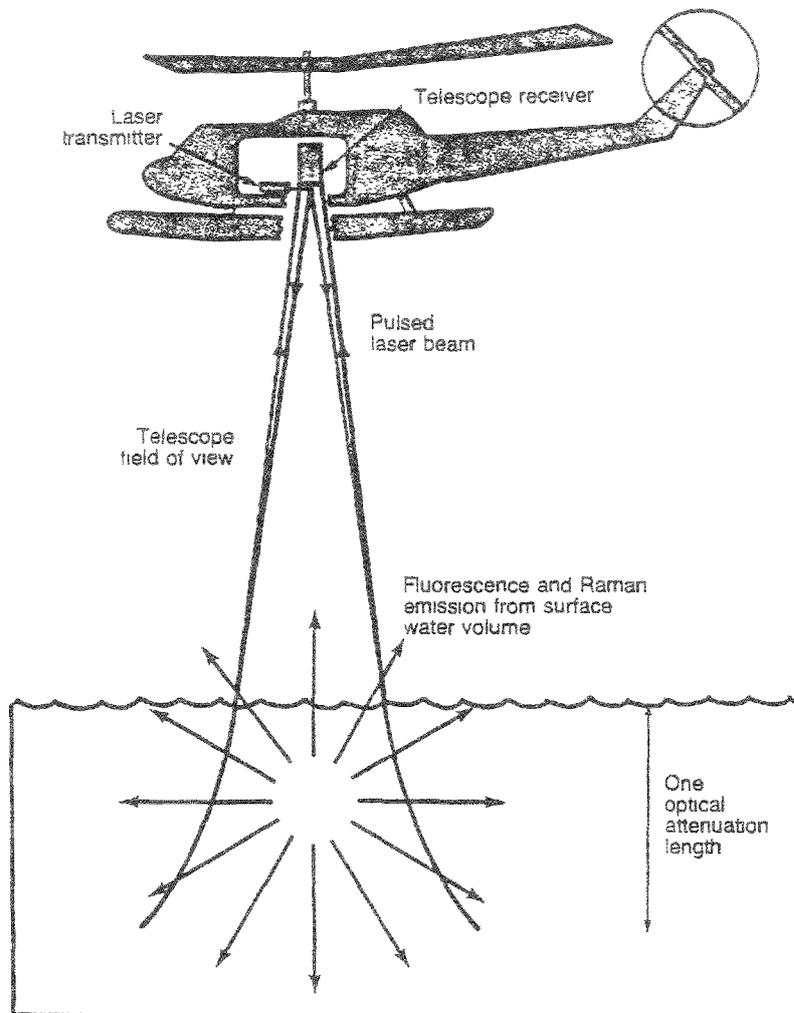


Figure 5 : Principe de la méthode d'identification chimique du polluant en présence :

Un petit laser à azote excite la fluorescence de l'huile. Un spectromètre à 16 canaux analyse la lumière rétrodiffusée.

Les 16 signaux obtenus en sortie du spectromètre sont comparés par corrélation aux spectres connus contenus en mémoire.

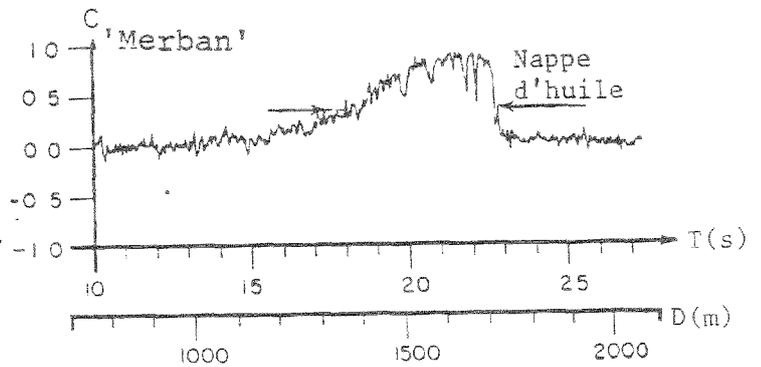
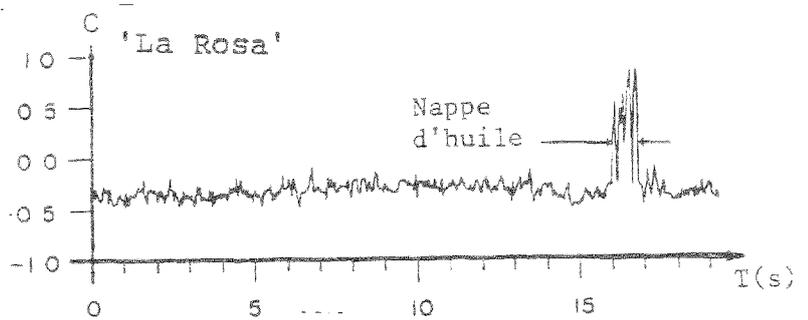
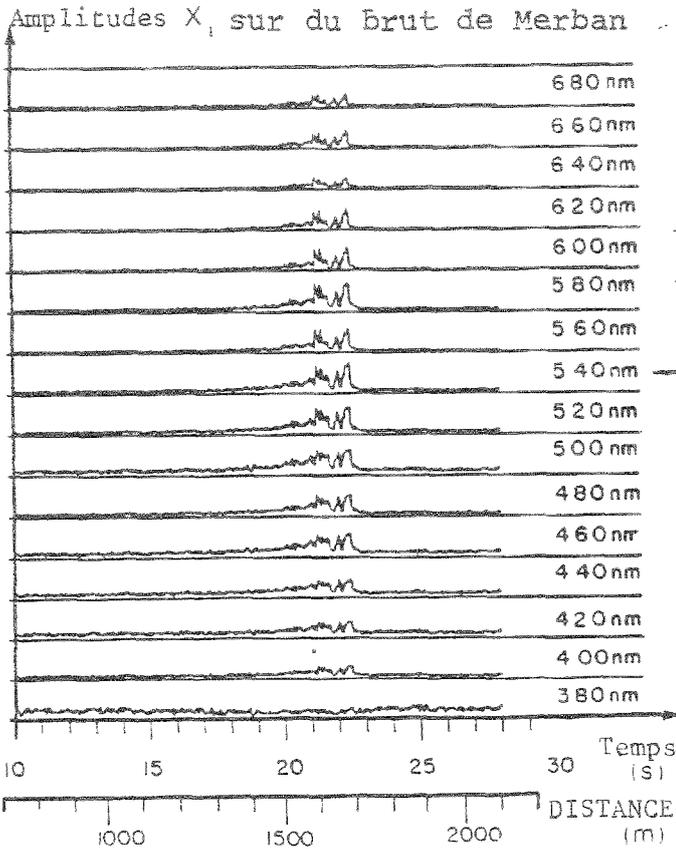
Le pic de corrélation d'amplitude maximum indique à quelle famille appartient le produit inconnu. La largeur de ce pic permet d'estimer la dimension de la nappe. (voir forme des signaux → )

α) Signaux entrant dans le corrélateur (réponses des 16 détecteurs du spectromètre)

β) Signaux sortant du corrélateur

En haut : pic de corrélation obtenu sur une nappe de Brut "La Rosa"

En bas : Pic obtenu sur une nappe de Brut de "Merban"



La mesure de ressemblance entre le spectre de référence et les réponses des seize canaux du fluorocapteur est une corrélation :

$$C_k = \frac{N \cdot \sum_i (X_i \cdot Y_{ik}) - (\sum_i X_i) \cdot (\sum_i Y_{ik})}{\sqrt{N \cdot (\sum_i X_i^2) - (\sum_i X_i)^2} \cdot \sqrt{N \cdot (\sum_i Y_{ik}^2) - (\sum_i Y_{ik})^2}} \quad (i=1,2,\dots,16)$$

où :  $X_i$  est l'intensité mesurée du  $i$ -ième canal du fluorocapteur  
 $Y_{ik}$  est l'intensité de référence dans le même canal  
 $C_k$  mesure le degré d'appartenance de l'huile survolée au  $k$ -ième groupe d'hydrocarbures (appartenance floue).

L'évolution du paramètre  $C_k$  en fonction du temps lors du survol d'une nappe d'huile est montrée sur la figure n° 5 pour deux types de produits : le brut de Merban et le brut La Rosa. L'identification chimique des nappes est réalisée en temps réel (dans la seconde suivant le tir laser).

L'ordre de grandeur du coût d'un tel capteur est voisin de 3 MF. Le seul capteur européen de ce type appartient à l'université d'Oldenburg, RFA, et fut utilisé pour la mesure d'épaisseur des nappes fines (0,01 à 10  $\mu\text{m}$ ) et la mise en évidence des nappes immergées à faible profondeur (Diebel-Langohr, 1983).

### Conclusion

Un système de capteurs complet permettant de détecter, de cartographier et d'identifier chimiquement une marée noire devrait donc comprendre, compte tenu des considérations précédentes, un radar latéral, un radiomètre multispectral à 2 canaux ou plus, et un fluorocapteur à laser. Le budget correspondant est voisin de 9 MF.

Nous avons effectué, pour clore le paragraphe sur ce sujet, et à titre de synthèse, un tableau comparatif des performances et principales limitations des différents instruments utilisables pour la détection et la cartographie des marées noires (tableau T1).

Tableau 1: Etude comparative des différents capteurs.

		LIQUIDE COMPARATIF DES CAPTEURS CAUSÉS DE NON DÉTECTION LI ÉPAISSEURS ALARMS															
		TOUS - TEMPS	JOUR ET NUIT	TEMPS REEL	MEASURE	RESOLUTION SPATIALE	FACILITE DE SIGNAUX / IMAGES	GRANDE COUVERTURE	DETECTION	CARTOGRAPHIE	IDENTIFICATION (A V = 100 km/h) / m <sup>2</sup> / h	EPAISSEUR	VITESSE D'ETALEMENT	PHENOMENES DE SURFACE POUVANT ETRE INTERPRETES COMME UNE MAPPE D'HUILE			
		µm				m RAD											
ULTRAVIOLET	PHOTO	0.36 - 0.4	BPNG	J.	NON	REFLECTANCE		1	NON	++	++		NON	*			. HUILE DE POISSON . FUITES NATURELLES . SOLIDES EN SUSPENSION
	SCANNER	0.28 - 0.4	BPNG	J.	1	ACTIVE ou	0.01	3	NON	+	+		NON	*		S	
	VIDEO		BPNG	J.	1	PASSIVE ou	à	2	NON	+	++	8.10 <sup>3</sup>	NON	*			
	SPECTROMETRE à corrélation	0.28 - 0.4	BPNG	J.	2	FLUORESCENCE	0.1	3	NON	-	-		OUI				
VISIBLE	PHOTO ou SCANNER	0.4 - 0.5	BPNG	J.	NON	REFLECTANCE	0.001 à 0.1	1/3	NON	+	+	8.10 <sup>3</sup>	NON	NON	S	. HUILE DE POISSON . SOLIDES EN SUSPENSION . EAUX PEU PROFONDES . FUITES NATURELLES . COUVERTURE NUAGEUSE CLAIRSEMEE	
		0.5 - 0.58	BPN	J.	NON			1/3	NON	+	+		NON	NON			
		0.58 - 0.62	BPN	J.	NON			1/3	NON	--	--		NON	NON			
		0.62 - 0.7	BPN	J.	NON			1/3	NON	--	--		NON	NON			
	CAMERA	COULEUR INFRAROUGE	0.4 - 0.7	BPNG	J.	NON	PASSIVE		1	NON	+	+		NON	NON		
		COULEUR PHOTO EN POLARISATION	0.4 - 0.7	BPNG	J.	NON			1	NON	++	++		NON	NON		
		VIDEO COULEUR	0.4 - 0.7	BPNG	J.	1		1	2	NON	+	+		NON	NON		
		SPECTROMETRE à corrélation	0.4 - 0.7	BPNG	J.	2		1	3	NON	-	--		OUI	NON		
INFRAROUGE	SCANNER	3.5 - 5.5	BPN	JN	1	EMISSION		3	NON	+	+	0.10 <sup>2</sup>	NON	*	S	. NUAGES . UPWELLINGS . SILLAGES . REJETS . ILES . FUITES NATURELLES . GLACE	
	SCANNER	8 - 14	BPN	JN	1		2.0	3	NON	++	++		NON	*			
	SPECTROMETRE à corrélation	8 - 14	BPN	JN	2	PASSIVE		3	NON	++	--	0.10 <sup>3</sup>	NON	*			
MICROONDES	RADIOMETRE		P	JN	2	EMISSION	30 à 100	-	NON	++	+	10 <sup>4</sup>	NON	*	S	. GLACE . FUITES NATURELLES . ILES . ECUME DE MER . NUAGES DENSES . VARECH/DEBRIS	
PASSIVES	SCANNER	1 mm - 3 cm	P	JN	1	PASSIVE	10	4	NON	++	+	10 <sup>3</sup>	NON	*			
RADAR	BANDE X	2.7 - 5.8 cm	T	JN	*			3	OUI	--	+		NON	*	S	. GLACE . EAUX CALMES . NAPPES DE VENT . VARECH/DEBRIS . FUITES NATURELLES . HUILE DE POISSON . NUAGES DENSES . UPWELLINGS	
	" C	4.8 - 7.7 cm	T	JN	*	REFLECTANCE	10.0	3	OUI	--	--		NON	*			
	" P	77 - 133 cm	T	JN	*	ACTIVE	à	3	OUI	--	+	++	10 <sup>4</sup>	NON			*
	" L	19 - 77 cm	T	JN	*		100.0	3	OUI	--	+	++	NON	*			

H V H V

T - TOUS TEMPS  
J - de JOUR UNIQUEMENT  
JN - JOUR et NUIT

\* - POTENTIEL  
++ - BON  
+ - CORRECT  
- : MEDIOCRE  
-- . MAUVAIS

2 - APPAREIL PROFILLUR  
1 - APPAREIL IMAGEUR

BPN - Limité par BRUMES, PLUIES et NUAGES  
BPNG - limité par BRUMES, PLUIES, NUAGES et GRELE  
P - limité par PLUIES

1 à 4 - FACILITE RELATIVE DE LA RECTIFICATION DES SIGNAUX/IMAGES  
S - PAR COUVERTURE SEQUENTIELLE

#### I.4 - CONDITIONS EXPERIMENTALES. PRECISION DES MESURES

Au cours des deux paragraphes précédents, nous avons désigné les objectifs à atteindre (cartographie et mesures de formes sur les nappes d'huiles) et examiné quel type de capteur était le plus approprié à la mesure des différents paramètres caractérisant une marée noire, en donnant des indications sur les coûts.

Nous décrivons dans ce paragraphe les instruments effectivement employés dans le cadre de notre étude pour atteindre ces objectifs et leurs précisions. Nous calculons ensuite le volume des données à traiter et la vitesse de traitement requise dans le cas d'une analyse en continu de l'image délivrée par ces capteurs.

##### A. Choix de l'équipement

Pour des raisons essentiellement budgétaires, l'avion retenu par la Marine Marchande est un avion léger de type bimoteur push-pull (CESSNA FTB 337 - REIMS AVIATION) équipé d'un système de navigation OMEGA (Paramètres de position) dont la précision est 1 mille nautique (1852 mètres). Une radiosonde altimétrique donne l'altitude avec une précision de 1 mètre. Un ensemble d'équipement radio permet d'acheminer vers la terre les données et images issues des capteurs et d'assurer le contact phonie (cf. figure 6).

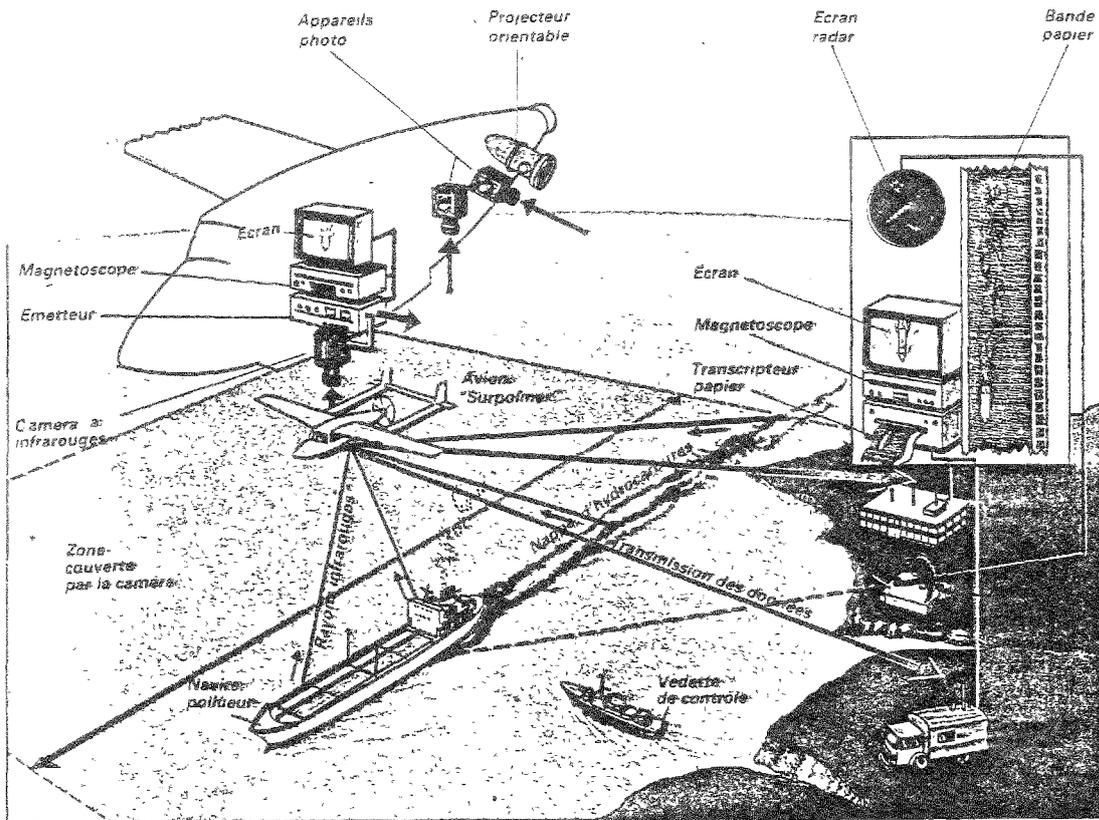


Figure 6 : Synoptique de l'équipement opérationnel français

Les images sont visualisées et enregistrées à bord de l'avion et simultanément transmises au sol (portée 150 kilomètres) où elles sont également visualisées et réenregistrées de manière continue. La durée maximum d'une mission est de 4 heures.

L'altitude de vol est limitée par le plafond nuageux. Elle peut varier entre 100 et 1 000 mètres. La vitesse de l'avion en cours d'opération est voisine de 150 km/heure.

Un radiomètre à balayage performant du point de vue de sa résolution spatiale (1,5 milliradians), mais ne travaillant que dans une seule bande spectrale (infrarouge thermique 8-12  $\mu\text{m}$ ) a été monté sur cet avion.

Nous exploiterons, au chapitre III, les images issues de ce capteur à un seul canal.

Compte tenu de la disponibilité future de nouveaux moyens d'observation, à bord de l'avion et au sol, et, notamment, de la chaîne d'acquisition et de retransmission des images HRV (Haute Résolution Visible) du satellite SPOT, nous nous pencherons aussi, au cours du prochain chapitre, sur des images issues de scanners à plusieurs canaux (image multispectrales).

## B. Précision des mesures

Nous avons répertorié, au § I.2, les paramètres à mesurer sur les images mises à notre disposition. Parmi ces paramètres nous trouvons :

- Des positions géographiques absolues : (position des points extrêmes de l'enveloppe des nappes, position du "centre de gravité").

Ces paramètres seront mesurés avec la précision de la centrale de navigation de l'avion, qui est de 1 nautique (1852 mètres), lorsque l'image ne contiendra aucun point permettant de recaler l'image : amer terrestre, bouée, phare, ou navire de position connue avec une précision supérieure.

- Des positions géographiques relatives et dimensions : (longueur, largeur des nappes, position des navires sur l'image, aire des zones minces et épaisses).

Ces paramètres seront mesurés avec la précision du capteur, c'est-à-dire sa résolution spatiale. Dans le cas du capteur infrarouge précité, cette précision est voisine de 2 mètres. Dans le cas des simulations SPOT, elle atteint 20 mètres. Ces ordres de grandeur sont compatibles avec la longueur des navires à positionner au sein des nappes d'huile, longueurs voisines de 50 mètres dans le cas des patrouilleurs et dragueurs de mines. Les aires seront mesurées avec la précision de forme du pixel, soit environ 10 pour cent.

- Des volumes : Pour optimiser la quantité de produits dispersants à utiliser en fonction du volume d'huile rencontré sur leurs routes, les navires antipollution doivent disposer d'une indication d'épaisseur de la nappe en cours de traitement. Le volume d'huile minimal contenu dans une zone  $i$  d'aire  $A_i$  et d'épaisseur minimale  $e_i$  sera :

$$V_i = A_i \cdot e_i$$

et le volume total minimal :  $V = \sum_i V_i = \sum_i A_i \cdot e_i$

Les quantités  $A_i$  sont mesurées, nous l'avons vu, avec une incertitude relative de 10 %. Les quantités  $e_i$  sont estimées ou mesurées sur le site par des chimistes. On peut grossièrement estimer les paramètres  $e_i$ , lorsqu'aucune mesure de l'épaisseur ne peut être accomplie sur le site, comme suit :

Thème	Définition	Apparence visuelle	Epaisseur
Irisations	Huile épanchée en couches très minces sur l'eau, lissant les vagues capillaires.	Argenté. Effets d'arc en ciel.	10 $\mu\text{m}$
Huile non émulsifiée	Huile n'ayant pas subi d'émulsification.	Film noir à bleu sombre.	de l'ordre de 100 $\mu\text{m}$ .
Mousse	Emulsion d'eau dans l'hydrocarbure formé par agitation mécanique.	couleurs rouille, bruns clairs à bruns sombres. Aspect de "mousse au chocolat".	de l'ordre de 500 $\mu\text{m}$ ou parfois beaucoup plus.

En l'absence de mesures plus précises, ces indications permettront d'apprécier le volume total minimal d'une marée noire au demi ordre de grandeur près, ce qui est suffisant d'un point de vue opérationnel.

- Des indications sur la forme de la marée noire et son évolution

Outre les paramètres géométriques, une mesure du fractionnement de la nappe peut être utile afin d'estimer, par exemple, son âge (temps écoulé depuis le déversement). Nous fournirons une mesure déduite de la texture de l'image, apportant ce renseignement complémentaire au chapitre III.

L'évolution de la forme des nappes sera, pour sa part, déduite d'un modèle de prévision et obtenue par synthèse d'images. Ce dernier point fera l'objet du § 1 du chapitre IV.

C. Vitesse de traitement, volume des données

1. A l'entrée du calculateur pourront donc se présenter les deux types de données suivantes :

- Un signal image provenant du scanner embarqué sous l'avion, travaillant dans une seule bande spectrale avec une résolution spatiale voisine de 2 mètres x 2 mètres.

Ou bien :

- Une donnée image multispectrale comportant au minimum 2 canaux (cf § 1.3) avec une résolution spatiale minimale de 20 mètres (suffisante pour distinguer deux navires de longueur typique 50 mètres évoluant au sein de l'image).

2. A la sortie du calculateur devront être obtenus les paramètres et cartes des nappes d'huiles décrits au § 1.2 dans un délai compatible avec la vitesse d'évolution de ces cartes, c'est-à-dire de l'ordre de la minute.

Calculons la vitesse de traitement qu'il sera nécessaire d'atteindre pour que ces résultats puissent être obtenus en continu, au fur et à mesure du vol.

Soit N le nombre de canaux du capteur, R la taille du pixel et V la vitesse avion.

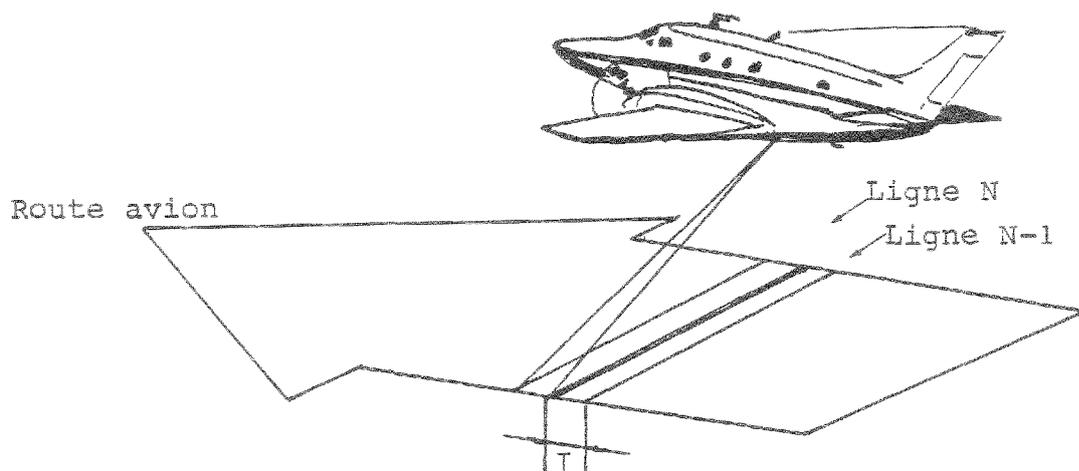


Figure 7 : la durée du balayage d'une ligne est le temps T utilisé par l'avion pour se déplacer d'un intervalle d'échantillonnage en route

Le temps T de balayage d'une ligne est donné par :

$$T = R/V$$

Soit P le nombre d'échantillons par ligne et B le nombre de bits de codage de chaque échantillon dans chaque canal spectral.

La quantité d'information correspondant à une ligne de balayage est donc :

$$Q = N.P.B \text{ bits}$$

Une nouvelle ligne étant délivrée toutes les T secondes, ceci correspond à un flux d'information à l'entrée du calculateur donné par :

$$\phi = \frac{NPB}{T} = \frac{NPBV}{R} \text{ bits/s.}$$

Soit, pour :

N = 1 canal (images monochromatiques)
P = 512 pixels
B = 8 bits
V = 120 km/h
R = 2 mètres

un flux :  $\phi = 68,26$  kbits/s .

et pour :

N = 3 canaux (images multispectrales)
P = 512 pixels
B = 8 bits
V = 120 km/h
R = 20 mètres

un flux :  $\phi = 20,48$  Kbits/s .

La condition nécessaire et suffisante pour qu'il soit possible de traiter en continu les images, au fur et à mesure de leur arrivée en mémoire, est que la puissance du calculateur utilisé, une fois déterminé l'algorithme de reconnaissance, soit adaptée à ces flux d'information.

Ceci sous-entend que la complexité des algorithmes mis au point permettent d'échapper à l'intraitabilité, (i.e. que la complexité de calcul reste polynomiale).

Cas des marées noires de très grandes dimensions :

Lorsque l'échelle de la marée noire ne permettra pas de la représenter en une seule image, il sera nécessaire de former une "mosaïque" d'images partielles de celle-ci.

Ces images partielles, de dimension 512 x 512, correspondront à des scènes de 1 km x 1 km dans un cas (capteur donnant une résolution spatiale de 2 m x 2 m) et de 10 km x 10 km dans l'autre cas (résolution spatiale 20 m x 20 m).

Le procédé d'assemblage de mosaïques est bien connu des télé-détecteurs et photo-interprètes. Il impose une certaine précision de navigation pour que les éléments de la mosaïque soient juxtaposables.

Nous représentons ci-dessous le découpage d'une marée noire en 4 tronçons, par 4 passes consécutives de l'avion sur le site, d'axes parallèles et décalés de D :

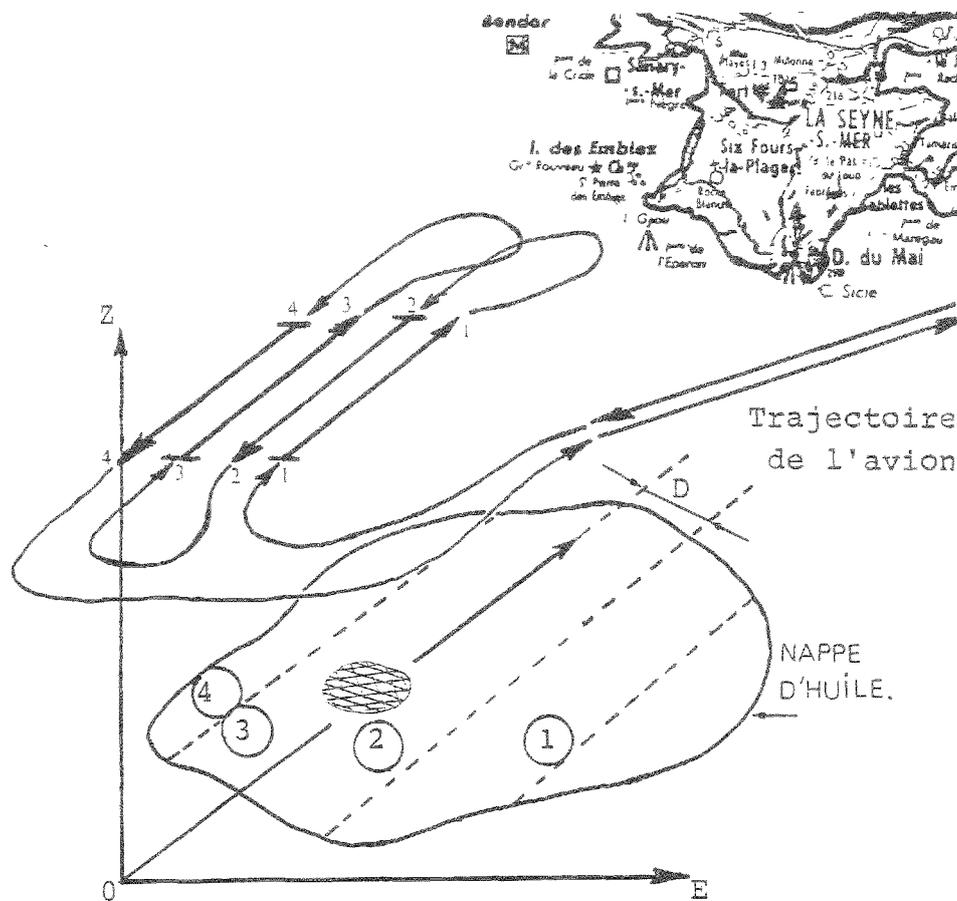


Figure 8 :Découpage d'une nappe de grandes dimensions,  
Formation d'une mosaïque.

Dans tous les cas de figure, les données acquises seront enregistrées sur bande magnétique en continu, afin de garder une trace de l'ensemble du vol.

## I.5 - CONCLUSIONS

Dans ce chapitre, nous avons fixé les objectifs de cette thèse sous la forme d'une liste de paramètres à mesurer sur des "objets" de forme variable, dans le temps et dans l'espace.

Nous avons, ensuite, examiné les capteurs permettant de détecter ces objets et d'en fournir une représentation, en faisant une synthèse comparative de leurs précisions, performances et coûts de mise en oeuvre.

Enfin, compte-tenu des objectifs fixés et après étude des moyens effectivement mis à notre disposition, nous avons calculé la précision qu'il serait possible d'atteindre sur les mesures des paramètres ainsi que la vitesse de calcul à obtenir en regard du flot de données à l'entrée.

Nous allons maintenant proposer différentes méthodologies pour parvenir à reconnaître ces marées noires de manière automatique au sein des images de télédétection.

Au chapitre II, nous utiliserons l'information spectrale contenue dans la représentation du pixel pour affecter celui-ci à une classe. Cette information spectrale associée à chaque pixel et caractérisée par un vecteur de mesures à  $N$  composantes lorsque l'image multispectrale est produite par un capteur à  $N$  canaux.

Au chapitre III, nous examinerons le cas particulier où  $N = 1$  (images monochromatiques). L'absence d'information spectrale dans ce cas nous conduira à rechercher un autre type d'information, contenue dans la distribution spatiale des niveaux de gris au voisinage de chaque point. Nous évaluerons les principales méthodes d'extraction de cette information, et proposerons un opérateur de reconnaissance fonctionnant de manière séquentielle, de coût algorithmique réduit, utilisant cette information spatiale pour tracer les cartes thématiques recherchées.

Nous discuterons enfin, au chapitre IV, des possibilités offertes par cet opérateur, notamment en synthèse d'images, et proposerons une solution technique pour sa mise en oeuvre.

---

---

\*

## CHAPITRE II

### DETECTION DE NAPPES D'HUILE AU SEIN D'IMAGES MULTISPECTRALES

## II.1 - INTRODUCTION - PRESENTATION DES IMAGES TEST

Si le capteur comporte N canaux de mesure, chaque pixel, considéré comme une entité isolée du contexte, peut être caractérisé individuellement par un vecteur à N composantes :

$$X(i,j) = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ X_N \end{bmatrix}$$

L'analyse des images multispectrales consiste le plus souvent en une classification de chacun de ses pixels : des "classes radiométriques" sont créées par scission du nuage formé par l'ensemble des vecteurs X dans  $R^N$ , et la classification proprement dite est obtenue par l'affectation du pixel à l'une ou l'autre de ces classes radiométriques.

Les méthodes de classification dites "supervisées" font intervenir un ensemble d'échantillons d'apprentissage ("vérités terrain" en télédétection) pour définir chacune des classes recherchées. Dans le cas inverse des méthodes "non supervisées", l'initiative est laissée aux algorithmes de regrouper les pixels en classes selon la similarité de leurs signatures spectrales. La signification physique des classes trouvées doit alors être déterminée a posteriori par l'utilisateur.

Un grand nombre de méthodes, supervisées ou non supervisées, ont été développées pour accomplir ces classifications. Ces mécanismes sont décrits, dans le cadre beaucoup plus global des algorithmes de reconnaissance des formes, par J.C. SIMON (1985).

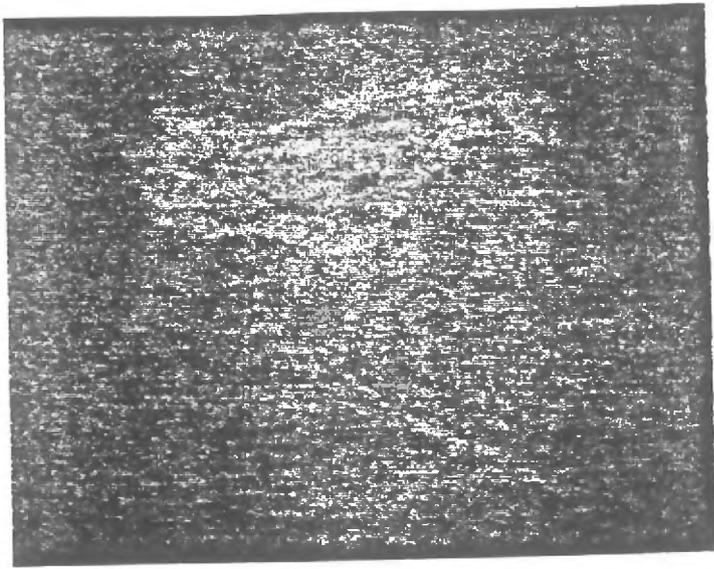
Dans le domaine de la télédétection des hydrocarbures, l'application de ces méthodes n'a aujourd'hui quasiment pas été tentée. THOMSON (1979) propose une technique de clustering dans  $R^2$ , variante de la méthode des plus proches voisins, pour obtenir des

cartes thématiques de nappes, et équivalente à une superposition colorée des images produites dans chaque canal du capteur. La méthode que nous proposerons s'inspirera de cette technique, en la complétant et en élargissant à  $R^3$  l'espace de représentation.

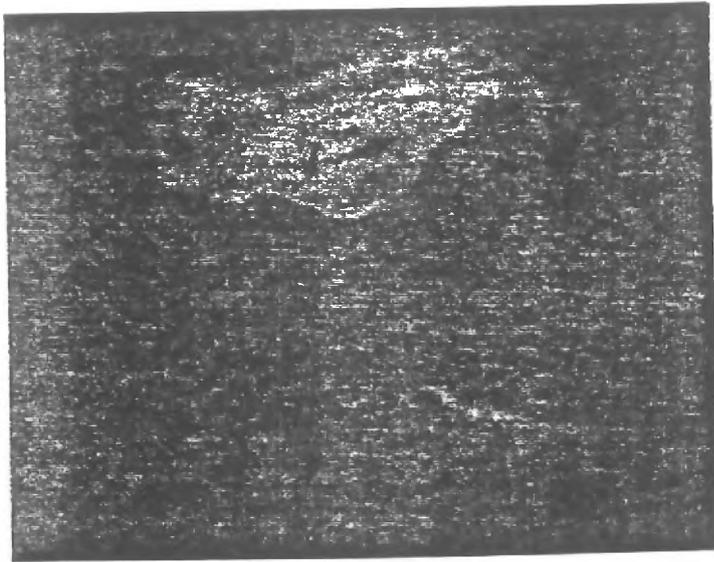
Les images que nous allons utiliser pour cela proviennent d'une campagne d'observations aéroportées baptisée "PROTECMAR II", organisée en 1980 par l'Institut Français du Pétrole, avec la participation de la Marine Nationale. Au cours de cette opération, 5 mètres cubes et demis de fuel léger type "Arabian-Light" ont été épandus en mer, filmés, puis neutralisés.

Nous représentons page suivante l'image de cette nappe obtenue dans 7 bandes spectrales. La résolution des images fournies est de 2,5 mètres.

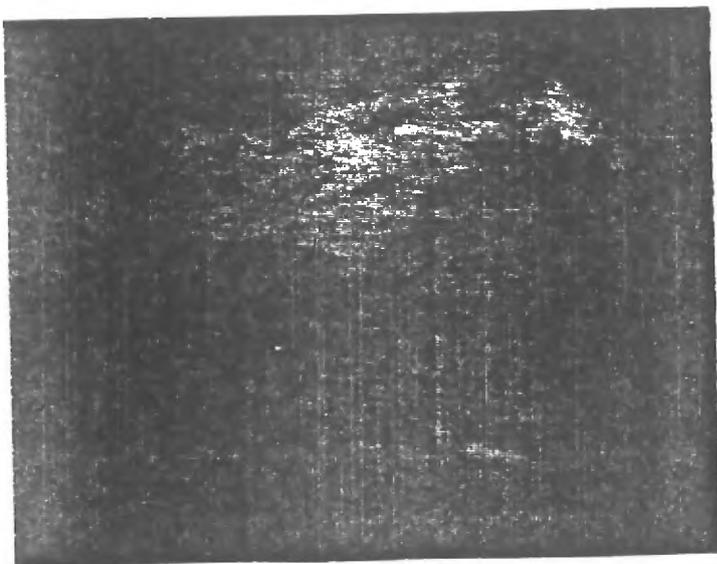
Un huitième canal du même capteur a fourni des vues de la même nappe d'huile dans la bande infrarouge-thermique 8-12  $\mu\text{m}$  du spectre électromagnétique. Les vues issues de ce canal supplémentaire seront présentées et exploitées au chapitre III.



1°/ Bleu  
(0,52 microns)

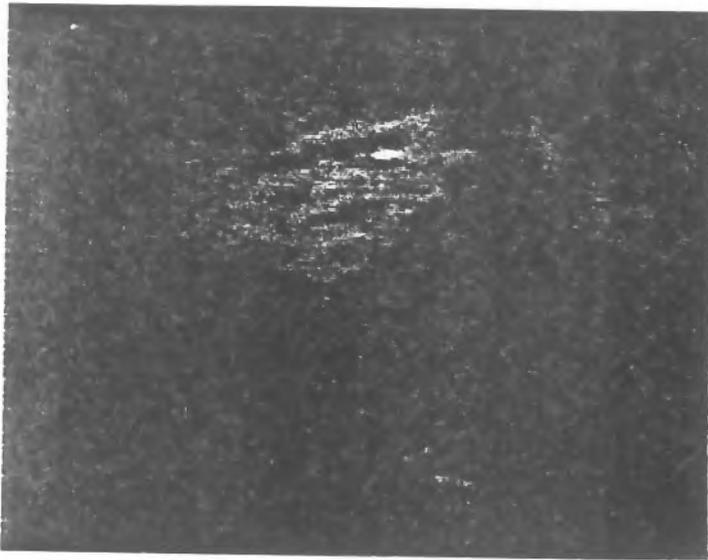


2°/ Vert  
(0,56 microns)

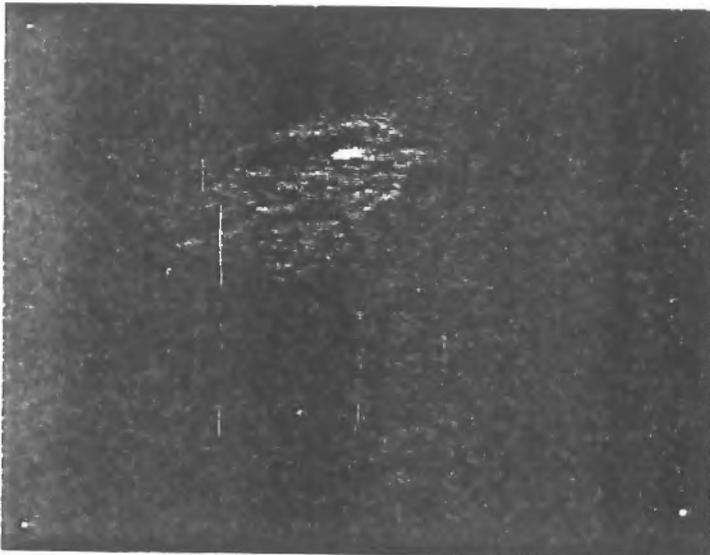


3°/ Jaune  
(0,6 microns)

Planche 1 : Observation d'une même nappe de pétrole à 7 longueurs d'ondes différentes



4°/ Rouge  
(0,66 microns)



5°/Rouge/Infrarouge proche  
(0,72 microns)

Planche 1 (cont.) : Observation d'une même nappe de pétrole  
à 7 longueurs d'ondes différentes



6°/ Infrarouge proche  
(0,83 microns)



7°/ Infrarouge proche  
(0,96 microns)

Planche 1 (fin) : Observation d'une même nappe de pétrole à 7 longueurs  
d'ondes différentes

## II.2 - DIMENSION OPTIMALE DE LA DONNÉE :

Le coût du traitement et du stockage en mémoire des données numériques est une fonction croissante de la taille N de la donnée à traiter. Pour une complexité algorithmique fixée, minimiser ce coût revient donc à minimiser la taille N.

Ceci revient encore, lorsqu'on travaille sur des images multi-spectrales, à optimiser, en fonction des paramètres que l'on recherche, le nombre de canaux d'observation d'une part, et la résolution spatiale d'autre part.

Dans le cadre de cette étude, la résolution spatiale désirée est celle qui permet de détecter la présence d'un navire d'une longueur voisine de 50 mètres sur le fond de carte. Pratiquement, l'intervalle d'échantillonnage de 20 mètres adopté pour la fabrication de nos images test est satisfaisant. Cet intervalle est légèrement inférieur à l'intervalle d'échantillonnage de Nyquist-Shannon, dans un rapport 4/5, ce qui est suffisant compte tenu de l'application visée (détection d'un objet clair sur un fond sombre).

Le nombre de canaux minimal en multispectral doit, par ailleurs, être supérieur ou égal à 2 (cf.§I.3-B). On vérifie d'ailleurs sur les images présentées que les bords de nappes (zones minces) sont plus visibles aux courtes longueurs d'ondes (voir planche 1, vue 1) alors que les zones centrales de la nappe, où l'huile est plus épaisse apparaissent très distinctement aux longueurs d'ondes du proche infrarouge (planche 1, vue 7). Nous conserverons donc deux canaux extrêmes compte tenu des informations complémentaires qu'ils apportent.

Au vu des mêmes images, on constate que les canaux 6 et 7 respectivement (0,6 et 0,66  $\mu\text{m}$ ) apportent une information supplémentaire vis-à-vis des autres canaux (taches claires au milieu et au coin supérieur droit de la nappe d'huile). Les deux spectres de luminosité, présentés figure 9, montrent que ces 3 canaux, au total,

# REPONSES SPECTRALES PAR CIEL CLAIR

INTENSITE  
(NIV. DE CRIS)

NAVIRES

PETROLE  
(MOUSSE)

PETROLE  
(EPAIS)

PETROLE  
(MINCE)

EAU NON  
POLLUEE

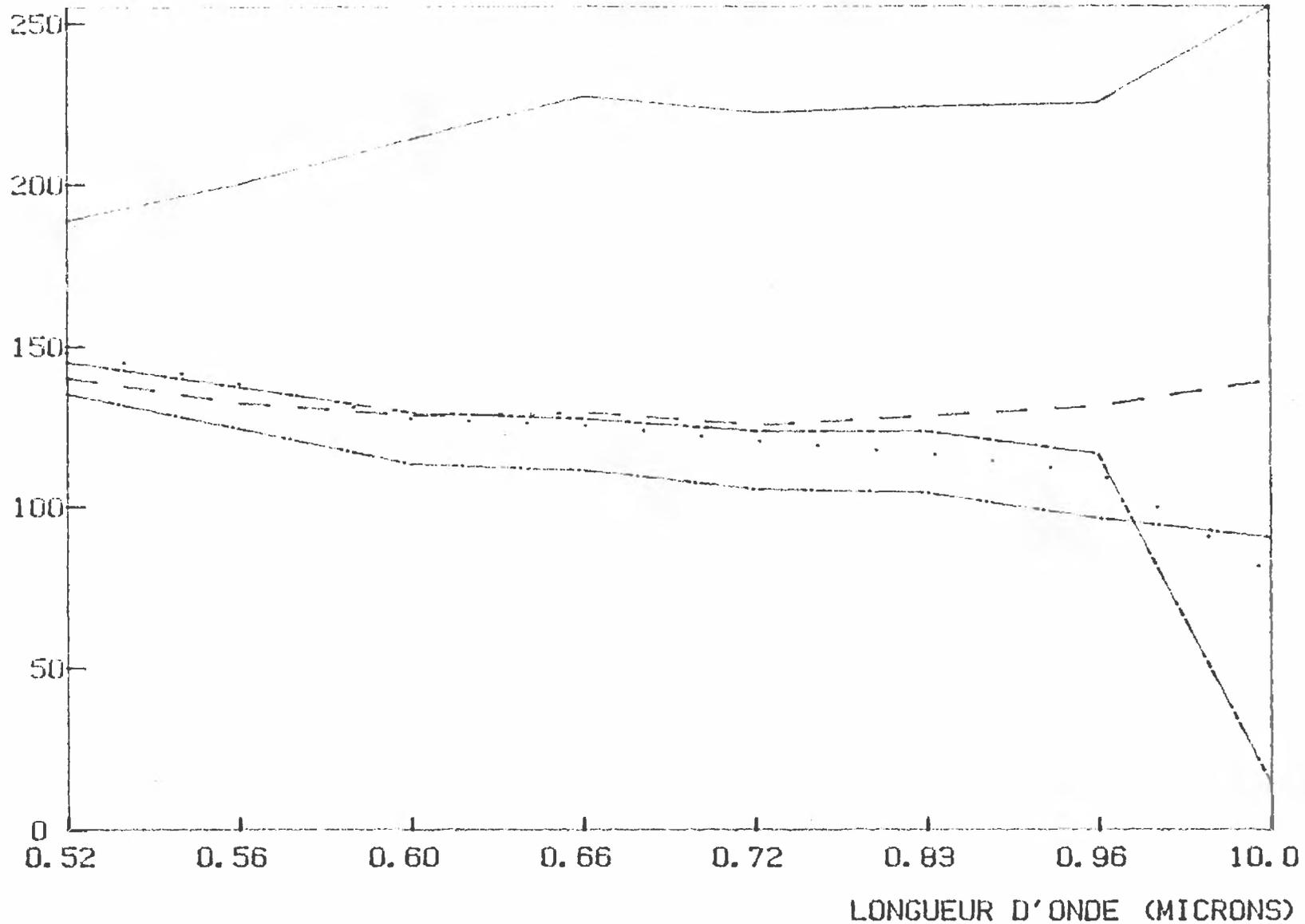


Figure 9

Allure des réponses spectrales des thèmes recherchés par ciel clair

# REPONSES SPECTRALES (CIEL COUVERT)

INTENSITE  
(NIV. DE GRIS)

NAVIRES

PETROLE  
(MOUSSE)

PETROLE  
(EPAIS)

PETROLE  
(MINCE)

EAU NON  
POLLUEE

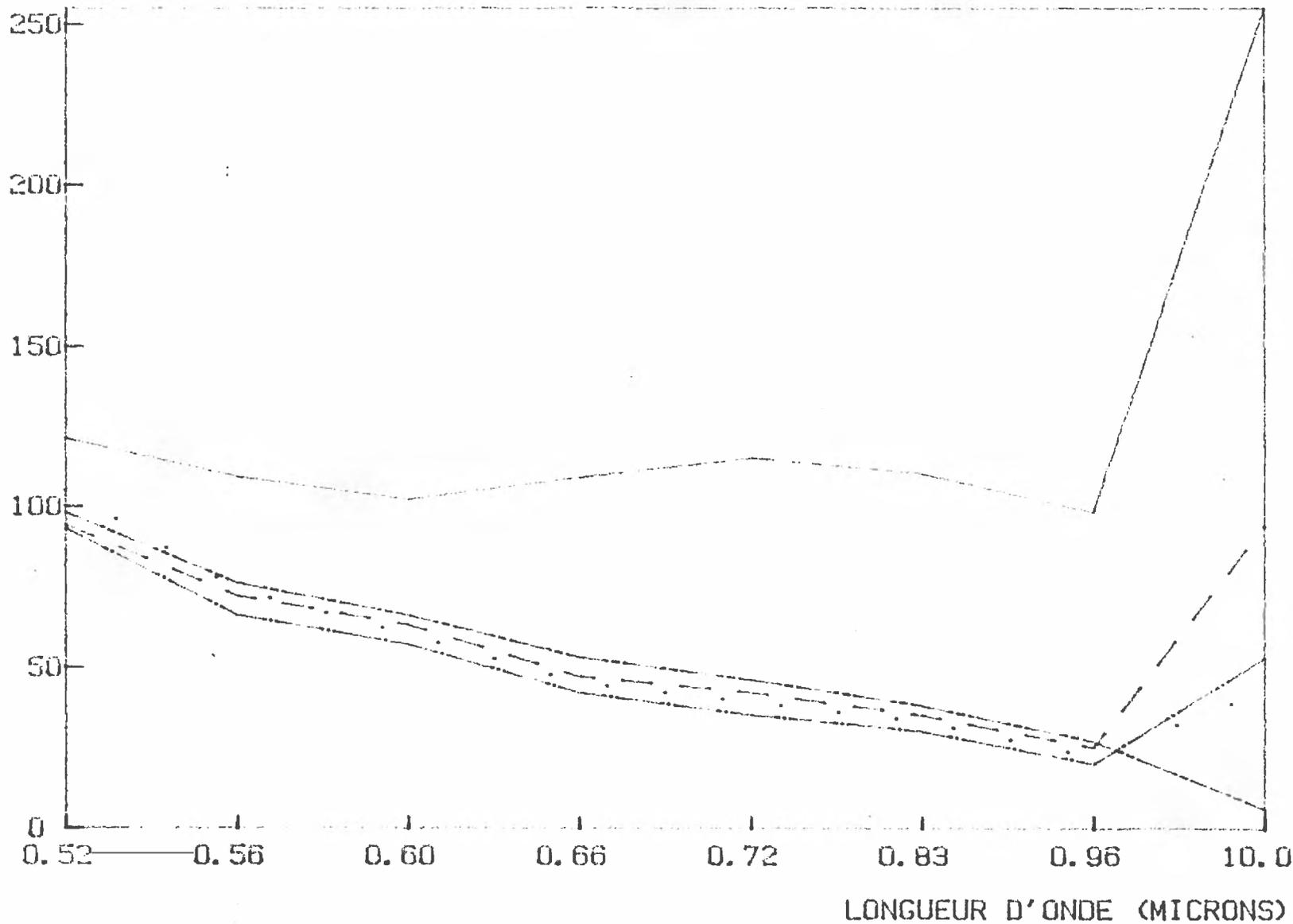


Figure 10 .

Allure des réponses spectrales des thèmes recherchés par ciel couvert.

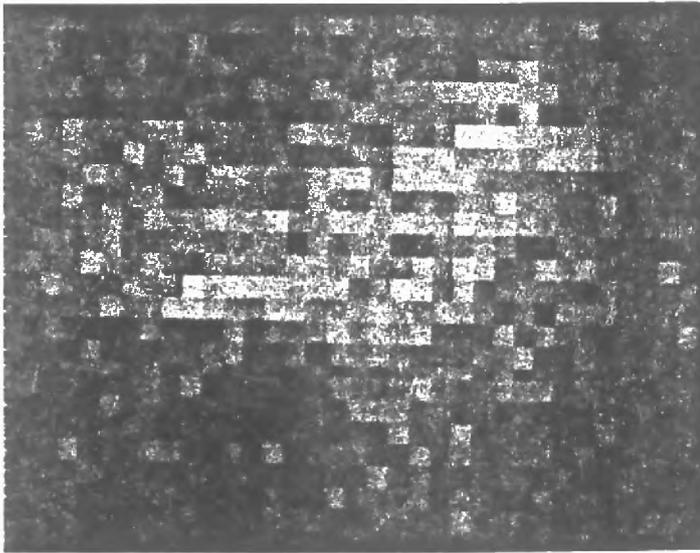
portent l'essentiel de l'information contenue dans l'image multispectrale (hormis l'information particulière du canal infrarouge thermique, que l'on utilisera séparément au chapitre III).

Sur ces deux spectres, obtenus par ciel clair (en haut) et couvert (en bas), et en faisant donc abstraction du canal infrarouge thermique, on constate que, globalement, la luminosité est une fonction croissante de l'épaisseur dans l'infrarouge proche, et décroissante dans le bleu-vert. Les luminosités sont, d'autre part, très corrélées entre elles dans les bandes voisines. Enfin, les canaux jaune et rouge correspondent au pic de réflectance des produits dispersants, qui sont masqués dans les autres canaux.

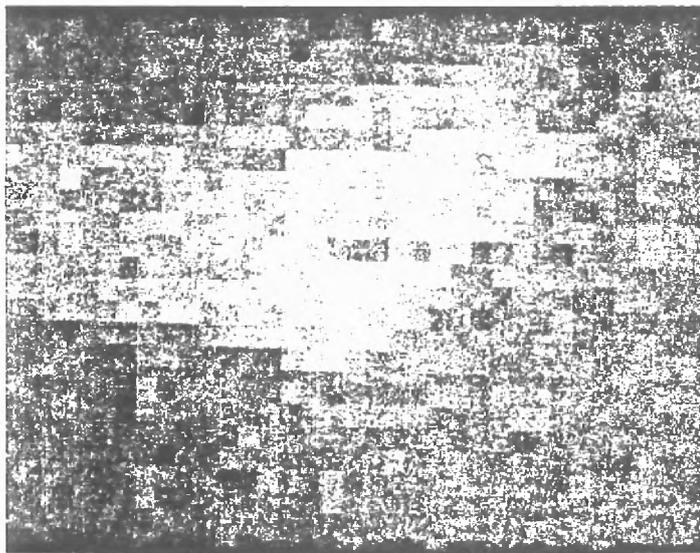
Nous choisissons donc 3 canaux pour représenter les nappes : un canal bleu (faisant apparaître les zones où l'huile est "mince"), un canal dans le jaune-rouge (faisant apparaître les dispersants) et un canal dans le proche infrarouge (faisant apparaître les zones où l'huile est épaisse).

L'image multispectrale adaptée de manière optimale à la représentation des scènes de pollution par les hydrocarbures, au sens de la dimension N des données, doit donc comporter, compte tenu des remarques précédentes, 3 canaux d'observation judicieusement choisis sur le spectre et, d'autre part, avoir une résolution spatiale de l'ordre de 20 mètres.

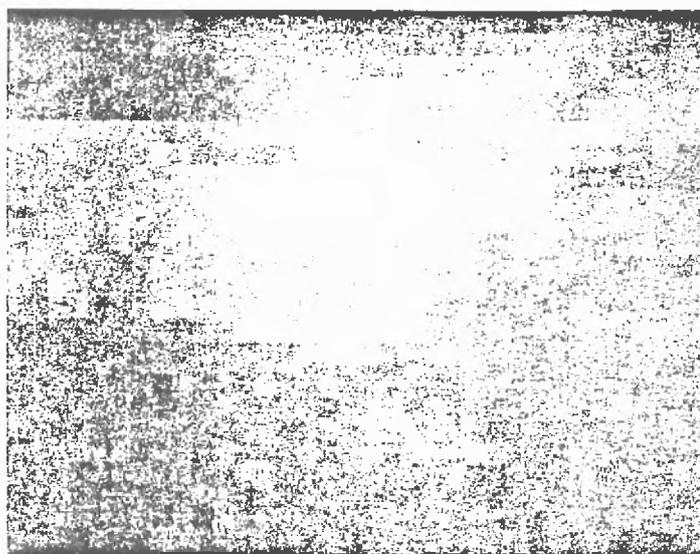
Ces conclusions ont permis de démontrer que le futur satellite SPOT, lancé en 1986, serait un très bon outil d'aide à la lutte contre les marées noires. Offrant une vision très globale (largeur de la bande de terrain observée : 60 kilomètres) et très répétitive (1 à 4 jours), l'image SPOT pourra permettre l'observation et le suivi de tels phénomènes à très grande échelle. En outre, les caractéristiques du pixel SPOT sont très voisines du pixel optimal décrit précédemment : 20 mètres pour la résolution et 3 bandes spectrales réparties comme suit :



1°/ Canal XS1  
(bleu)  
0.5 - 0.59 microns



2°/ Canal XS2  
(rouge)  
0.61 - 0.68 microns



3°/ Canal XS3  
(infrarouge proche)  
0.79 - 0.89 m

Planche 2 : Simulation SPOT sur une nappe de fuel de 5,5 mètres cubes.  
(résolution spatiale : 20 mètres)

CANAL XS1 : 0.5 - 0.59 $\mu\text{m}$ (BLEU)
CANAL XS2 : 0.61 - 0.68 $\mu\text{m}$ (ROUGE)
CANAL XS3 : 0.79 - 0.89 $\mu\text{m}$ (INFRAROUGE PROCHE)

Pour démontrer ce point, nous avons travaillé sur des simulations d'images de ce futur satellite. Ces simulations sont calculées par le CNES à partir des données multispectrales sur 7 bandes que nous avons précédemment décrites, selon une filière de simulation radiométrique dite "F2" (voir SAINT, 1981).

Une telle image simulée, obtenue par survol de la nappe d'huile test, est présentée (réponses des 3 canaux) sur la planche 2. Sa résolution spatiale est donc exactement 20 mètres, et la nappe de 5,5 mètres cubes est clairement visible sur les 3 canaux malgré le très faible volume épandu (de "vraies" nappes auraient un volume 10 à  $10^4$  fois supérieur).

C'est donc à partir de ces données que nous avons établi la méthodologie décrite au paragraphe suivant. Les images ci-après ont été utilisées comme images "d'apprentissage", et la méthodologie mise au point a été ensuite testée sur une autre simulation SPOT représentant une autre nappe d'huile, pour confirmer son bon fonctionnement.

### II.3 - CHOIX D'UNE METHODOLOGIE. RESULTATS

Les pixels SPOT de l'image de départ sont donc décrits par des vecteurs à 3 composantes :

$$X(i,j) = \begin{bmatrix} XS\ 1 \\ XS\ 2 \\ XS\ 3 \end{bmatrix}$$

Pour classer ce vecteur de radiométries à faible coût nous nous sommes inspirés de l'approche décrite par (THOMSON, 1979) pour les images bispectrales (Un canal infrarouge thermique et un canal ultraviolet): Cette approche consiste à regrouper les vecteurs en huit agglomérats (clusters) auxquels sont affectés huit couleurs spécifiques. La carte thématique résultant du traitement provient de l'affectation à chaque pixel de la couleur de sa classe.

Le processus d'agglomération est simple : un nouveau point est affecté à l'amas auquel appartient ses q plus proches voisins. Un seuil de rejet permet de séparer le nuage en huit classes distinctes.

Les avantages d'une telle méthode sont les suivants :

- la faible dimension de l'espace de représentation (vecteurs à 2 composantes),
- Aucune hypothèse a priori sur les distributions de probabilité (technique non paramétrique) mais, en contre partie :
  - elle manque de fiabilité : la classification est effectuée seulement sur 2 mesures spectrales (risques de fausses alarmes : voir les variations du spectre de luminosité par ciel clair et ciel couvert, fig 9 et 10) ,

→ les classes obtenues peuvent ne pas être représentatives de la réalité physique puisque la classification est de type non supervisé.

Dans la chaîne de traitement complète que nous allons détailler dans ce paragraphe, nous avons donc étendu la méthode de THOMSON, en partant d'un espace de représentation plus vaste (les pixels seront représentés par 3 mesures spectrales au lieu de 2), ceci pour réduire le risque d'affecter un pixel à une mauvaise classe dans les cas ambigus, et nous avons associé aux résultats une mesure de fiabilité permettant d'évaluer la sûreté de la classification pour chaque pixel individuel. Cette mesure sera destinée à guider les navires sur les zones contenant les pixels les plus sûrement classés dans le thème "huile en couches épaisses".

Pour préserver un des avantages de la méthode de THOMSON : la faible dimension de l'espace de représentation ( $R^2$ ), nous avons incorporé au traitement une étape préliminaire de compression de la quantité d'information en  $O(n)$  (changement d'axes dans  $R^3$  et projection).

Le travail de programmation est original (il n'a pas été utilisé de bibliothèques de sous-programmes). Toute la chaîne de traitement a été programmée en FORTRAN 77 et testée sur un minicalculateur HP-1000. Les différentes étapes ont fait l'objet de modules de programmes indépendants. Ces différentes étapes, définissant la chaîne complète, sont les suivantes :

1. Chargement de l'image multispectrale brute et corrections radiométriques préliminaires.
2. Décorrélacion des plans spectraux, renforcement des contrastes et compression de la quantité d'information par changement d'axes de représentation.

3. Repérage, découpage interactif des échantillons, calcul des paramètres statistiques représentant les classes à rechercher.
4. Visualisation des noyaux formés autour des échantillons dans le nouvel espace de représentation. Découpage du nuage en classes.
5. Classement des pixels. Le résultat du traitement est une carte des nappes d'huiles où les navires ont été reconnus et représentés.
6. Superposition à cette carte d'une carte de fiabilité des pixels permettant de tracer le chemin optimal à suivre au sein des nappes par les navires dépollueurs.

La chaîne de traitement proposée rentre donc dans la catégorie, du fait de l'intervention humaine à l'étape 3, des méthodes de classification automatiques dites "supervisées". Ce point nous paraît être un avantage dans la mesure où il y a des navires sur place pour échantillonner la marée noire en différents endroits. Les échantillons représentatifs des classes seront ainsi bien choisis et leurs caractéristiques spectrales (qui dépendent, nous l'avons vu, de la couverture nuageuse, mais aussi du type d'huile en présence) seront adaptées au cas réel et non fluctuants comme dans le cas de la méthode de THOMSON, de type non supervisé.

#### 1. Première étape : amélioration de la représentation de départ :

##### A. Correction du lignage :

L'image obtenue dans chaque canal est engendrée par concaténation des lignes de signal délivrées par les éléments photosensibles du capteur. Ceci provoque l'apparition d'un effet de lignage (décorrélation des lignes de signal entre elles) dû à l'évolution temporelle du gain et du bruit thermique des capteurs. On a donc ici préalablement corrigé cet effet en translatant le niveau de gris de chaque pixel de façon à égaliser la moyenne des niveaux de chaque ligne.

Le résultat de cette opération est présenté ci-dessous :

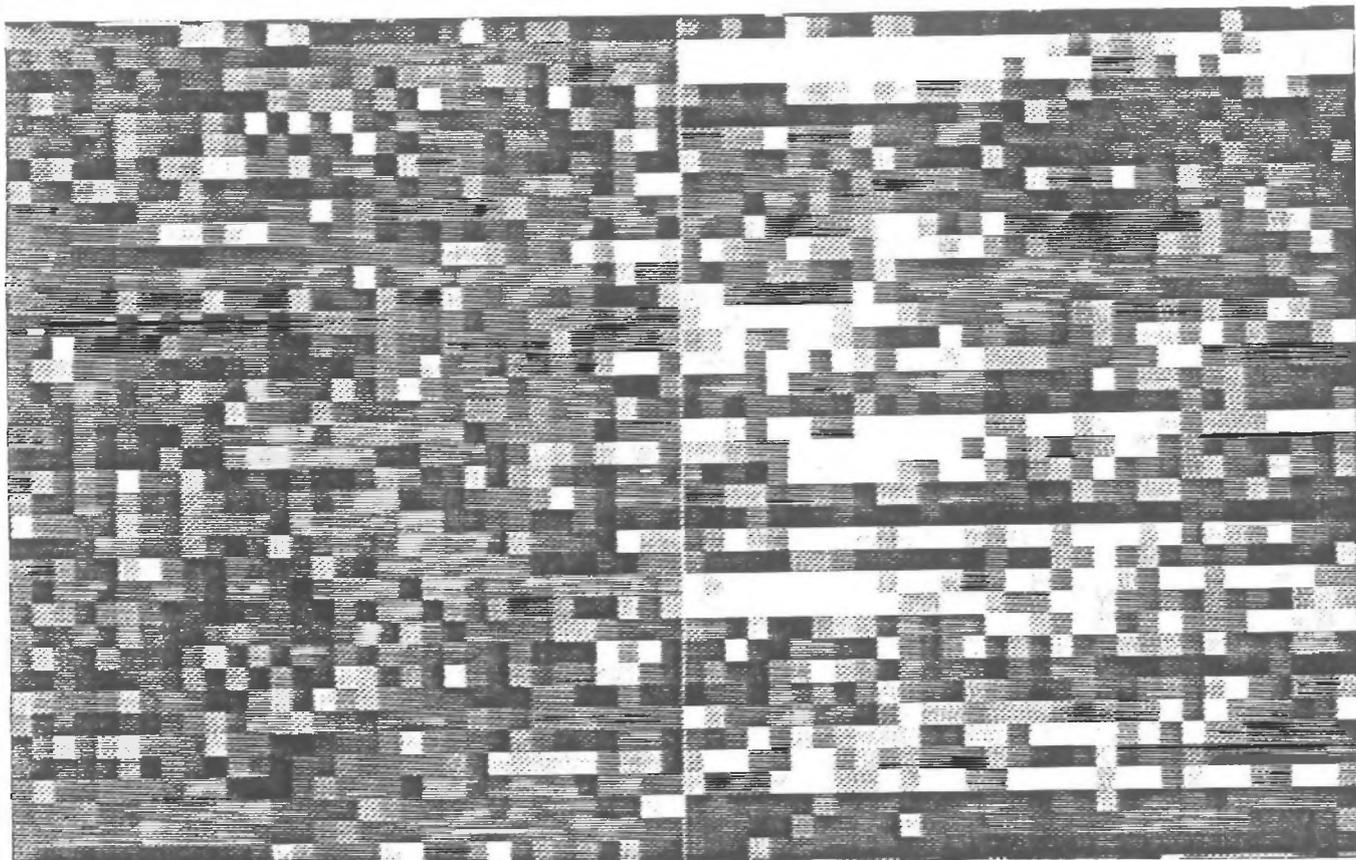


Figure 11 A - Effet de la correction de lignage :

a) sous-image originale

b) sous-image "délignée"

(Zoom x 4)

Algorithme de correction utilisé :

Soit :

[  $P_{ij}$  le niveau de gris du pixel(i,j) de l'image initiale  
[  $P'_{ij}$  le niveau de gris du pixel(i,j) de l'image corrigée  
[  $P_{i.}$  la moyenne des niveaux de gris de la ligne j  
[  $P_{..}$  la moyenne des niveaux de gris de l'image initiale.

alors:

$$P'_{ij} = P_{ij} - P_{i.} + P_{..}$$

#### B. Rectification de la dérive radiométrique transversale:

Certains radiomètres, et notamment le DAEDALUS 10 canaux ayant servi à collecter les images dont nous disposons et à établir les simulations SPOT, induisent de fortes dérives d'amplitude du signal dans le sens transversal de l'image (axe parallèle aux lignes de balayage).

Lorsqu'on représente le signal échantillonné issu du capteur lors du survol d'une portion non polluée de la surface de la mer, on obtient ainsi des profils fortement déformés :

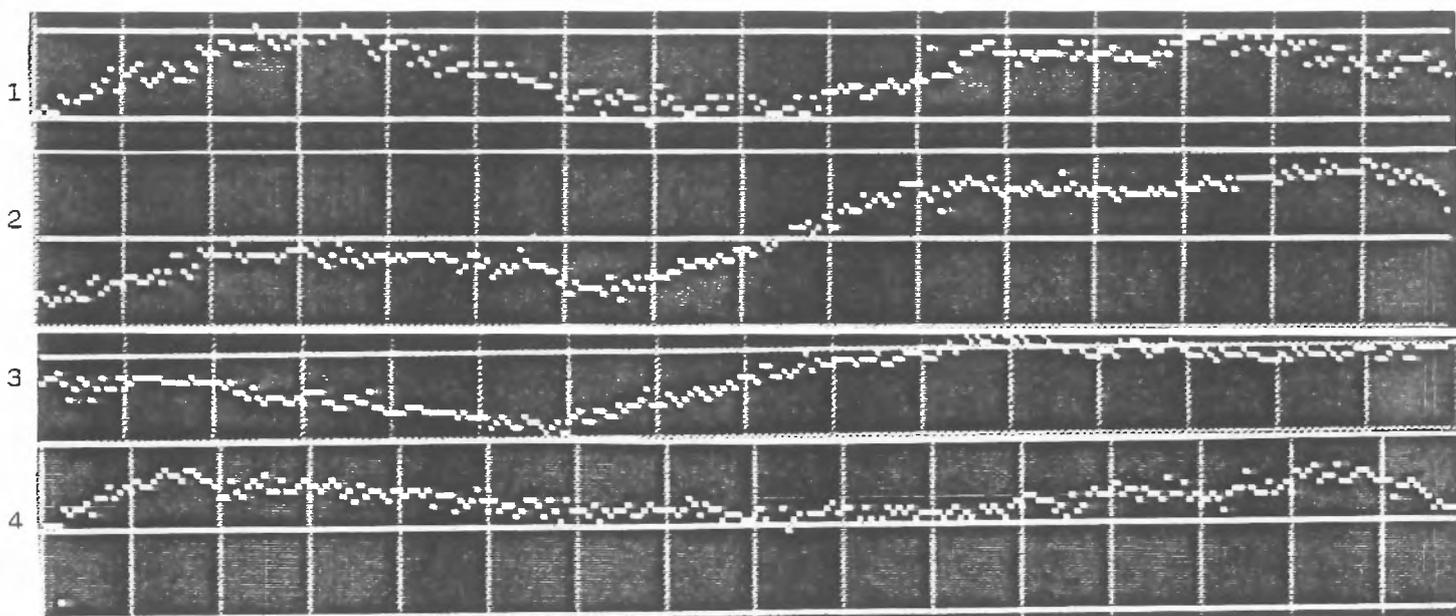


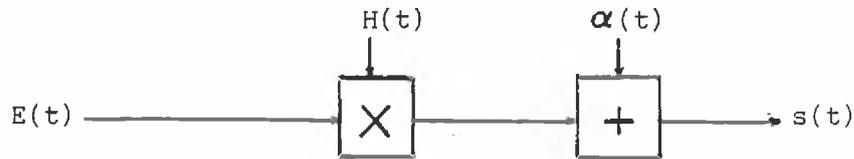
Figure 11.B) - Non stationnarité du signal radiométrique (lignes de balayage).

L'allure de ces profils moyens dépend de divers paramètres :

- orientation et élévation du soleil par rapport au radiomètre, provoquant l'asymétrie du profil n° 2,
- anamorphose transversale causant la convavité générale des profils,
- rapport vitesse sur altitude à l'origine de la différence d'amplitude entre les profils 1 et 4,
- effets de bords responsables de la "retombée" des extrémités de lignes.

Pour éliminer ces déformations systématiques sur les lignes d'image deux méthodes ont été comparées :

- La première consiste à utiliser un modèle du signal  $S(t)$  le long d'une ligne de balayage, en considérant ce dernier comme le transformé d'un signal d'entrée stationnaire  $E(t)$  par une chaîne d'acquisition introduisant un gain  $H(t)$  et un facteur de bruit additif  $\alpha(t)$  (multiplieur) :



$$S(t) = H(t) \cdot E(t) + \alpha(t)$$

La correction s'effectue, dans ce premier cas, en approximant  $H(t)$  par une cône le long d'une ligne de balayage et en divisant le signal  $S(t)$  par le gain  $H(t)$ .

- La seconde démarche consiste à réaliser un apprentissage de la courbure du profil du signal sur quelques lignes de balayage. Cet apprentissage est effectué sur une zone d'image ne contenant pas de pollution, définie interactivement par un opérateur au moyen d'un pointeur sur l'écran.

Le profil moyen, calculé sur cette fenêtre d'apprentissage, représente la déformation systématique à compenser.



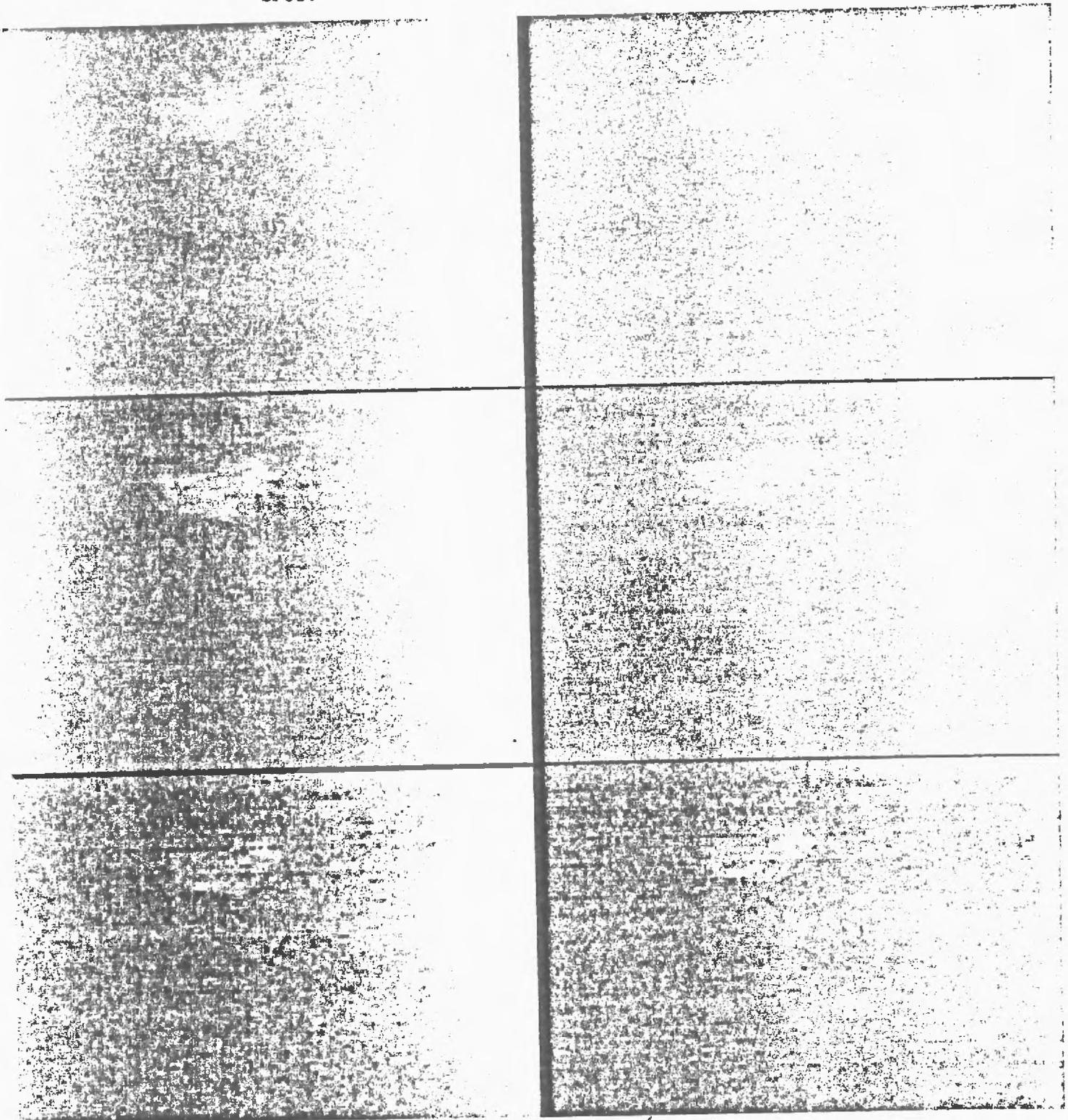
DEFORMATION D'UN PROFIL  
RADIOMETRIQUE.  
(EAU DE MER NON POLLUEE)



MEME PROFIL,  
APRES CORRECTION DE LA  
DERIVE RADIOMETRIQUE  
HORIZONTALE

Figure 11c: effet de la calibration radiométrique

Cette seconde approche a été préférée lors du prétraitement des images test, ceci pour deux raisons : le second algorithme évite les contraintes dues à l'emploi d'un modèle pour le calcul de la fonction de transformation, d'une part, et restitue, d'autre part, des profils corrigés de variance plus faible. On représente ci-dessous le résultat de cette correction sur les trois canaux XS1, XS2, XS3 d'une simulation SPOT.



Canaux bruts

canaux délimités et corrigés

Planche 3 : allure des images SPOT avant et après prétraitements.

2. Seconde étape : décorrélation des plans spectraux, renforcement des contrastes et compression de la quantité d'information par changement des axes de représentation.

Le but de cette seconde étape est de réduire la dimension des données à prendre en compte dans les étapes suivantes, et d'améliorer les performances de la classification ultérieure par la recherche de deux critères :

- 1) augmenter le contraste des différents canaux,
- 2) diminuer la corrélation entre eux.

L'optimisation du premier critère peut être réalisée par un certain nombre de transformations de l'histogramme des niveaux de gris en utilisant, par exemple, des tables de correspondance ("look-up tables") étalant la dynamique sur certaines plages de valeurs, ou par égalisation de cet histogramme, si l'on recherche à travailler sur des images d'entropie maximum.

Cette technique améliore la présentation, mais n'apporte pas plus d'information. Nous n'avons donc pas cherché à poursuivre dans cette voie.

Un autre moyen d'augmenter la dynamique des gris consiste à rechercher un nouveau système d'axes dans  $R^n$  permettant d'améliorer la représentation initiale au sens des deux critères prédéfinis.

Cette transformation dans le domaine spectral doit préserver la variance globale du nuage (c'est-à-dire le contraste), mais surtout concentrer cette variance dans un nombre de canaux restreints et décorrélés entre eux. Les images SPOT sur lesquelles nous avons travaillé, comme les images LANDSAT, présentent en effet une corrélation très forte entre les canaux Vert : XS1 et Rouge : XS2 (voir plus loin les matrices de covariance des 3 canaux SPOT établies sur les échantillons d'apprentissage - Tableau T 4).

Cette propriété de redondance de l'information portée par les deux premiers canaux devient gênante lorsqu'on superpose les 3 plans pour obtenir des compositions colorées classiques, qui sont alors très semblables à des compositions colorées à 2 canaux.

Le but du traitement suivant est d'obtenir une nouvelle base de représentation des nuages de points dans  $R^3$  pour laquelle les 3 nouveaux canaux soient le moins corrélés possible.

Deux méthodes peuvent être envisagées : l'analyse en composantes principales et la décorrélation.

a) Analyse en composantes principales :

Cette méthode consiste à projeter le nuage de points dans l'espace des  $n$  canaux originaux sur un nouveau système d'axes, centré sur le nuage, et dont les  $n$  vecteurs de base soient les axes principaux d'inertie du nuage initial (transformation de (KARHUNEN-LOEVE)).

On démontre que les vecteurs de la nouvelle base ne sont autres que les vecteurs propres de la matrice de covariance de l'image de départ.

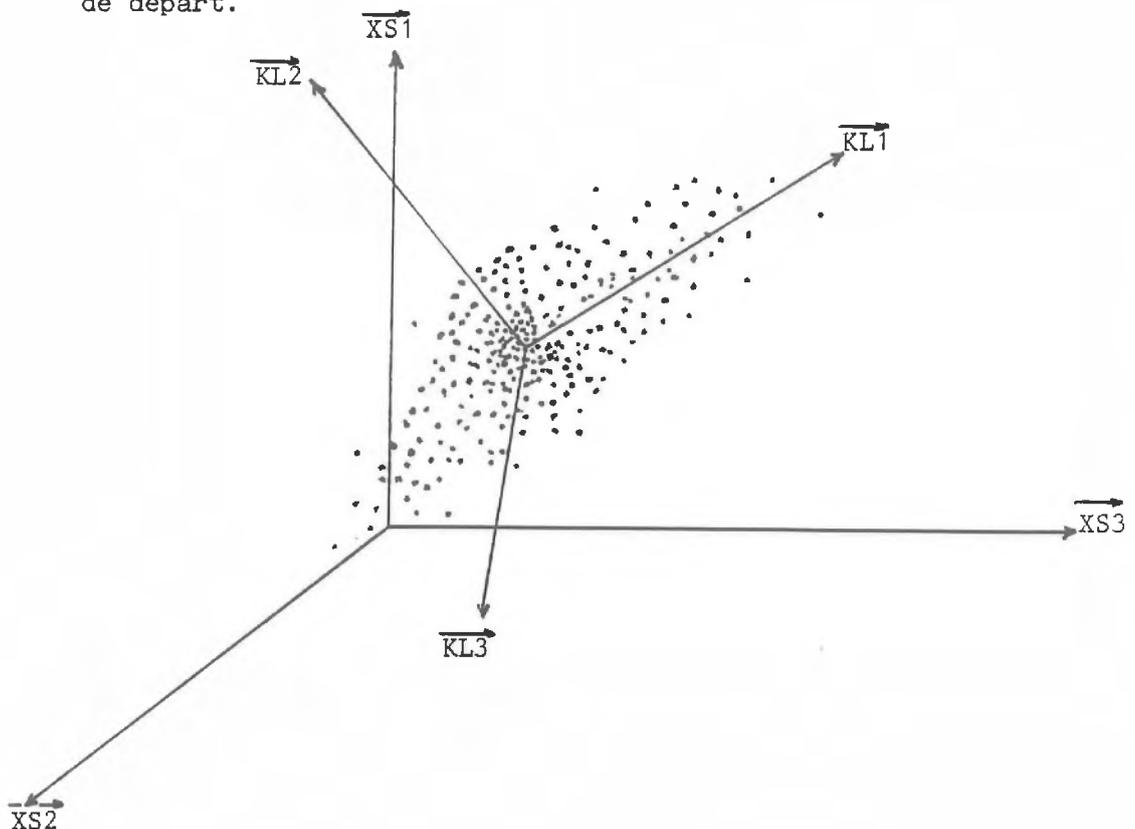


Figure 12 : Principe de la transformation de KARHUNEN-LOEVE : les nouveaux axes sont tels que la variance des distances entre projections est maximale sur chaque axe.

Le principe même de la méthode permet de concentrer un pourcentage important du contraste dans peu de canaux, et de décorréler totalement les canaux transformés :

La suite des opérations à réaliser est la suivante :

1°. Calcul de la moyenne de chaque canal

$$\mu_k = \frac{1}{N^2} \cdot \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N I_k(i,j) ; 1 \leq k \leq 3$$

2°. Calcul de la matrice de covariance :

$$\text{cov}(\text{canal } p, \text{canal } q) = \frac{1}{N^2} \cdot \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (I_q(i,j) - \mu_q) \cdot (I_p(i,j) - \mu_p)$$

3°. Calcul des valeurs et vecteurs propres de cette matrice suivi du tri des valeurs propres en ordre décroissant. la matrice donnant les coordonnées des vecteurs de la nouvelle base dans l'ancien repère est utilisée comme matrice de changement de base [M] .

4°. l'opération de projection proprement dite consiste à calculer les vecteurs des projections X' du point X dans la nouvelle base par :

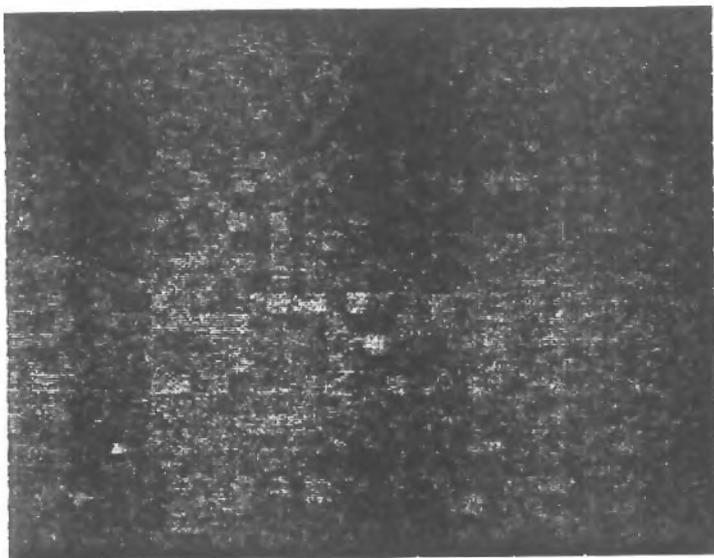
$$X' = [M] \cdot X$$

Cette opération a l'avantage d'être linéaire. Sur les images que nous avons traitées, plus de 77 % de l'information de contraste a été concentrée sur les canaux transformés 1 et 2.

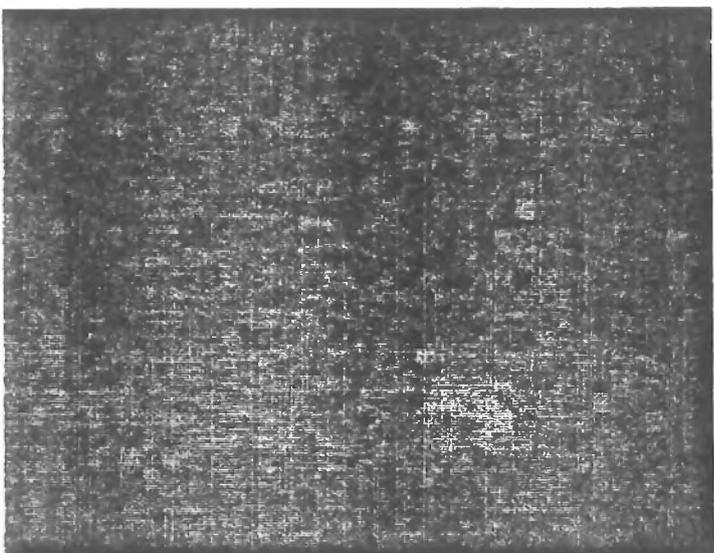
En contrepartie, l'information spécifique des différents canaux est perdue, ce qui peut parfois gêner l'interprétation. D'où la seconde méthode de traitement.



Première composante de K.L.



Seconde composante de K.L.



Troisième composante de K.L.

b) La décorrélation :

Le but de cet algorithme est de rehausser les différences entre les canaux très corrélés, et ceci à bruit constant.

Il consiste à créer deux canaux synthétiques par projection du nuage sur des vecteurs expliquant une part égale de la variance totale (ils ne sont plus orthogonaux) :

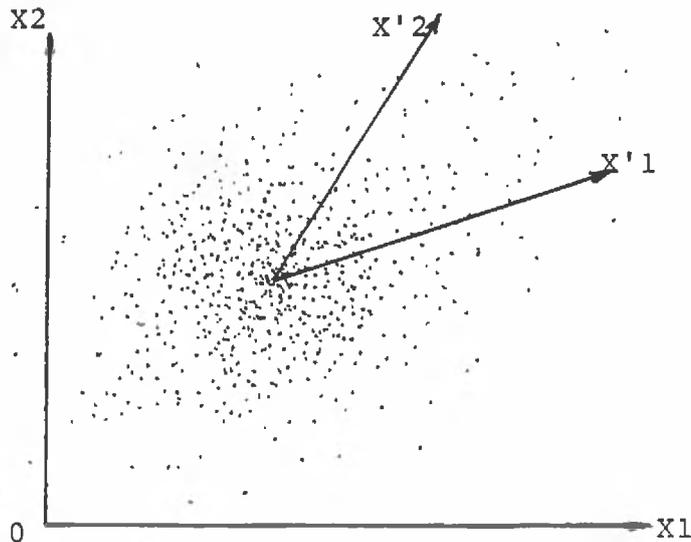


Figure 13 : Principe de la décorrélation : la variance des distances entre projections est égale sur chaque nouvel axe.

a)  $\sigma_{X'1}^2 = \sigma_{X'2}^2$  (égalité des inerties expliquées par les nouveaux axes)

b)  $\sigma_{X'1}^2 + \sigma_{X'2}^2 = \sigma_{X1}^2 + \sigma_{X2}^2$  (conservation de la variance globale)

L'opération de changement de base est ici conduite de la manière suivante :

1. Calcul de la moyenne  $\mu_i$  de chaque canal et de la matrice des covariances. Soit, dans le cas de deux canaux  $X_1$  et  $X_2$   
 $\rho = \text{cov}(X_1, X_2)$ .

2. Calcul de M, matrice de changement de base :

$$M = [m_{ij}]$$

posons :

$$\begin{cases} X_i = X_i - \mu_i \\ X'_i = \sum_j m_{ij} \cdot x_j \end{cases} \quad (I)$$

Calculons les valeurs de la variance commune  $\sigma'^2$  et de la covariance  $\rho'$  des canaux transformés :

$$\begin{cases} \sigma'^2 = \sum_j m_{ij} \cdot \sigma_j^2 + 2 m_{i1} \cdot m_{i2} \cdot \rho \\ \rho' = \sum_j m_{1j} \cdot m_{2j} \cdot \sigma_j^2 + (m_{11} + m_{22} + m_{12} \cdot m_{21}) \cdot \rho \end{cases} \quad (II)$$

en effectuant alors le changement de variables suivant :

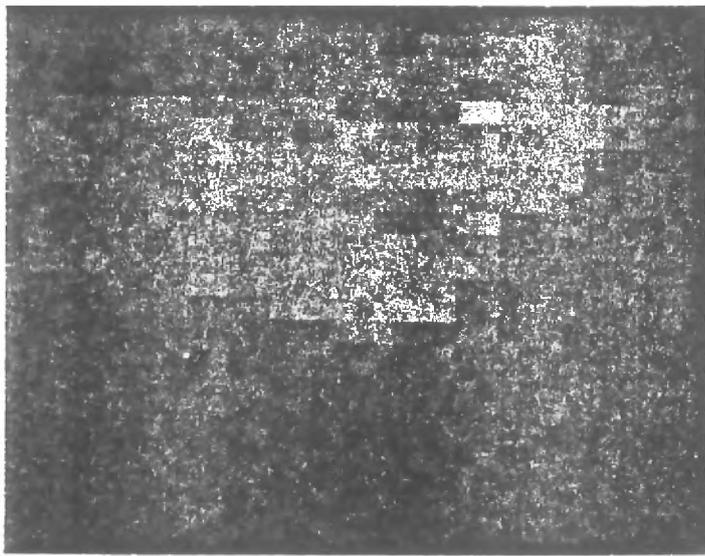
$$\begin{cases} m_{i1} = \frac{A_i}{\sigma_1} \cdot \cos \theta_i \\ m_{i2} = \frac{A_i}{\sigma_2} \cdot \sin \theta_i \end{cases} \quad (III)$$

on obtient après simplifications :

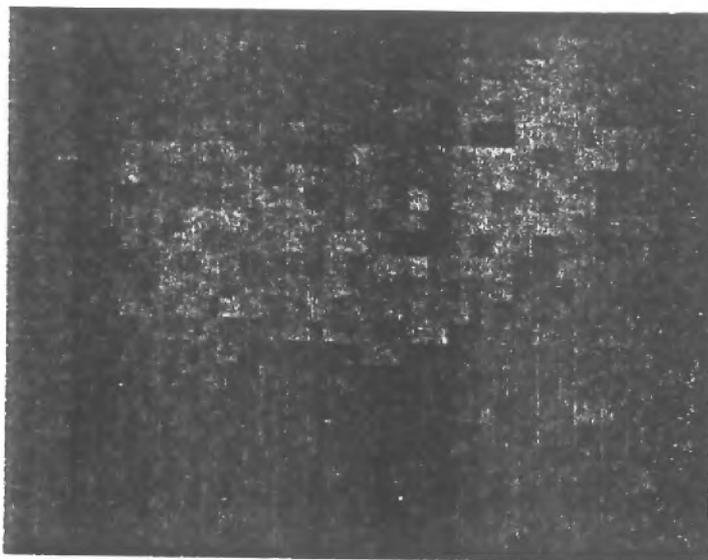
$$\begin{cases} \sigma'^2 = A_i^2 \cdot (1 + \sin 2 \rho \theta_i) \\ \rho' = A_1 A_2 \cdot (\cos (\theta_1 - \theta_2) + \rho \cdot \sin (\theta_1 + \theta_2)) \end{cases} \quad (IV)$$

$\sigma'^2$  (variance des nouveaux canaux) doit être indépendante de  $\rho$  (corrélacion des canaux de départ). Ceci entraîne, au signe près :

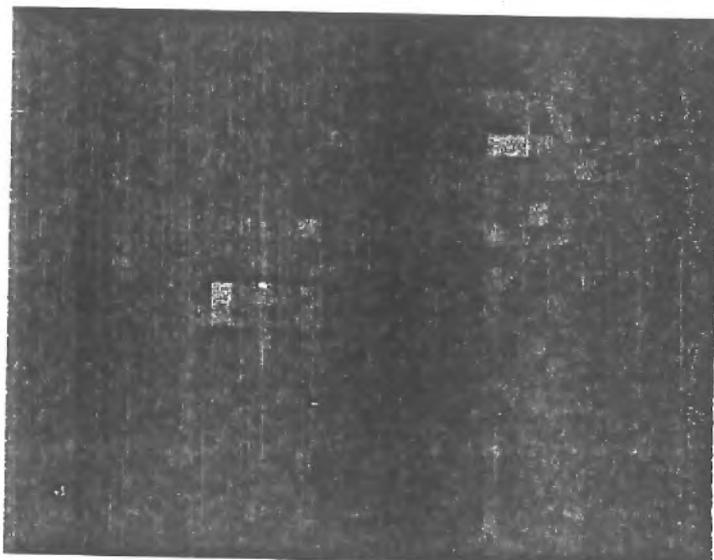
$$\begin{cases} A_1 = A_2 = A \\ \theta_1 = \frac{\pi}{2} - \theta_2 \end{cases} \quad (V)$$



Première composante  
après décorrélation



Seconde composante  
après décorrélation



Troisième composante  
après décorrélation

d'où, d'après (II) et (III), les coefficients  $m_{ij}$  :

$$\left[ \begin{array}{l} m_{i1} = \frac{A}{\sigma} \cdot \cos \theta_i \\ m_{i2} = \frac{A}{\sigma} \cdot \sin \theta_i \\ A = \left[ \frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}{2 \cdot (1 + 2 \cdot \rho \cdot \theta_1)} \right]^{1/2} \end{array} \right. \quad \text{(VI)}$$

3. Projection sur les nouveaux axes au moyen des expressions linéaires (I).

#### Choix d'une transformation

Nous avons testé les deux méthodes décrites ci-dessus sur la simulation SPOT présentée au § II.2 (que nous baptiserons, dans ce qui suit : "Image 1") et, d'autre part, sur une seconde simulation SPOT (baptisée "Image 2") non présentée au § II.2.

Les résultats de la transformation de KARHUNEN-LOEVE sont décrits par les tableaux T2 et T3 (voir ci-après). Les matrices de corrélation des 3 canaux SPOT avant et après décorrélation sont contenues dans le tableau T4.

Nous avons, enfin, présenté sur les planches P4 et P5 le résultat des projections sur les nouveaux axes (KARHUNEN-LOEVE en P5 et décorrélation en P6) afin de pouvoir comparer visuellement les images transformées.

Sur les deux images test, la transformation de KARHUNEN-LOEVE qui prend comme base les axes principaux du nuage de points dans  $R^3$  concentre respectivement 92,43 % et 96,26 % du contraste total dans les deux premiers canaux transformés. Ces résultats sur la concentration du contraste sont visibles sur les histogrammes de niveaux de gris des nouveaux canaux.

Images	Matrice de covariance de l'image multispectrale initiale			% contraste	Vecteur moyen	
1		XS1	XS2	XS3	20.66 27.82 51.52	127.21 104.47 105.82
	XS1	167.96	150.22	158.36		
	XS2	150.22	226.14	194.37		
2		XS1	XS2	XS3	39.39 32.78 27.82	74.80 45.74 27.71
	XS1	18.00	14.31	11.71		
	XS2	14.31	14.98	11.63		
	XS3	11.71	11.63	12.71		

TABLEAU T2

Images	Matrice des coordonnées des vecteurs propres			% contraste	Valeurs propres associées	
1		KL1	KL2	KL3	77.86 14.57 7.57	2.34 0.44 0.23
	XS1	- 0.59	0.45	- 0.67		
	XS2	- 0.60	0.31	0.74		
2		KL1	KL2	KL3	88.67 7.59 3.74	2.66 0.23 0.11
	XS1	- 0.57	0.64	- 0.51		
	XS2	- 0.59	0.11	0.80		
	XS3	- 0.57	- 0.76	- 0.31		

TABLEAU T3

Images	Matrices de corrélation initiales			Après décorrélation			
1		XS1	XS2	XS3	XS1	XS2	XS3
	XS1	1.00	0.77	0.60	1.00	0.26	0.49
	XS2	0.77	1.00	0.63	0.26	1.00	0.68
2		XS1	XS2	XS3	XS1	XS2	XS3
	XS1	1.00	0.87	0.77	1.00	- 0.24	0.10
	XS2	0.87	1.00	0.84	- 0.24	1.00	0.82
	XS3	0.77	0.84	1.00	0.10	0.82	1.00

TABLEAU T4

On constate, d'autre part, sur le tableau T3, que les nouveaux vecteurs de base  $KL_1$  sont quasiment identiques pour les 2 images, et que leurs composantes dans l'ancienne base sont très voisines entre elles. Ceci s'interprète en indiquant que, dans la nouvelle base, la première composante de KARHUNEN-LOEVE a l'aspect de l'image panchromatique que l'on aurait observée au moyen d'un capteur à large bande spectrale (0.5 à 0.89  $\mu$ m). (Résultat connu sur les images LANDSAT).

Les résultats obtenus d'autre part grâce à l'algorithme de décorrélation des canaux XS1 et XS2 sont les suivants :

Respectivement 78,09 % et 85,67 % du contraste total sont concentrés dans les canaux transformés XS1, XS2 de la première simulation et XS2, XS3 pour la seconde. La corrélation des 2 premiers canaux est fortement réduite : elle passe de 0.77 à 0.26 pour les canaux transformés de la première simulation et de 0.87 à 0.24 pour ceux de la seconde. Il faut également noter que la corrélation des canaux 1 et 3 est également réduite par cet algorithme : elle passe de 0.60 à 0.49 dans le premier cas et de 0.77 à 0.10 dans le second. La corrélation des canaux XS2 et XS3 reste quasiment inchangée par la transformation.

La comparaison de ces deux méthodes de transformation sur la base des résultats précédents fait apparaître une supériorité de la transformation de KARHUNEN-LOEVE pour les images de marées noires, en effet :

- Au vu des planches 4 et 5, la dynamique concentrée dans la première composante de KARHUNEN-LOEVE n'a pas d'égale sur les canaux décorrélés par la seconde méthode (la mesure donne une variance supérieure de 10 à 14 % par la méthode de KARHUNEN-LOEVE).
- La méthode de KARHUNEN-LOEVE présente un caractère optimal du point de vue de la décorrélation des plans image dans le nouvel espace de représentation.

- Il a été montré que sur les images représentant des scènes naturelles il est possible, pour un capteur donné, d'estimer correctement a priori les valeurs des composantes des vecteurs propres de la matrice de covariance, et donc d'alléger la méthodologie du calcul systématique coûteux de celles-ci.

Ceci est confirmé par la forte similitude entre les composantes des 2 premiers vecteurs propres des matrices de covariance des 2 images test mises à notre disposition (cf. tableau T3).

La transformation de K.L. peut donc être ramenée, pour un capteur et un type de scène donnés, à une simple projection sur de nouveaux axes de composantes connues. Cette opération a l'avantage d'être linéaire et de complexité  $O(n)$ .

L'ensemble de ces conclusions nous ont finalement conduit à retenir cette transformation, calculée une fois pour toutes, pour cette seconde étape du traitement.

### 3. Troisième étape : définition des classes

Cette étape du traitement a pour but de caractériser les différentes classes à séparer lors des étapes ultérieures.

Pour évaluer la position et la répartition des nuages correspondant à ces différentes classes, le Centre de Documentation de Recherches et d'Expérimentations sur les pollutions accidentelles des eaux (CEDRE) a défini, par découpage interactif sur l'écran, un certain nombre d'échantillons représentatifs des 4 thèmes étudiés sur les 2 images test, sans contrainte préalable de tailles ni de positions.

L'examen des divers échantillons révèle que certaines classes sont moins bien définies que d'autres, en raison d'effets parasites :

- pixels composites, dus au manque de résolution,
- variabilité géographique des signatures spectrales,
- inhomogénéité des thèmes naturels.

TABLEAU T5 : MOYENNES ET MATRICES DE COVARIANCES DES ECHANTILLONS

IMAGE \ THEME	EAU PURE			COUCHES MINCES D'HYDROCARBURES			COUCHES EPAISSES D'HYDROCARBURES			NAVIRES ET OBJETS FLOTTANTS		
1	$\overline{XS3} = 121.34$			$\overline{XS3} = 139.48$			$\overline{XS3} = 166.78$			$\overline{XS3} = 253.68$		
	$\overline{XS2} = 99.97$			$\overline{XS2} = 143.98$			$\overline{XS2} = 143.56$			$\overline{XS2} = 253.68$		
	$\overline{XS1} = 100.02$			$\overline{XS1} = 164.24$			$\overline{XS1} = 152.56$			$\overline{XS1} = 248.22$		
		XS3	XS2	XS1	XS3	XS2	XS1	XS3	XS2	XS1	XS3	XS2
XS3	201.16	26.37	9.21	267.77	85.83	46.56	560.62	93.18	- 5.21	222.29	222.29	215.10
XS2	26.37	47.69	6.08	85.83	121.90	84.70	93.18	61.36	7.86	222.29	222.29	215.10
XS1	9.21	6.08	31.28	46.56	84.70	131.74	- 5.21	7.86	22.02	215.10	215.10	228.24
2	$\overline{XS3} = 71.17$			$\overline{XS3} = 83.50$			$\overline{XS3} = 80.10$			$\overline{XS3} = 93.59$		
	$\overline{XS2} = 42.56$			$\overline{XS2} = 52.63$			$\overline{XS2} = 52.30$			$\overline{XS2} = 70.71$		
	$\overline{XS1} = 25.32$			$\overline{XS1} = 34.00$			$\overline{XS1} = 35.31$			$\overline{XS1} = 59.24$		
		XS3	XS2	XS1	XS3	XS2	XS1	XS3	XS2	XS1	XS3	XS2
XS3	1.57	- 0.54	0.15	1.50	- 0.06	- 1.25	2.79	0.22	- 2.20	13.60	20.70	30.74
XS2	- 0.54	1.52	0.32	0.06	0.73	0.13	0.22	1.36	- 0.05	20.70	41.91	78.13
XS1	0.15	0.32	2.07	- 1.25	0.13	4.50	- 2.20	- 0.05	6.67	30.74	78.13	164.24

IMAGES ORIGINALES

IMAGE \ THEME	EAU PURE			COUCHES MINCES D'HYDROCARBURES			COUCHES EPAISSES D'HYDROCARBURES			NAVIRES ET OBJETS FLOTTANTS		
1	$\overline{KL1} = 197.21$			$\overline{KL1} = 139.70$			$\overline{KL1} = 137.50$			$\overline{KL1} = 2.50$		
	$\overline{KL2} = 61.25$			$\overline{KL2} = 71.20$			$\overline{KL2} = 52.72$			$\overline{KL2} = 78.00$		
	$\overline{KL3} = 78.13$			$\overline{KL3} = 75.56$			$\overline{KL3} = 81.22$			$\overline{KL3} = 82.00$		
		KL1	KL2	KL3	KL1	KL2	KL3	KL1	KL2	KL3	KL1	KL2
KL1	55.72	21.91	1.98	184.49	- 12.78	9.05	109.92	89.19	- 16.67	6.25	- 5.00	7.50
KL2	21.91	48.03	- 0.8	- 12.78	73.08	- 14.65	89.19	126.09	- 11.88	- 5.00	4.00	- 6.00
KL3	- 1.98	- 0.80	24.13	9.05	- 14.65	30.65	- 16.67	- 11.88	20.06	7.50	- 6.00	9.00
2	$\overline{KL1} = 236.88$			$\overline{KL1} = 165.75$			$\overline{KL1} = 172.30$			$\overline{KL1} = 45.56$		
	$\overline{KL2} = 81.60$			$\overline{KL2} = 86.00$			$\overline{KL2} = 73.77$			$\overline{KL2} = 35.56$		
	$\overline{KL3} = 17.59$			$\overline{KL3} = 15.13$			$\overline{KL3} = 18.54$			$\overline{KL3} = 19.94$		
		KL1	KL2	KL3	KL1	KL2	KL3	KL1	KL2	KL3	KL1	KL2
KL1	26.16	12.51	2.24	24.44	27.50	6.16	36.47	33.18	5.76	2570.19	1564.89	94.09
KL2	12.51	25.88	- 1.88	27.50	78.00	9.50	33.18	117.55	13.66	1564.89	1151.60	88.21
KL3	2.24	- 1.98	28.10	6.16	9.50	14.36	5.76	13.66	20.40	94.09	88.21	8.58

IMAGES APRES TRANSFORMATION DE KARHUNEN-LOEVE

Pour chaque classe, on calcule ensuite la signature spectrale moyenne  $\mu_i$  et la matrice de covariance  $V_i$  sur les échantillons la représentant. Les résultats de cette opération sont répertoriés dans le tableau T5 contenant les signatures spectrales moyennes de chaque classe dans l'espace de départ puis dans chaque composante de KARHUNEN-LOEVE.

Ces résultats donnent une bonne idée de la séparabilité des classes dans les deux bases de représentation, et justifient la transformation de KARHUNEN-LOEVE pour améliorer cette séparabilité.

#### **4. Etape 4 : visualisation et découpage du nuage**

Nous utilisons pour visualiser la distribution des pixels autour des centres définis précédemment l'histogramme composé des deux premiers canaux de KARHUNEN-LOEVE. Cette technique de représentation permet de faire apparaître les nuages correspondant aux différents thèmes en projection plane. L'image formée contient sur les scènes maritimes et côtières jusqu'à 98 % du contraste total (Loubersac, 1981). Les nuages sont d'autant plus séparés sur l'histogramme obtenu que les canaux utilisés sont décorrélés entre eux.

La planche P6 représente les deux histogrammes composés calculés sur les 2 axes principaux d'inertie des simulations 1 et 2.

A partir de cette information bidimensionnelle, en sélectionnant les régions caractéristiques de l'histogramme 2D, soit de manière interactive (fabrication d'un masque graphique sur les nuages identifiés à l'écran), soit de manière paramétrique, en faisant l'hypothèse de fonctions densité gaussiennes, on définit chaque classe.

C'est cette seconde technique que nous avons utilisée pour effectuer le découpage des nuages obtenus et le classement des pixels à l'étape 5.

### 5. Etape 5 : classement des pixels

A partir des informations  $\mu_i$  et  $V_i$  (signatures moyennes et matrices de covariance des classes) calculées en 3/ sur les échantillons, en faisant l'hypothèse a priori que les vecteurs aléatoires  $X/C_i$  suivaient des lois gaussiennes, nous avons découpé le nuage précédent de la manière suivante :

Dans le cas Gaussien, les surfaces séparatrices (frontières) entre 2 zones connexes  $C_i$  et  $C_j$ , notées  $S_{ij}$ , sont données par :

$$X \in S_{ij} \Leftrightarrow P [ X|C_i ]. P [ C_i ] = P [ X|C_j ]. P [ C_j ]$$

où :

$$P [ X|C_i ] = \frac{1}{2\pi \cdot |V_i|^{1/2}} \cdot \exp \left( -\frac{1}{2} (X - \mu_i)^T \cdot V_i^{-1} \cdot (X - \mu_i) \right)$$

soit encore :

$$X \in S_{ij} \Leftrightarrow \exp \left( -\frac{1}{2} (X - \mu_i)^T \cdot V_i^{-1} \cdot (X - \mu_i) \right) = \alpha_{ij} \cdot \exp \left( -\frac{1}{2} (X - \mu_j)^T \cdot V_j^{-1} \cdot (X - \mu_j) \right)$$

en prenant :

$$\alpha_{ij} = \frac{|V_i|^{1/2} \cdot P [ C_j ]}{|V_j|^{1/2} \cdot P [ C_i ]}$$

et, en prenant le logarithme des deux membres :

$$X \in S_{ij} \Leftrightarrow (X - \mu_i)^T \cdot V_i^{-1} \cdot (X - \mu_i) = \beta_{ij} + (X - \mu_j)^T \cdot V_j^{-1} \cdot (X - \mu_j)$$

Dans le cas général, les séparatrices  $S_{ij}$  sont des quadriques. Dans  $R^2$ , les fonctions discriminantes sont des polynômes du second degré en  $x$  et  $y$  : elles sont donc également quadratiques.

Compte tenu des valeurs numériques  $\mu_i$ ,  $V_i$  calculées sur les échantillons et représentées sur les tableaux T5, l'on peut, grâce aux expressions précédentes, tracer les courbes séparant les différents thèmes dans l'espace des deux premières composantes de KARHUNEN-LOEVE.

Ces courbes sont représentées sur la planche P7. Les régions découpées dans  $R^2$  forment une partition de l'espace des radiométries permettant de grouper chacun des pixels dans une classe, chacune des classes représentant un thème physique : celui des échantillons d'apprentissage ayant servi à la définir.

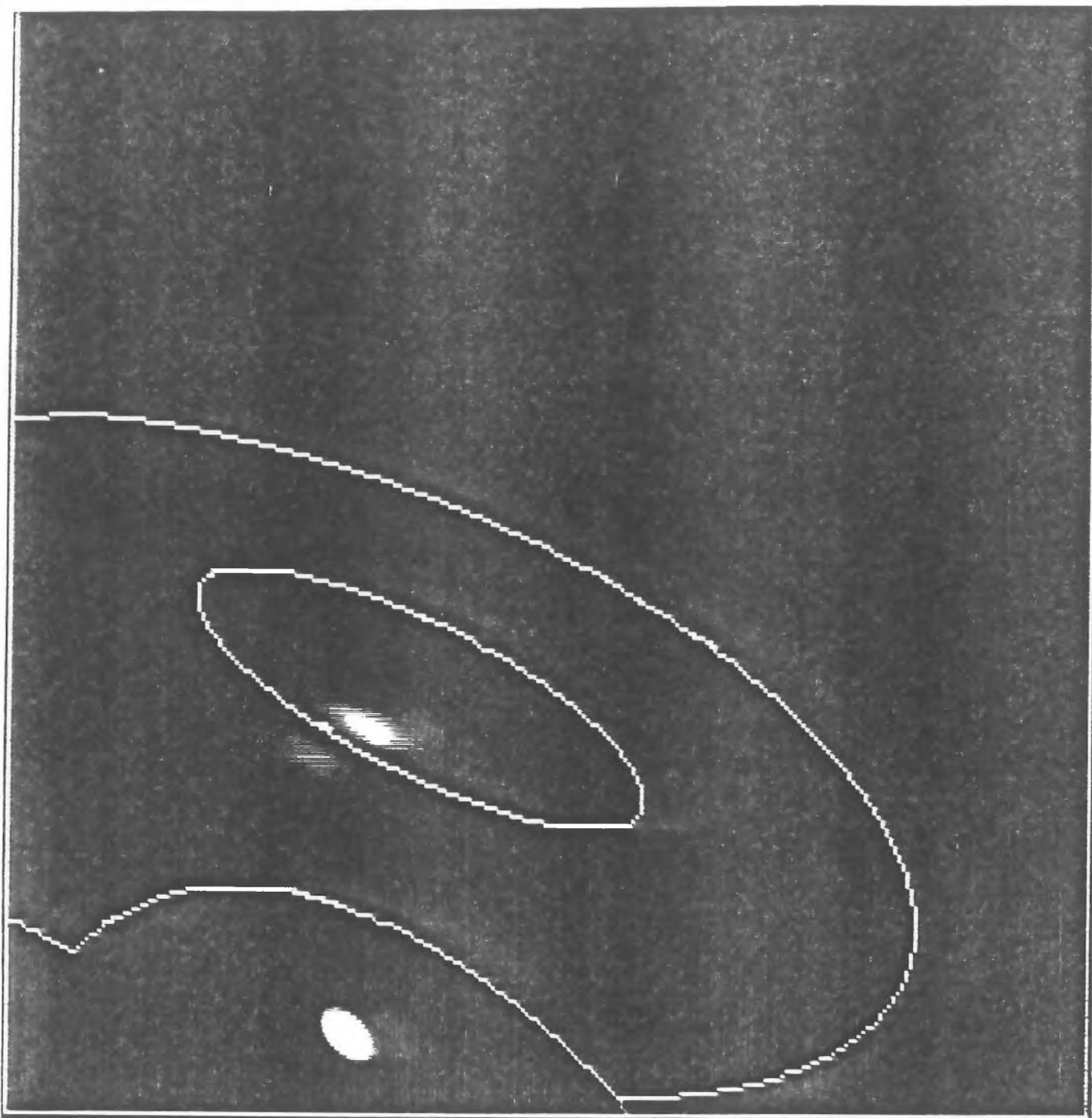
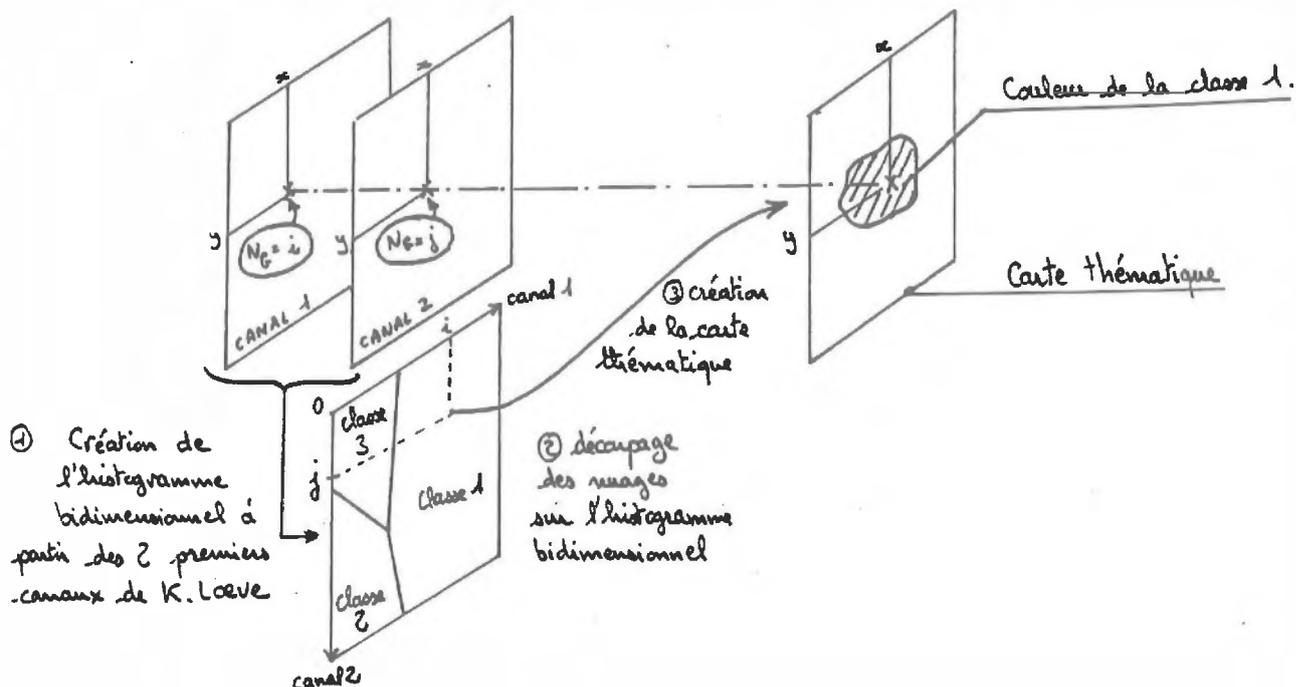


Planche 7 : Modélisation des densités de la planche P6 selon Laplace-Gauss. Vue des séparatrices des classes (traits pleins en clair).

La transformation inverse de celle ayant permis d'obtenir l'histogramme bidimensionnel est alors utilisée pour obtenir la carte thématique recherchée ('lookup table') :



A chaque classe de partition obtenue dans  $R^2$ , on attribue une couleur représentative du thème physique (ex. : bleu pour l'eau, brun pour les hydrocarbures).

Chaque point  $(x, y)$  de la carte prend la couleur de la classe à laquelle le point  $(i, j)$  de l'histogramme bidimensionnel appartient,  $i$  et  $j$  étant les teintes du point  $(x, y)$  sur les deux premières composantes de KARHUNEN-LOEVE.

Le résultat de ce traitement est présenté sur les planches P8 et P9 sur lesquelles on distingue clairement les quatre thèmes étudiés et, en particulier, les zones où l'huile est plus épaisse au sein de la nappe. Le bruit engendré par la dérive horizontale du scanner fait apparaître des zones polluées en bord d'écran, et des taches isolées. Un algorithme de régularisation structurale pourrait éliminer le second type de défauts, en tenant compte du contexte au point courant. Quant au premier, dû au type de capteur utilisé pour les simulations, on doit espérer qu'il disparaisse sur les images transmises lorsque SPOT sera réellement sur orbite.

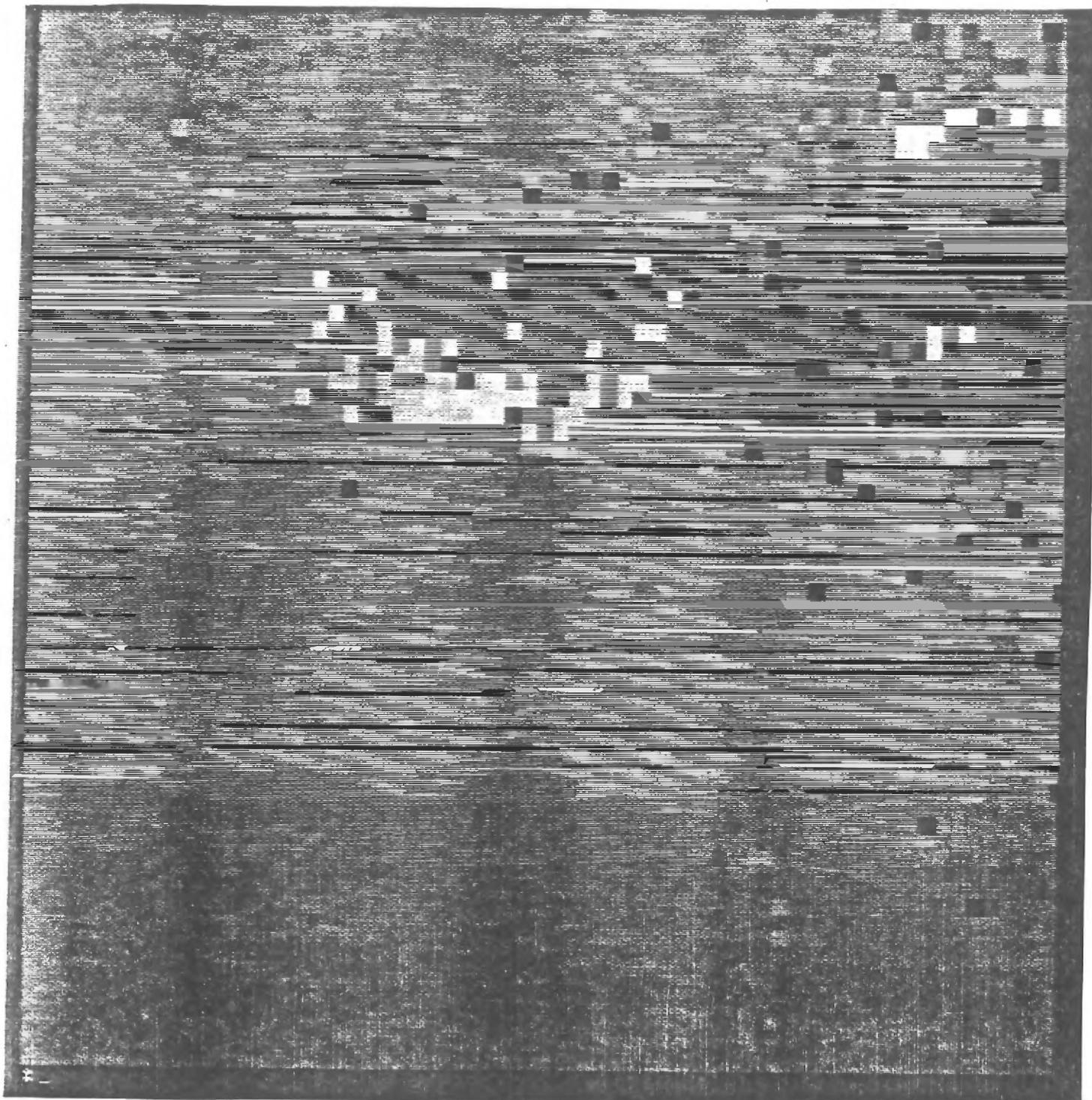


Planche 8 : Résultats de la classification (image n° 1)

- en clair : film mince d'hydrocarbures
- en gris clair : film épais d'hydrocarbures
- en gris sombre : eau pure
- en noir : points frontières incertains
- navire non représenté

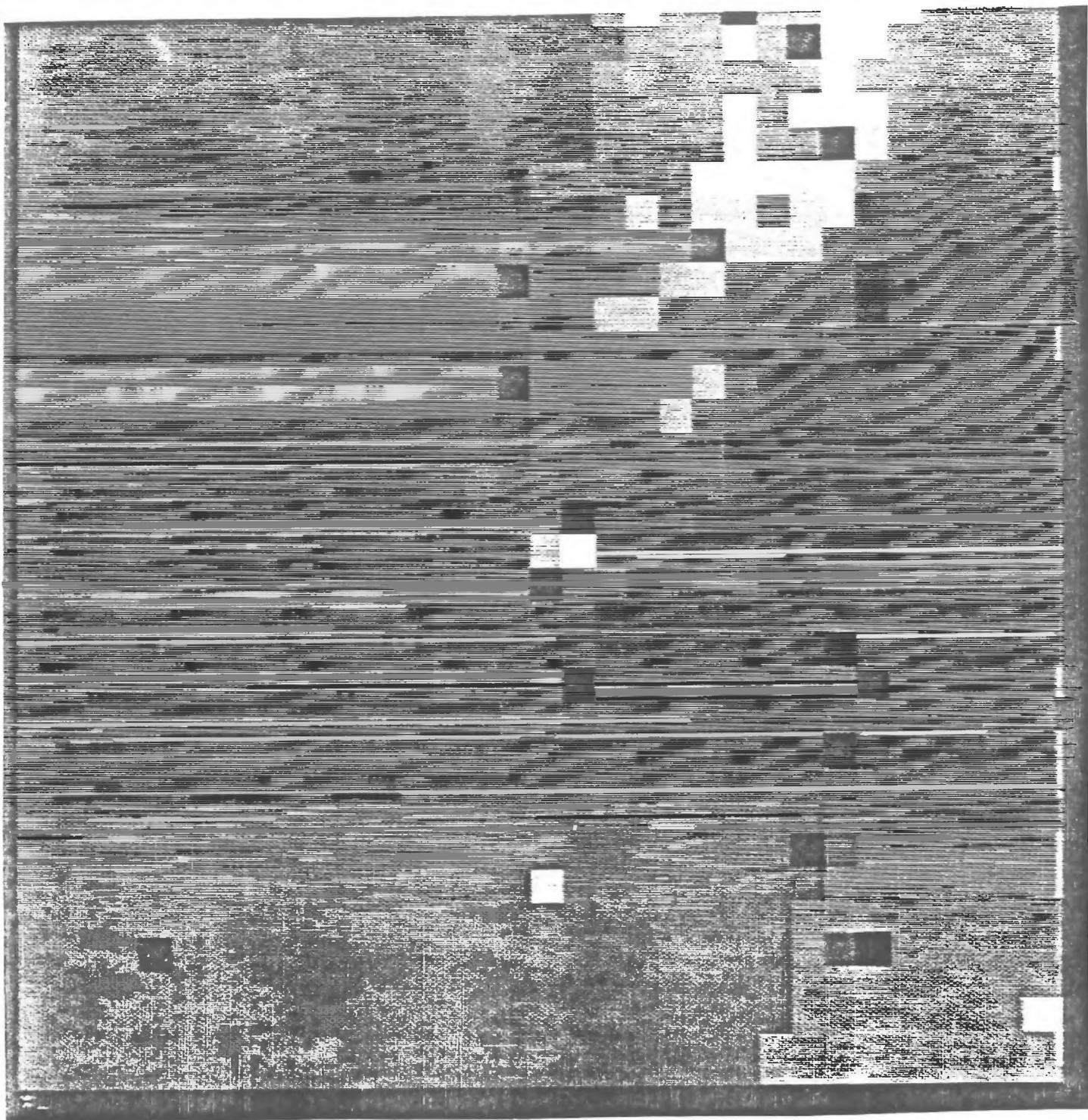


Planche 9 : Résultats de la classification (image n° 2)

- en clair : film mince d'hydrocarbures
- en gris pâle : film épais d'hydrocarbures
- en gris sombre : eau pure
- en noir : points frontières incertains
- en blanc : navire

## II.4 - FIABILITE DES CLASSIFICATIONS OBTENUES

### 1. Introduction

Le classificateur que nous venons de décrire est, comme tout classificateur, imparfait, puisqu'il existe toujours un certain nombre de pixels devant appartenir à une classe et néanmoins classés comme membres d'une autre classe. Ces erreurs sont causées par :

- des hypothèses inexactes (hypothèse de densités Gaussienne, par exemple)
- une mauvaise caractérisation des classes : les paramètres estimés pour caractériser les classes peuvent s'écarter des paramètres réels.
- une trop faible séparabilité des classes.

Pour lever le doute sur l'appartenance de chaque point à l'une ou l'autre classe, il nous est paru intéressant d'associer à chaque pixel une "note de fiabilité" exprimant le degré de confiance à accorder à son classement. Cette seconde mesure, indépendante de la mesure utilisée par le classifieur (qui n'utilise pas la même distance dans  $R^2$ ), permettra de distinguer, sur la carte thématique, des pixels appartenant sûrement à leur classe et des pixels "douteux". D'où le terme de "fiabilité" employé dans ce qui suit.

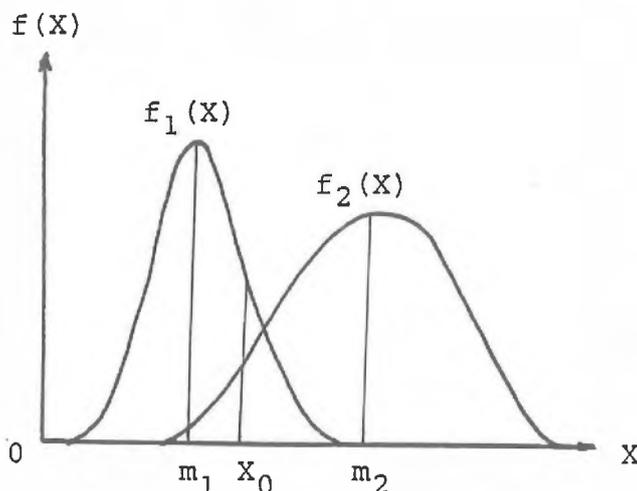
### 2. Principe de la mesure de fiabilité adoptée :

La mesure que nous décrivons ici reprend l'idée utilisée par ALVO et GOLDBERG (1981) pour mesurer la fiabilité des classifications obtenues sur les scènes LANDSAT multitemporelles : lors d'une opération de classification, les pixels devant être les mieux classés sont ceux qui voisinent le mode de leur classe dans l'espace des radiométries.

En choisissant une distance dans cet espace entre le pixel classé et le mode de la classe auquel il est associé par l'algorithme de reconnaissance, on définit donc une mesure de fiabilité pouvant discriminer, au sein de chaque classe, les pixels les mieux classés de ceux qui le sont moins bien.

Cette mesure, basée sur la proximité au mode, à la propriété importante d'indépendance vis-à-vis de la distribution des classes. Sa complexité de calcul dépend de la distance adoptée :

- Alvo et Goldberg proposent une distance calculée à partir du nombre de voisins situés à proximité du pixel et classés dans la même classe que lui. Cette distance n'est mise en oeuvre à faible coût que si l'on dispose en mémoire d'un graphe des plus proches voisins. Ce graphe peut avoir été calculé au préalable par l'algorithme de classification : ALVO et GOLDBERG utilisent à cet effet l'algorithme de KOONTZ, NARENDRA et FUKUNAGA décrit en 1976 pour segmenter les scènes LANDSAT.
- Une distance utilisable dans le problème à 2 classes est la force relative  $G$  des densités de probabilités conditionnelles au voisinage du mode et du point classé :



$$G(x_0) = \frac{f_1(x_0) / f_2(x_0)}{f_1(m_1) / f_2(m_2)}$$

Figure 16 : Problème à 2 classes. Mesure de fiabilité de la classification du pixel  $x_0$  utilisant les densités de probabilités conditionnelles.

Mais cette dernière mesure nécessite de connaître les densités pour pouvoir être calculée.

La mesure que nous proposons a l'avantage de ne pas nécessiter de connaissances a priori sur les distributions de probabilité et, à l'inverse de la distance de MAHALANOBIS utilisée pour le classement des pixels, n'utilise pas la matrice des covariances des échantillons, peu significative lorsque l'ensemble d'apprentissage contient un faible nombre d'éléments.

Dans le cas général d'un problème de classification comportant N classes, notre mesure de fiabilité sur la classification d'un pixel X sera donnée par :

$$V(X) = - \sum_{i=1}^N \frac{f(M_i)}{D_i}$$

avec :

- f(M<sub>i</sub>) ; 1 ≤ i ≤ N ; amplitudes des N modes
- D<sub>i</sub> ; distances euclidiennes de X aux modes M<sub>i</sub>; 1 ≤ i ≤ N
- (D<sub>i</sub> = 1 par prolongement analytique si X est le mode M<sub>i</sub>).

Par son expression formelle, cette mesure de fiabilité est assimilable à un potentiel 1/r (potentiel d'une particule chargée d'une charge unité dans le champ de N charges f(M<sub>i</sub>)).

Elle est bien indépendante des distributions des classes (seule des distances D<sub>i</sub> de X aux modes des N classes intervient dans le calcul de V), et la pondération par les amplitudes f(M<sub>i</sub>) exprime bien que les points ont une meilleure chance d'être bien classés qu'ils sont proches d'un mode (d'une charge) de forte amplitude.

La distance Euclidienne a été choisie parce qu'elle exprime bien, dans le cas de signaux échantillonnés, par la notion d'angle qu'elle contient, la différence entre 2 vecteurs. La loi de décroissance en 1/r du potentiel associé aux "charges" f(M<sub>i</sub>) a pour intérêt de faire décroître rapidement la fiabilité de classification lorsque la distance de X aux modes augmente. Ceci rend très peu fiables les points éloignés de tout mode.

Illustrons le principe de cette mesure de fiabilité par l'exemple du problème à 3 classes :

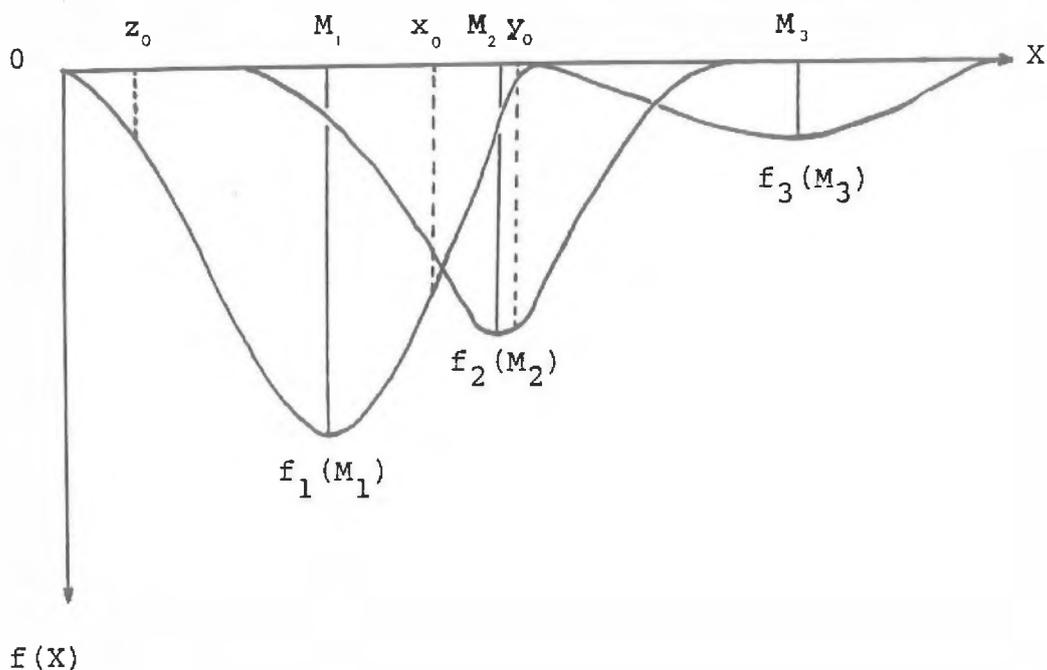


Figure 17 : illustration du principe de la mesure proposée dans le cas d'un problème à 3 classes

L'utilisation de cette mesure pour la classe définie par  $(m_2, f_2(m_2))$ , assimilée à une "cuvette de potentiel" (voir fig.17) conduit à conclure que  $y_0$  est plus sûrement classé dans la classe 2 que  $z_0$  n'est classé dans la classe 1 puisqu'il est plus proche de son mode  $M_2$  que  $z_0$  l'est de  $M_1$ .

La mesure  $V(x)$  est très souple vis-à-vis du nombre de canaux d'observation  $K$ . En revanche, elle pénalise les points situés à l'extérieur de l'enveloppe convexe des  $N$  modes de  $R^k$ . En effet, si l'on se réfère au problème à 3 classes de la figure 17, on constate que le point extrême  $z_0$  sera considéré comme moins bien classé dans la classe définie par  $f_1(x)$  que le point  $x_0$ , puisqu'il est plus éloigné du mode  $M_1$ , contrairement à ce qui est attendu. Mais ce dernier inconvénient est inévitablement lié aux méthodes utilisant comme critère la proximité aux centres des classes. Il est largement compensé par la faible complexité de calcul de  $V(x)$  (i-e  $O(n)$ ).

### 3. Résultats :

La planche 10 illustre, sous forme de courbes d'équale probabilité (équipotentiels de  $V(x)$ ), l'analyse de la fiabilité des classifications représentées sur les planches 8 et 9.

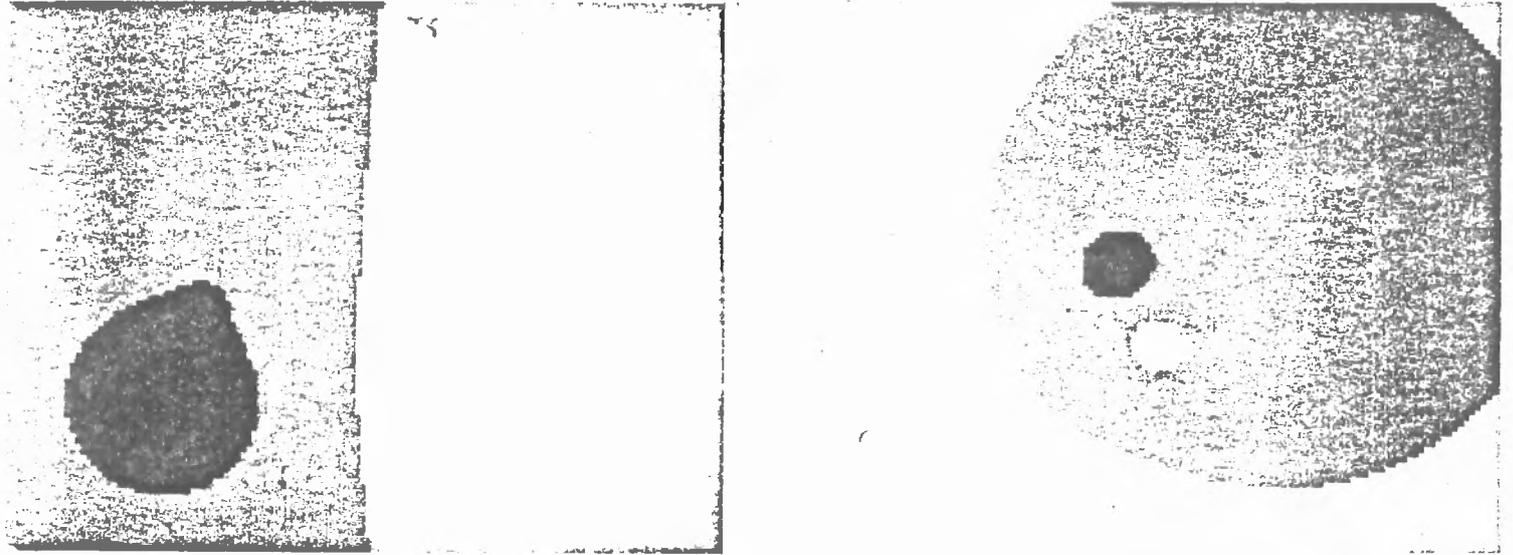


Planche 10 : Allure des équipotentiels de  $V(x)$  séparant les nuages de points classés en 5 "groupes de fiabilité"  
- à gauche :  $V(x)$  correspondant aux distributions de l'image test n° 1.  
- à droite :  $V(x)$  correspondant aux distributions de l'image test n° 2

Ces courbes équipotentiels scindent l'histogramme bidimensionnel des 2 premières composantes de KARHUNEN-LOEVE en 5 zones de fiabilités distinctes.

Cette "stratification" des histogrammes bidimensionnels permet d'effectuer les "notations" des classifications précédentes, que l'on a représentées en fig. 14 et fig. 15.

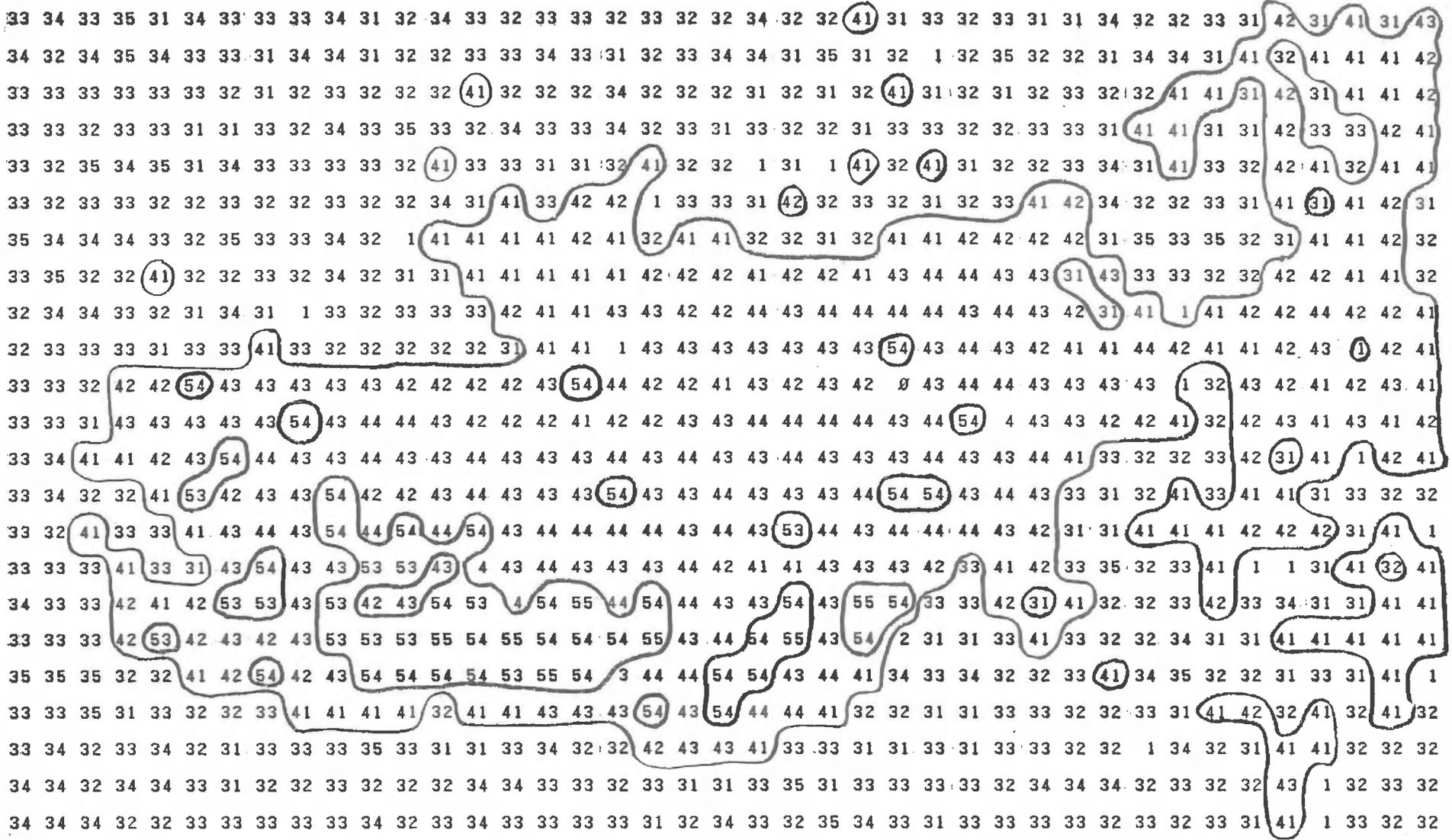


Figure 14 :  
 Carte de fiabilité  
 associée à la  
 classification de  
 la planche 8

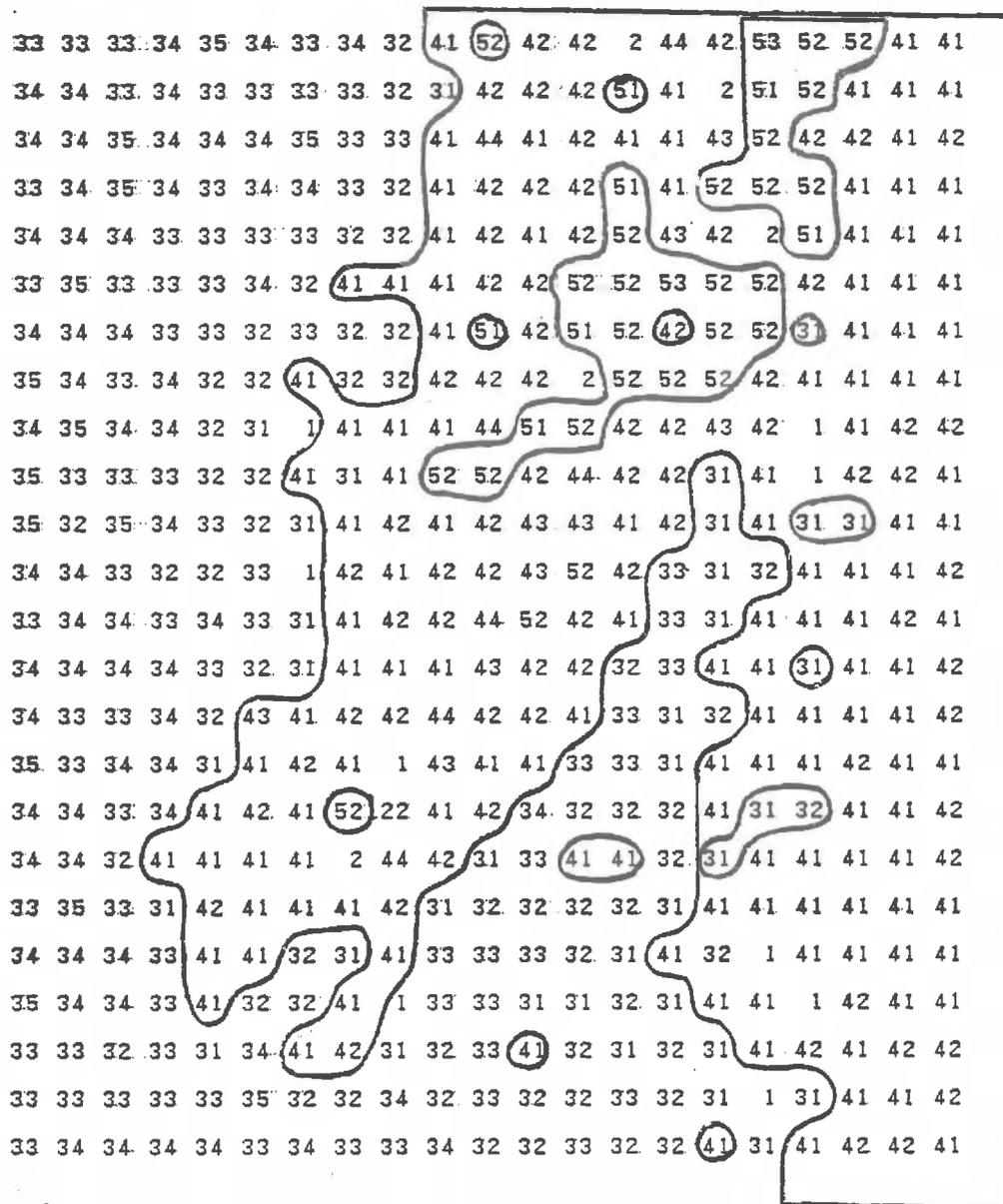


Figure 15 : Carte de fiabilité associée à la classification de la planche 9

Sur ces figures, le chiffre des dizaines représente le numéro de la classe du pixel :

- Classe 0 : pixels "frontières"
- Classe 3 : eau non polluée
- Classe 4 : hydrocarbures en films minces
- Classe 5 : hydrocarbures en films épais

(les navires ne sont pas représentés sur cette carte).

Les chiffres des unités donnent, quant à eux, la fiabilité du classement du pixel au sein de sa classe, notée de 1 (pixels douteux) à 5 (pixels sûrs).

Exemple : Un pixel (i,j) représenté par le nombre 54 sur la figure 14 est un pixel appartenant à la classe 5 ("hydrocarbures en films épais") de manière quasi certaine (valeur de fiabilité 4).

$p(i,j) = 54$

↑  
Fiabilité du classement de (i,j) dans la classe 5

↑  
numéro de classe

Cette carte permet aux navires dépollueurs de se frayer un chemin "optimal" au sein des nappes d'huiles, en cherchant à se positionner sur un nombre maximum de points "hydrocarbures épais" classés de manière certaine.

Nous donnons, sur le tableau T 19, les pourcentages de points de l'ensemble d'apprentissage bien reconnus et mal classés en fonction de la fiabilité accordée à leur classement (image test n° 1).

Bien classés		bateaux	eau pure	huiles minces	huiles épaisses
non reconnus					
Numéro de classe		X	3	4	5
nb de pixels d'apprentissage		2	50	44	42
Fiabilité de la classification	1	0	0 / 1	2 / 0	0 / 0
	2	0	5 / 0	13 / 0	0 / 1
	3	0	19 / 0	18 / 0	6 / 7
	4	0	25 / 0	9 / 2	16 / 6
	5	2 / 0	0	0	6 / 0
Total bien classés		2	49	42	28
Total non reconnus		0	1	2	14
% bien classés		100	98	95.45	66.67
% non reconnus		0	2	4.55	33.33

Tableau 19 : nombres de points bien reconnus et mal classés sur l'ensemble d'apprentissage de l'image test n° 1 ; décomposition du résultat en fonction de la note de fiabilité accordée aux classements.

## II.5 - CONCLUSION

A partir d'un premier type d'information : l'information spectrale, nous avons démontré dans ce chapitre qu'il était possible de détecter des nappes d'hydrocarbures sur la mer et de les cartographier.

Trois canaux (bandes spectrales) nous ont été nécessaires et suffisants pour pouvoir, au moyen des méthodes indiquées, distinguer 4 classes de pixels, dont 2 classes correspondent aux zones minces et aux zones épaisses des nappes d'huile.

La fréquence spatiale d'échantillonnage que nous avons estimée nécessaire et suffisante pour détecter les navires évoluant au sein de ces nappes est voisine de celle du satellite SPOT, soit : 20 mètres x 20 mètres.

La méthodologie que nous avons développée dans ce chapitre permet d'aboutir à une nouvelle représentation de l'information de départ, faisant apparaître sur une même carte les thèmes physiques reconnus et la fiabilité de la carte en chaque point. Cette nouvelle représentation permet le guidage des navires sur le chemin le plus court rencontrant le plus sûrement la plus grande masse de produits pétroliers.

Cette méthodologie est aisément généralisable aux images multispectrales de résolution plus fine (invariance vis-à-vis du facteur d'échelle, de la forme et de la connexité de l'objet) ou comportant plus de canaux avant la transformation de K.L. Sa complexité est  $O(n)$ .

Expérimentée avec succès sur 2 simulations d'images du satellite SPOT, la méthode devrait se révéler plus fiable que les méthodes habituelles, de type non supervisées (clustering dans  $R^2$ ) en raison, d'une part, de l'adjonction d'un troisième canal à l'ensemble de représentation (travail dans  $R^3$  au lieu de  $R^2$  permettant une meilleure discrimination des pixels ambigus) et, d'autre part, de la technique supervisée permettant de partir d'échantillons plus représentatifs des classes.

Il reste cependant beaucoup à faire sur le sujet. Les premiers travaux devront porter sur la qualité de la représentation finale des cartes obtenues en fin de chaîne (voir fig. 14 et fig. 15) pour permettre aux opérateurs d'avoir accès rapidement aux deux informations caractérisant chaque pixel : sa classe d'appartenance d'une part, et la fiabilité d'autre part. Plusieurs techniques peuvent être envisagées dans ce domaine : représentations en couleurs, représentations 3D...

Un autre problème à résoudre est celui de l'automatisation du tracé du chemin "optimal" (chemin sur lequel les navires dépollueurs seront guidés pour atteindre les centres épais des nappes d'huile). Certains résultats de la théorie des graphes pourraient être utilisés pour résoudre ce problème de choix de stratégie.

CHAPITRE III

DETECTION AU SEIN D'IMAGES MONOCHROMATIQUES

### III.1 - INTRODUCTION, PRESENTATION DES IMAGES TEST

Dans la méthode de classification décrite au chapitre II, le point élémentaire de l'image était caractérisé par un vecteur de mesures de  $R^N$  représentant sa signature spectrale.

A ces caractères spectraux peuvent être substitués d'autres caractères intervenant au même titre que la couleur dans l'interprétation d'une image : contours, textures, réflectances, mouvements, distance, par exemple.

Dans ce chapitre, nous nous intéresserons plus particulièrement à l'exploitation de l'information spatiale contenue dans l'arrangement local des radiométries de l'image, dite information de texture, pour tracer les cartes thématiques recherchées.

Nous utiliserons pour cela les images monochromatiques obtenues dans la bande 8-12  $\mu\text{m}$  du spectre (infrarouge thermique) au moyen d'un scanner. La planche 12 représente 2 nappes d'huile observées dans ce canal, avec une résolution spatiale de 2,5 mètres.

Sur ces images, les huiles en couches 'minces' (8  $\mu\text{m}$ ) à 'épaisses' (500  $\mu\text{m}$ ) apparaissent en "sombre" en raison de leur émissivité plus faible et des modifications des flux de chaleur océan-atmosphère à l'interface (voir BRUSSIEUX, 1984). La surface de la mer constitue le fond grisé de l'image, et les flots clairs éparpillés sur les nappes correspondent aux zones où l'huile est émulsifiée (mousses), ou bien aux ponts chauds des navires.

Ces remarques font apparaître le rôle privilégié des images obtenues dans le canal thermique, sur lequel peuvent être basées toutes les études ayant trait à la forme des nappes, leurs positions et la présence ou non en leur sein de zones émulsionnées et de navires. En revanche, ce capteur ne peut détecter les couches d'épaisseurs inférieures à la longueur d'onde utilisée de 8  $\mu\text{m}$ ,

correspondant aux couches très minces peu significatives quant au volume répandu. Cet inconvénient est compensé par le fait qu'il peut être utilisé de jour comme de nuit. C'est pourquoi lorsqu'il n'est possible d'installer qu'un seul capteur à bord d'un petit avion de surveillance (cas de notre étude), il est fait choix du scanner sensible au rayonnement infrarouge thermique. Nous dissocierons donc les images de ce canal des autres composantes spectrales pour l'étudier plus particulièrement.

Au vu des images test présentées en P 12, il est clair que l'information d'intensité (réduite, ici, à une seule valeur spectrale par pixel) ne suffit plus, en raison du fort bruit superposé aux images, pour séparer les pixels appartenant au thème "mousses" des pixels appartenant au thème "navire".

Il est donc nécessaire de chercher à séparer ces thèmes à partir de l'information contenue dans le voisinage de chacun des points : uniformité locale des niveaux de gris, détection de points frontières, texture.

Notre première démarche sera de démontrer, au moyen de plusieurs mesures, que la présence de l'huile sur la mer affecte bien la texture de l'image.

La présence/absence de l'huile étant confirmée par une variation de signature de texture, nous chercherons ensuite à utiliser l'information spatiale pour segmenter l'image et obtenir une nouvelle représentation de celle-ci sous la forme d'une carte thématique.

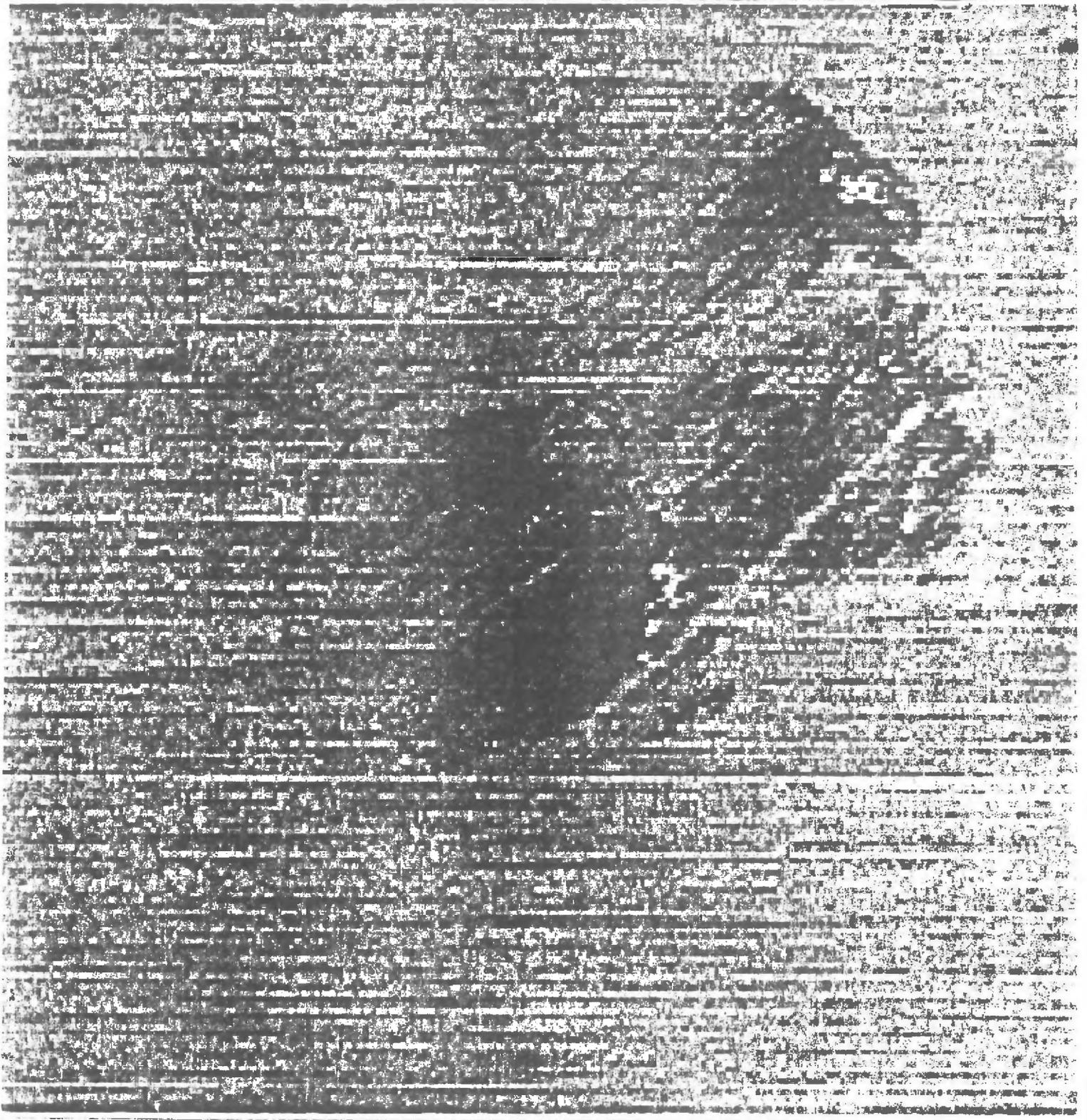


Planche 12 : Aspect de deux nappes d'hydrocarbures observées dans  
la bande infrarouge thermique  
(nappe 1)

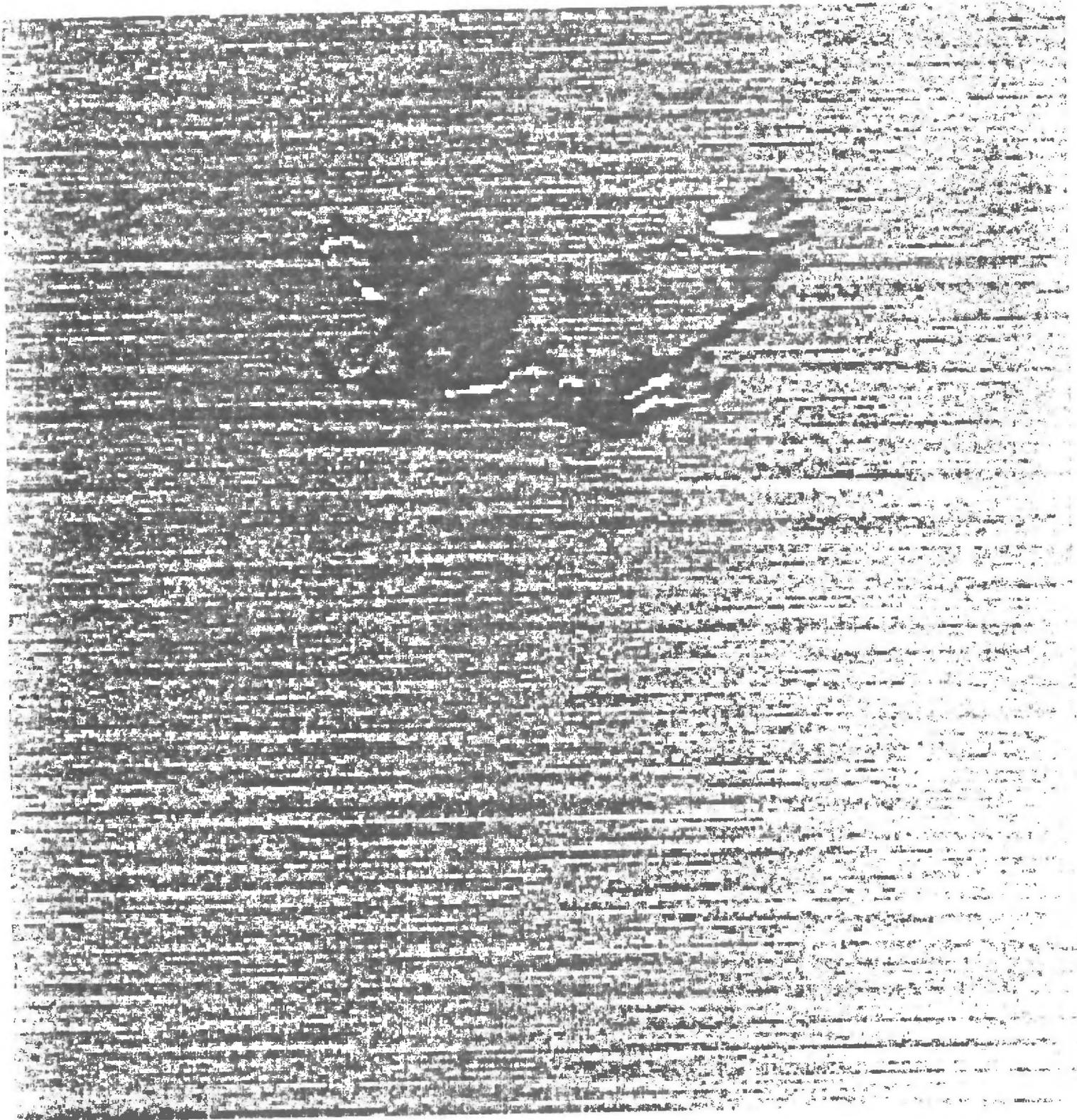


Planche 12 : Aspect de deux nappes d'hydrocarbures observées dans la  
bande infrarouge thermique  
(nappe 2)

### III.2 - TEXTURE DES TACHES

L'information de texture fait intervenir les deux notions de spatialité et de localité. Elle fut l'objet de diverses définitions depuis l'apparition du concept en photointerprétation.

R.M. HARALICK (1979) définit la texture en distinguant deux niveaux d'organisation de la "surface" d'une image : le premier concerne les primitives de teinte et leurs caractères, le second l'organisation spatiale de celles-ci. J. DESACHY (1980) étend cette définition en introduisant une notion de hiérarchie dans la caractérisation de la texture. Cette approche permet de lever l'ambiguïté des termes de "microtextures", "macrotextures" ou "structures" par l'introduction de niveaux dans la texture liés au facteur d'échelle. A. ROSENFELD (1982) étudie l'extension du concept aux images multibandes en définissant une mesure de "texture multispectrale", incluant l'information de plusieurs canaux.

Il existe deux points de vue principaux pour décrire les caractéristiques de répartition spatiale des niveaux de gris.

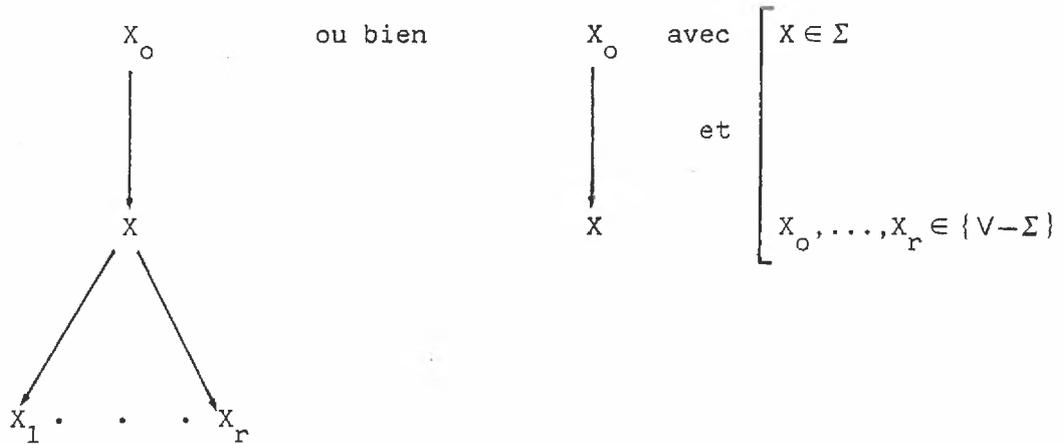
- L'approche structurelle, où la texture est considérée comme une répartition périodique ou pseudopériodique d'un motif de base pouvant être décrite par des critères topologiques ou syntaxiques.

S.Y. LU et K.S. FU étudient un modèle syntaxique pour décrire l'organisation de la surface d'une image, en se limitant au cas d'images ne comportant que 2 niveaux de gris.

La signature de texture est, pour ce modèle, une grammaire d'arbre dont les symboles terminaux sont les éléments texturaux retenus :

$G_T = (V, r, P, S)$ , grammaire définie sur  $(\Sigma, r)$  en notant :

$V$  : l'ensemble des symboles terminaux et non-terminaux  
 $\Sigma$  : l'ensemble des symboles terminaux  
 $r$  : le rang des symboles de (application de dans IN)  
 $S$  : le symbole de départ  
 $P$  : l'ensemble des règles de production, de la forme suivante



D'autres approches, également utilisées pour décrire certaines textures d'images à deux niveaux de gris consistent à étudier la corrélation de celles-ci avec des masques binaires de différentes formes appelés "éléments structurants" (SERRA, 1975). Ces méthodes, initialement développées pour résoudre des problèmes en minéralogie, ont l'avantage de mettre en valeur la forme des primitives de teintes et de détecter la régularité spatiale de leur distribution.

L'analyse structurelle des textures se révèle peu adaptée aux images de télédétection "faible échelle". La sensibilité des méthodes proposées vis-à-vis du bruit et des distorsions géométriques (malgré certaines améliorations apportées comme l'invariance en rotation) les rend quasiment inapplicables à l'analyse des scènes naturelles, relativement hétérogènes. En

revanche, elles conservent un intérêt certain lorsqu'il s'agit d'exprimer des relations de dépendance structurelle entre des formes élémentaires (parcellaire en milieu agricole, par exemple) délimitées par une étape préliminaire de regroupement (TOMITA, 1982).

- L'approche statistique, basée sur le principe qu'une texture est la réalisation d'un processus aléatoire que l'on peut décrire par ses paramètres statistiques (W.K. PRATT et O.D. FAUGERAS, 1978). Cette approche est bien adaptée à la caractérisation des textures sur les images de télédétection où les éléments de base sont suffisamment petits et les structures décrites non régulières. L'élément textural le plus généralement choisi est le pixel élémentaire et son niveau de gris (certaines méthodes sont cependant extensibles à des éléments texturaux plus complexes). Il fut enfin démontré par JULESZ (1962) qu'en prenant empiriquement l'oeil humain comme modèle de comparaison, les propriétés statistiques du premier et du deuxième ordre suffisent pour décrire une texture.

Dans ce qui va suivre, nous allons chercher à mettre en évidence le fait que les taches d'huiles sur la mer peuvent être détectées, et que leur détection par la présence de niveaux digitaux anormaux sur l'image peut être confirmée par des changements de texture. Nous passerons pour cela en revue différentes mesures, ou "signatures" de textures : mesures basées sur des transformations locales, mesures dans le plan de Fourier, mesures extraites des matrices de cooccurrences ou des différences de niveaux de gris.

### III.2.1. Transformations locales

La présence ou l'absence d'un objet sur un fond peut être détectée par les variations locales de luminosité le long de ses bords. Ces variations de luminosité peuvent être décrites, en amplitude et/ou en direction, par des opérateurs locaux simples à mettre en oeuvre (convolution sur un voisinage). La détection est ensuite réalisée par seuillage : à titre d'exemple, citons les travaux de LAPORTE (1983) où les pixels frontières sont mis en évidence par seuillage de l'écart type local. Les régions de l'image sont ensuite construites à partir de leurs frontières.

Sur les thermographies de nappes d'huiles, nous avons programmé et testé 7 opérateurs de différents types pour détecter les variations locales d'homogénéité :

a) Moyenne locale :

$$I(i,j) = \frac{1}{N^2} \cdot \sum_k \sum_l I(i-k, j-l)$$

$$\left[ \begin{array}{l} N = \text{taille du voisinage utilisé et} \\ -(N-1)/2 \leq (k,l) \leq + (N-1)/2. \end{array} \right.$$

Forte atténuation du lignage et du bruit thermique du capteur.  
En contrepartie, lissage des frontières des objets.

b) Ecart type local :

$$I(i,j) = \frac{1}{N^2} \cdot \sum_k \sum_l (I^2(i-k, j-l) - \bar{I}^2)$$

où, comme précédemment :

$$\left[ \begin{array}{l} N = \text{taille du voisinage utilisé} \\ -(N-1)/2 \leq (k,l) \leq + (N-1)/2 \\ \bar{I} : \text{moyenne locale } N \times N \end{array} \right.$$

Mesure de dispersion. Met en évidence les zones de ruptures brusques : navires, mousses, sillages laissés par les navires dans l'huile. Contours cependant épais et non continus.

c) Dérivées locales :

- GRADIENT DE ROBERTS : le module du gradient donne des résultats similaires à ceux de l'écart type local : il met en évidence les bords de nappes et les sillages des navires au sein des nappes. En contrepartie, inefficacité sur les zones minces et renforcement du bruit.
- GRADIENT DE SOBEL : Analogue au précédent, il est moins sensible au bruit, en raison de la taille plus importante du voisinage utilisé (3 x 3 au lieu de 2 x 2).

d) Laplacien

Au sens d'une image numérique, le Laplacien d'une fonction

$$\text{image } f(x,y) : \Delta f = \frac{\delta^2 f}{\delta x^2} + \frac{\delta^2 f}{\delta y^2}$$

est estimé par convolution du voisinage par un opérateur dont les coefficients sont obtenus d'après la formule de Taylor développée au second ordre :

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad \text{si l'on ne tient compte que des 4 voisins.}$$

ou

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{si l'on utilise les 8 - voisins.}$$

L'application de l'opérateur Laplacien à l'image de référence donne un résultat très bruité, où les navires et les zones émulsionnées sont relativement effacés, à l'inverse des résultats obtenus avec les autres opérateurs. Par contre, les déchirements internes de la nappe dans le sens du vent sont mieux mis en évidence par le Laplacien.

e) Densités de microfrontières :

Une microfrontière peut être définie comme une discontinuité de niveaux de gris au sein d'un voisinage.

Le nombre de telles discontinuités par unité de surface, obtenu par comptage des points dont l'écart type du voisinage dépasse un seuil prédéterminé, est un indicateur simple d'une variabilité spatiale plus ou moins grande des niveaux de gris. Sur les images test, la représentation de ces densités de microfrontières donne une image de fort contraste, où les zones polluées apparaissent clairement. Cependant, des zones "parasites" apparaissent partout où l'image est fortement bruitée, et également sur les bords d'écrans. Le contraste est très réduit au sein des zones ainsi isolées.

f) Indicateurs d'homogénéité :

A. ROSENFELD (1980) mesure l'aspect "lisse" ou "grossier" d'une texture au moyen d'une signature  $M(i,j)$  calculée comme suit :

$$M(i,j) = \min(V_i, V_j)$$

$$\text{avec : } \begin{cases} V_i = a-b + b-c + d-e + e-f + g-h + h-i \\ V_j = a-d + d-g + b-e + e-h + c-f + f-i \end{cases}$$

en notant

a	b	c
d	e	f
g	h	i

le voisinage 3 x 3 du point (i,j).

(Cette mesure se généralise facilement aux voisinages 4 x 4, 5 x 5...)

L'image représentant la mesure  $M(i,j)$  appliquée aux nappes d'huile présente une faible dynamique et un aspect "poivre et sel", montrant la forte hétérogénéité des images d'essai.

En conclusion de cette étude sur les opérateurs locaux, il est à noter que sur les 7 types d'opérateurs utilisés, l'écart-type local et la densité de microfrontières sont les deux meilleurs révélateurs des variations de texture sur les nappes d'huile. Leurs résultats sont cependant très sensibles au bruit, et donc peu fiables. Pour diminuer cette sensibilité au bruit, il serait nécessaire d'utiliser des voisinages plus grands (5 x 5, voire 7 x 7) mais le coût de calcul deviendrait alors prohibitif pour une phase de prétraitement.

Nous avons donc considéré que les opérateurs locaux étaient trop peu robustes et insuffisamment performants compte tenu de leur coût algorithmique pour être mis en oeuvre avec succès sur le type d'image étudié.

### III.2.2. Mesures de textures extraites du spectre de Fourier :

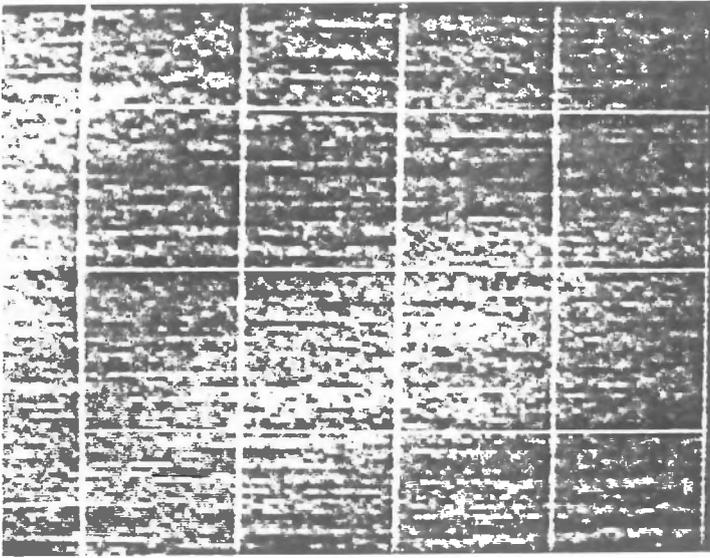
Les transformations orthogonales unitaires (Fourier, Haar, Walsh-Hadamard) donnent accès aux fréquences spatiales, et permettent donc de mettre en évidence l'aspect périodique et les directions d'ondulation préférentielles des textures.

Grâce aux spectres de Fourier, la détection d'huile sur l'eau a déjà été réalisée par WILSON (1980) en étudiant la modification de texture induite sur les images du radar à antenne synthétique émises par le satellite SEASAT (images dont la résolution spatiale est voisine de 30 mètres). WILSON remarque que le spectre de Fourier de la surface de l'eau polluée par de l'huile diffère significativement de celui d'une surface libre, mais il ne quantifie pas cette influence.

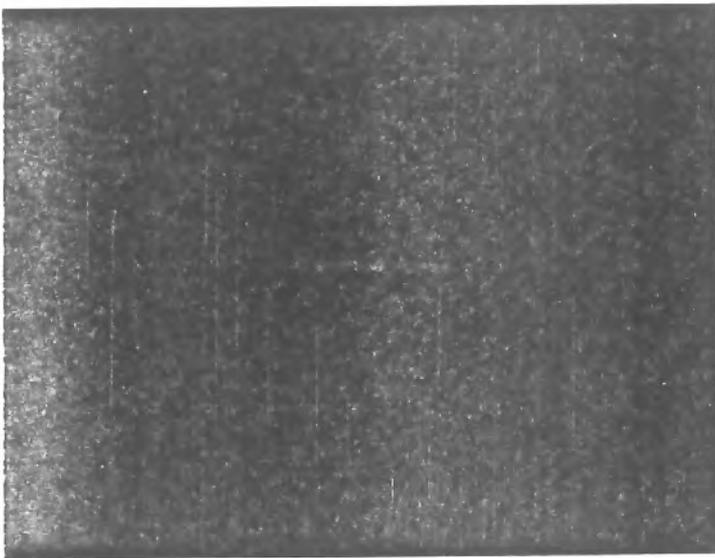
Cette remarque nous a conduit à chercher à détecter l'huile sur nos images au moyen d'une mesure de texture extraite des spectres bidimensionnels de Fourier. L'image infrarouge ne contenant pas de fréquences spatiales dues à la superposition de houles d'amplitudes et de directions diverses, à l'inverse des images radar utilisées par WILSON, les spectres de Fourier calculés sur les images mises à notre disposition sont relativement purs.

Nous représentons planche 13 les spectres de Fourier obtenus grâce à un programme de F.F.T. sur 2 sous images de taille 128 x 128 extraites de l'image de la nappe 3 (voir planche 12). La sous image dont le spectre apparaît en P 13 A) a été échantillonnée sur une zone de la surface de la mer non recouverte d'huile.

Le spectre P 13 b), à l'inverse, correspond à une zone polluée. Sur les 2 spectres présentés, l'on distingue deux axes fréquentiels principaux, perpendiculaires aux bords de l'image. Ces axes correspondent d'une part au bruit d'échantillonnage du signal radiométrique (axe horizontal) et, d'autre part, au lignage (axe vertical).

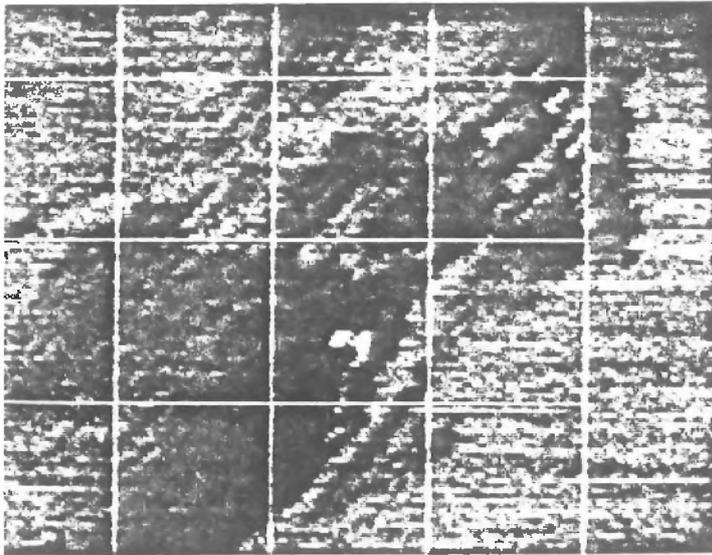


Sous-image 128 x 128  
représentant une surface  
d'eau non polluée

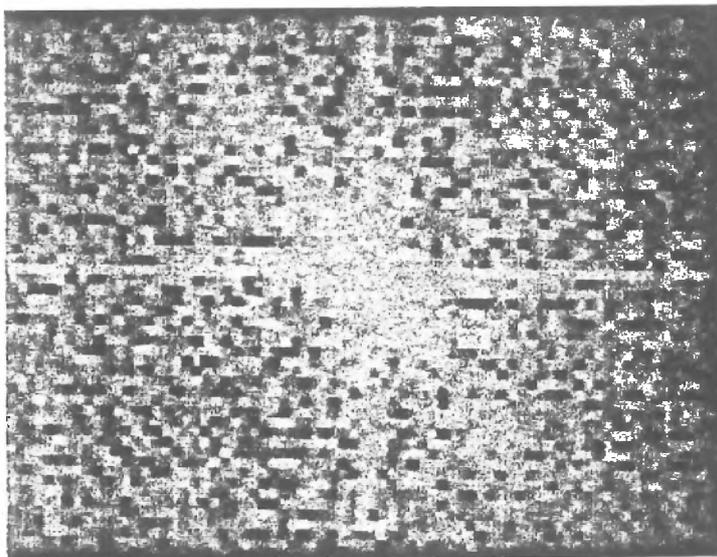


Module de la transformée de  
Fourier de cette sous-image

Planche 13 a) : Composantes fréquentielles de la surface de l'eau  
non-polluée



Sous-image 128 x 128  
représentant une surface  
contenant une nappe de  
pétrole



Module de la transformée  
de Fourier de cette  
sous-image

Planche 13 b) : Composantes fréquentielles de la surface de l'eau  
couverte de pétrole

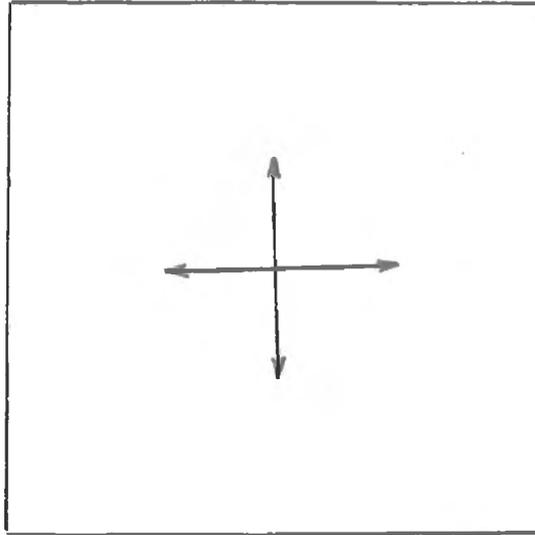


Figure 18 : Composantes fréquentielles de l'échantillonnage.

Sur le spectre P13 b) de la sous-image extraite de la zone polluée par hydrocarbures, un troisième axe oblique apparaît :

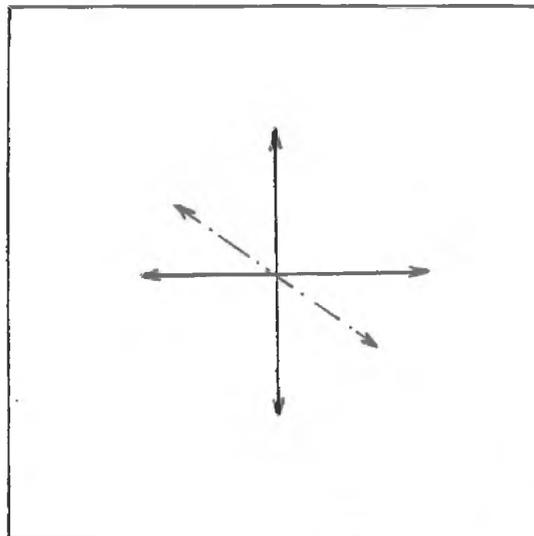


Figure 19 : Composantes fréquentielles créées par la nappe d'huile.

Le troisième "axe" exprime la présence sur la seconde sous-image de fréquences spatiales apportées par la nappe d'huile déchirée dans le sens du vent en filaments allongés. Cette structure en filaments, ou "windrows", est caractéristique de l'huile. Les photointerprètes utilisent, entre autres, la présence de ces "windrows" sur un sillage de navire pour distinguer un rejet d'huile d'une simple remontée d'eaux froides due au brassage des hélices.

Cette constatation visuelle sur la forme des spectres nous a conduits à utiliser l'échantillonnage radial et angulaire du spectre de puissance de Fourier, proposé par WESKA et ROSENFELD, pour représenter la texture de la nappe d'huile.

Cette approche sera comparée à celle des matrices de cooccurrence en niveaux de gris au § III.3.

WESKA et ROSENFELD calculent une signature de texture à 16 paramètres à partir des spectres de Fourier bidimensionnels en échantillonnant ces derniers comme suit :

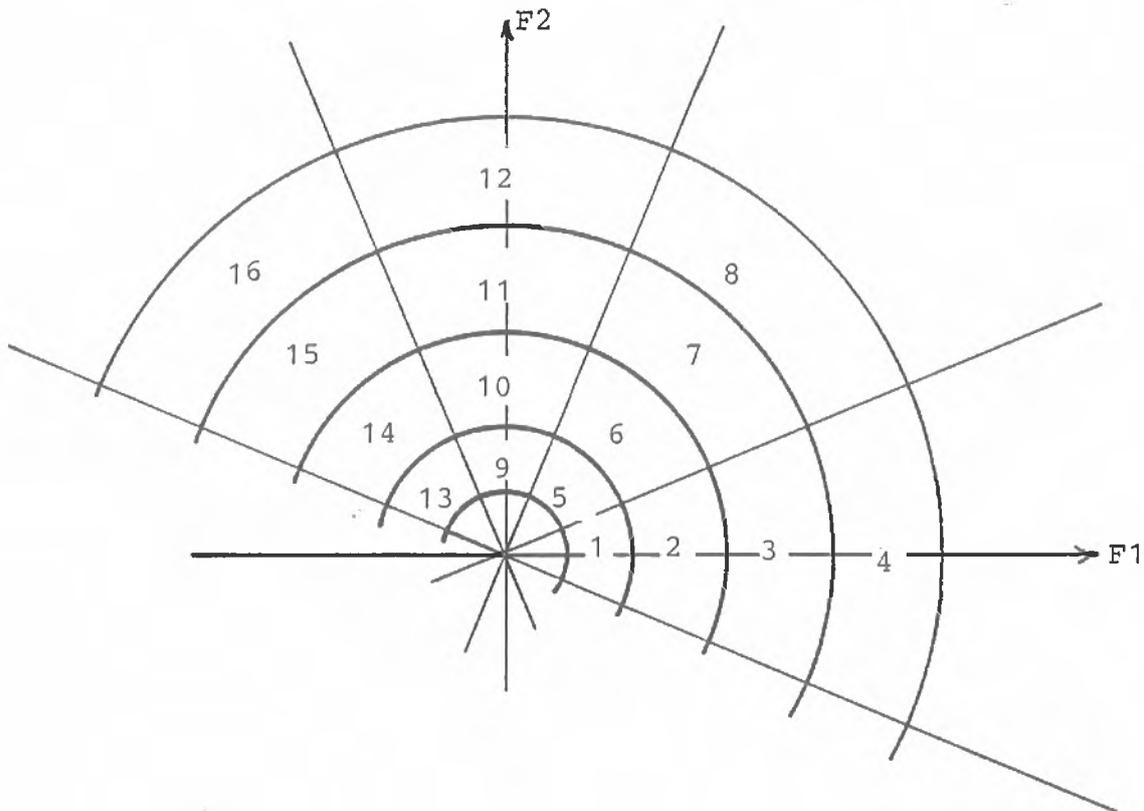


Figure 20 : Echantillonnage radial et angulaire du spectre de Fourier (WESKA et ROSENFELD, 1976).

Les mesures de textures correspondant aux valeurs de l'énergie contenue dans chacune des 16 fenêtres de la figure 20 sont données par :

$$M(r_1, r_2, \theta_1, \theta_2) = \iint |G(f_1, f_2)|^2$$

$$\text{avec } \begin{cases} r_1^2 \leq f_1^2 + f_2^2 \leq r_2^2 \\ \theta_1 \leq \text{Arctg}(f_1 / f_2) \leq \theta_2 \end{cases}$$

pour  $(r_1, r_2) = (2, 4) ; (4, 8) ; (8, 16) ; (16, 32)$

et  $(\theta_1, \theta_2) = \theta \pm 22,5 ; \theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ .

on obtient donc 16 paramètres  $(M_1, M_2, \dots, M_{16})$ .

Dans le cas des images de marées noires, l'échantillonnage du plan de Fourier dans les 4 directions  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$  est redondant. En effet, nous avons vu que les composantes fréquentielles apportées par l'huile ont pour origine le déchirement de celle-ci en filaments ("windrows") dans le sens du vent, indiqué par les navires présents sur le site. La seule direction  $\theta$  à échantillonner est donc la direction orthogonale à celle du vent, soit, pour l'exemple choisi,  $\theta = 135^\circ$  :

Pour quantifier la texture, nous avons donc utilisé l'échantillonnage de WESKA et ROSENFELD dans une seule direction :  $\theta = 135^\circ$ , et pour les valeurs du couple  $(r_1, r_2)$  suivantes :

$(r_1, r_2)$	Période spatiale équivalente ( $\lambda$ )	
	en pixels	en mètres
(4,4)	16	40,0
(5,5)	13	32,5
(6,6)	11	27,5
(7,7)	9	22,5
(8,8)	8	20

Pour obtenir un nombre d'échantillons représentatif, nous avons découpé les 2 zones présentées en P13 A) et P13 B) en 18 sous-images 128 x 128 partiellement recouvrantes (voir les grilles superposées aux images), dont nous avons échantillonné les spectres de Fourier après FFT selon la méthodologie décrite ci-dessus.

Parmi ces 18 sous-images, 9 recouvrent le domaine pollué et 9 les zones maritimes non polluées. La répartition spatiale des 9 sous-fenêtres de chaque thème fut réalisée de manière régulière comme suit :

a	b	c	d
1	2	3	
e	f	g	h
4	5	6	
i	j	k	l
7	8	9	
m	n	o	p

Figure 21 : répartition des sous-fenêtres:

Fenêtre 1 = Quadrants (a,b,e,f)

" 2 = " (b,c,f,g)

" 3 = " (c,d,g,h)

" 4 = " (e,f,i,j)

" 5 = " (f,g,j,k)

" 6 = " (g,h,k,l)

" 7 = " (i,j,m,n)

" 8 = " (j,k,n,o)

" 9 = " (k,l,o,p)

(1 sous-fenêtre = 4 quadrants partageant celle-ci en blocs recouvrants)

Les mesures de texture tirées des spectres de Fourier de chacune de ces 18 sous-fenêtres sont regroupées dans les tableaux T6 et T7. Pour chaque thème, on calcule ensuite les signatures de texture moyennes sur l'ensemble des sous-fenêtres, dans le but d'analyser leur pouvoir de discrimination. (tableau T8)

Analyse des résultats :

La mesure de texture proposée rend effectivement compte de la présence d'huile sur l'eau : pour la fréquence spatiale  $r = 6$  ( $\lambda = 11$ ), correspondant à l'écartement moyen des linéaments d'huile sur la mer, on enregistre une variation de l'énergie du signal correspondant à 4.43 écarts-types du bruit de mesure.



Thème 1 (eau) ( $\theta = 135^\circ$ )	r = 2	r = 3	r = 4	r = 5	r = 6
Image 1	175	168	146	135	130
Image 2	180	142	153	148	100
Image 3	172	152	146	132	120
Image 4	189	157	128	128	131
Image 5	187	139	156	151	111
Image 6	182	153	149	145	127
Image 7	176	137	145	132	146
Image 8	185	150	142	142	134
Image 9	179	158	157	145	147

Thème 2 (huile) ( $\theta = 135^\circ$ )	r = 2	r = 3	r = 4	r = 5	r = 6
Image 10	209	186	181	176	173
Image 11	217	168	186	170	178
Image 12	207	185	170	151	179
Image 13	199	189	153	180	168
Image 14	201	196	191	163	183
Image 15	216	205	168	182	188
Image 16	181	175	164	150	164
Image 17	210	199	175	176	164
Image 18	215	198	167	190	187

Tableau 6 : Mesures de texture  
 $M(r, \theta)$  sur l'eau pure.

Tableau 7 : Mesures de texture  
 $M(r, \theta)$  sur le pétrole.

$\theta = 135^\circ$	r = 2	r = 3	r = 4	r = 5	r = 6
Thème 1 (eau)	$\mu_1 = 180.66$ $\sigma_1 = 5.7$	$\mu_2 = 150.7$ $\sigma_2 = 10.0$	$\mu_3 = 146.9$ $\sigma_3 = 8.7$	$\mu_4 = 139.8$ $\sigma_4 = 8.2$	$\mu_5 = 127.3$ $\sigma_5 = 15.3$
Thème 2 (huile)	$\mu_1 = 206.1$ $\sigma_1 = 11.3$	$\mu_2 = 189.0$ $\sigma_2 = 12.0$	$\mu_3 = 172.8$ $\sigma_3 = 11.8$	$\mu_4 = 170.9$ $\sigma_4 = 13.8$	$\mu_5 = 176.0$ $\sigma_5 = 9.3$

Tableau 8 : Signatures de texture moyennes pour les 2 classes.

Ce résultat est confirmé par les mesures effectuées aux 4 autres longueurs d'ondes ( $\lambda = 32$ ,  $\lambda = 21$ ,  $\lambda = 16$ ,  $\lambda = 13$ ) et dans la même direction  $\theta = 135^\circ$  (direction orthogonale au vecteur vent). Pour ces fréquences spatiales, les paramètres de texture proposés permettent encore de discriminer les deux thèmes (variations de 1.3 à 2.4 écarts-types selon la longueur d'onde choisie).

Cette mesure de texture, basée sur l'échantillonnage du spectre de Fourier est donc bien adaptée à la détection d'un film d'huile sur la mer, par la modification de la répartition spatiale des fréquences qu'il induit sur les images. Une telle mesure permet de quantifier cette modification de manière précise.

La transformée rapide de Fourier est un outil de calcul très efficace, facile à mettre en oeuvre d'un point de vue matériel puisqu'il existe des versions câblées de l'algorithme : Ce type de matériel spécialisé peut effectuer la transformation d'une sous-image 128 x 128 en une fraction de seconde.

La faisabilité technique d'un lever de doute sur la présence d'huile sur l'eau par cette mesure de texture étant acquise, il reste à évaluer son efficacité relative vis-à-vis d'autres méthodes de mesure, plus complexes.

Pour ce domaine, on trouve essentiellement les mesures issues des matrices de cooccurrences de paires de niveaux de gris ou leurs dérivées du type méthode des différences. Ces mesures sont d'usage très général car elles expriment les statistiques du premier et du second ordre, suffisantes d'après JULESZ pour caractériser la texture.

On trouve également d'autres mesures, comme celle de la mesure d'isolongueurs (longueurs des segments d'égale luminosité), introduite par GALLOWAY (1974). Ces mesures, testées sur des textures naturelles du type de celles répertoriées dans la base de donnée d'HARALICK (1973), s'avèrent souvent moins performantes, ou plus adaptées à un type particulier d'images, que les mesures sur les cooccurrences.

Pour cette raison, nous ne comparerons la mesure de WESKA et ROSENFELD, décrite ci-dessus, qu'aux mesures d'HARALICK sur les matrices de cooccurences et leur restriction à une seule dimension (mesures sur les différences de paires de pixels).

### III.2.3. Mesures d'HARALICK sur les matrices de cooccurrences :

Le terme générique  $m(i,j)$  d'une matrice de cooccurrence exprime la probabilité qu'il existe une relation spatiale R déterminée a priori entre un pixel de niveau de gris i et un pixel de niveau de gris j. HARALICK extrait de ces matrices, calculées sur un domaine D de texture donnée, 14 paramètres de forme pouvant servir de signatures de cette texture.

Ces 14 mesures sont les suivantes :

posons :

$$\begin{aligned}
 m_{i.} &= \sum_{j=1}^{N_G} m(i,j) ; \text{ somme des termes de la ligne } i \\
 m_{.j} &= \sum_{i=1}^{N_G} m(i,j) ; \text{ somme des termes de la colonne } j \\
 m_{x+y}(k) &= \sum_{i+j=k} m(i,j) ; \text{ somme sur les diagonales secondaires} \\
 &\quad (k = 2, 3, \dots, 2N_G) \\
 m_{x-y}(k) &= \sum_{|i-j|=k} m(i,j) ; \text{ somme sur les diagonales principales} \\
 &\quad (k = 0, 1, \dots, N_G - 1)
 \end{aligned}$$

On définit alors les 14 paramètres suivants :

- Second Moment Angulaire :  $f_1 = \sum_{i,j} m(i,j)^2$

- Contraste :  $f_2 = \sum_{n=0}^{N_G-1} m_{x-y}(n) \cdot n^2$

- Corrélation :  $f_3 = \frac{(\sum_{i,j} i \cdot j \cdot m(i,j) - \mu_x \cdot \mu_y)}{\sigma_x \cdot \sigma_y}$

( $\mu_x, \mu_y$  = moyennes des  $m_i$  et  $m_j$ )

( $\sigma_x, \sigma_y$  = écarts-types des  $m_i$  et  $m_j$ )

- Variance :  $f_4 = \sum_{i,j} (i-j)^2 \cdot m(i,j)$

- Moment des différences inverses :  $f_5 = \sum_{i,j} m(i,j) / 1 + (i-j)^2$

- Moyenne des sommes :  $f_6 = \sum_{k=2}^{2N_G} k \cdot m_{x+y}(k)$

- Variance des sommes :  $f_7 = \sum_{k=2}^{2N_G} (k-f_6)^2 \cdot m_{x+y}(k)$

- Entropie de la somme :  $f_8 = - \sum_{k=2}^{2N_G} m_{x+y}(k) \cdot \log m_{x+y}(k)$

- Entropie :  $f_9 = - \sum_{i,j} m(i,j) \cdot \log (m(i,j))$

- Variance des différences :  $f_{10} = \sum_{k=0}^{N_G-1} (k - \mu_{x-y})^2 \cdot m_{x-y}(k)$

$$(\mu_{x-y} = \frac{1}{N_G} \cdot \sum_{k=0}^{N_G-1} m_{x-y}(k))$$

- Entropie des différences :  $f_{11} = - \sum_{i=0}^{N_G-1} m_{x-y}(i) \cdot \log m_{x-y}(i)$

- Deux mesures de corrélation de l'information :  
en notant :

$$\begin{aligned}
 HX &= - \sum_{k=0}^{N_G-1} m_{k.} \log(m_{k.}) \quad (\text{entropie des } m_{i.}) \\
 HY &= - \sum_{k=0}^{N_G-1} m_{.k} (\log(m_{.k})) \quad (\text{entropie des } m_{.j}) \\
 HXY1 &= - \sum_{i,j} m(i,j) \log(m_{i.} m_{.j}) \\
 HXY2 &= - \sum_{i,j} m_{i.} m_{.j} \log(m_{i.} m_{.j})
 \end{aligned}$$

$f_{12}$  et  $f_{13}$  sont données par :

$$f_{12} = \frac{f_3 - HXY1}{\max(HX, HY)} ; \quad f_{13} = \sqrt{1 - \exp[-2(HXY2 - f_9)]}$$

- Coefficient de corrélation maximum :

$f_{14}$  = racine de la 2ème plus grande valeur propre de Q,  
en notant  $Q = [Q(i,j)]$ ,

avec:

$$Q(i,j) = \sum_{k=1}^{N_G} (m(i,k) \cdot m(k,j)) / m_{i.} m_{.j}$$

De ces 14 paramètres, calculés sur chacune des 4 matrices de cooccurrences correspondant aux directions  $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ , et pour  $d = 1$ , HARALICK obtient une signature de texture à 28 paramètres, donnée par :

$$[\mu_1, \sigma_1, \mu_2, \sigma_2, \dots, \mu_L, \sigma_L, \dots, \mu_{14}, \sigma_{14}]$$

où l'on note :

$$\left[ \begin{array}{l} \mu_L = \text{valeur moyenne de la mesure } f_2 \text{ sur les 4 directions } 0^\circ, 45^\circ, \\ \quad 90^\circ, 135^\circ \\ \sigma_L = \text{écart type de la mesure } f_2 \text{ sur les 4 directions } 0^\circ, 45^\circ, \\ \quad 90^\circ, 135^\circ. \end{array} \right.$$

**a) Discussion :**

Certains des 14 paramètres composant la signature précédente ont une interprétation physique précise, d'autres non :

- Le second moment angulaire favorise les fortes probabilités de la distribution ; il prend une valeur minimum pour une distribution équiprobable.
- Le contraste est une mesure de l'amplitude des variations locales d'intensité.
- La corrélation donne un coefficient de ressemblance du nuage avec le modèle linéaire. Si la corrélation change de signe, la droite de régression est perpendiculaire à la diagonale principale.
- La variance mesure l'étalement des  $m(i,j)$  autour de la diagonale principale. Plus la variance est grande, plus la texture est voisine d'une texture "poivre et sel".
- Moment des différences inverses (ou homogénéité locale) : ce paramètre croît vers 1 avec la concentration de la matrice sur sa diagonale principale, c'est-à-dire avec la taille des primitives de texture. La présence de termes diagonaux non nuls renseigne en effet sur l'existence dans l'image de plages de gris uniforme, d'où le nom de ce paramètre.
- La moyenne des sommes mesure la concentration des niveaux de gris sur l'échelle 0 à  $(N_G - 1)$ .

- L'entropie est nulle pour une image uniforme, correspondant à une matrice de cooccurrences ne comportant qu'un seul terme non nul. Ce paramètre mesure le degré d'organisation du nuage. L'entropie est maximale pour une distribution équiprobable c'est-à-dire pour une matrice uniformément remplie par la valeur  $1/N_G^2$ . Le paramètre ENT vaut alors  $2 \log N_G$ .

Ces paramètres sont assez corrélés, ce qui explique qu'ils sont rarement utilisés tous ensemble.

La signature d'HARALICK est performante et présente toutes les caractéristiques souhaitables d'une bonne signature. La méthode des cooccurrences permet d'exprimer pratiquement toute l'information statistique de la distribution des niveaux de gris : luminance moyenne, dispersion, énergie, entropie et moments centrés d'ordre  $n$ . De plus, en choisissant des relations spatiales du type "points distants de  $d$ ", on déduit à partir des matrices de cooccurrences la fonction d'autocorrélation du domaine d'image étudié.

On peut donc considérer les matrices de cooccurrences comme des meilleures descriptions de la texture que les fréquences spatiales. En contrepartie, les calculs de signatures de textures sur ces matrices sont relativement longs et nécessitent un grand volume de mémoire de travail.

Le concept se généralise, en outre, au cas de primitives plus complexes : extréma locaux de luminance ou maxima locaux d'amplitude du gradient (DYER, 1980).

D'une manière générale, soit  $Q$  l'ensemble des primitives d'une image,  $T$  l'ensemble des propriétés caractérisant ces primitives et  $f$  une relation assignant à chaque primitive de  $Q$  une propriété de  $T$ . On définit alors les matrices de cooccurrences généralisées par leur élément générique :

$$P(t_1, t_2) = \frac{\#\{(q_1, q_2) \in S \mid f(q_1) = t_1 \text{ et } f(q_2) = t_2\}}{\# S}$$

(on a noté par le signe # le cardinal).

où  $S \subseteq Q \times Q$  est la relation binaire appaillant les couples de primitives vérifiant une relation spatiale  $R$  donnée.

L'élément  $P(t_1, t_2)$  est la fréquence d'occurrence relative de 2 primitives de propriétés  $t_1$  et  $t_2$  vérifiant la relation spatiale  $S$ . Cette définition élargit aux primitives quelconques le concept du § III.2.3 défini sur les paires de niveaux de gris.

**b) Problème de la taille de fenêtre d'analyse :**

Un des problèmes posés par le calcul de paramètres de texture est celui de la taille du domaine  $D$  où ils sont évalués : lorsqu'on utilise de petits domaines, les signatures de textures obtenues sont peu représentatives et les performances des classifications chutent. A l'inverse, de grands domaines s'insèrent plus difficilement dans des zones de texture uniforme, et les signatures de textures sont alors "diluées" par les contributions des différentes zones recouvertes par le voisinage.

Dans le cas particulier de l'analyse de texture par les matrices de cooccurrences, R.M. HARALICK (1973) découpe l'image étudiée (scène LANDSAT) en blocs contigus non recouvrants de taille  $64 \times 64$  sur lesquels sont calculés les divers paramètres.

Pour augmenter la "résolution spatiale de texture" J. DESACHY (1980) calcule les signatures de texture sur des sous-images se recouvrant partiellement. La méthode proposée a pour intérêt de permettre le classement de blocs de taille inférieure à la taille minimum imposée pour que les mesures restent significatives.

Dans le même but, HONG, WU et ROSENFELD (1980) calculent tout d'abord les signatures de texture sur des blocs de petite taille : 16 x 16 à 32 x 32. Pour diminuer la variabilité spatiale des résultats, conséquence de la faible taille de voisinage utilisée, les signatures sont alors ajustées au moyen d'un lissage spatial et d'un processus de relaxation. Cette méthode est toutefois plus lourde que la précédente.

CHEN et PAVLIDIS (1983) adaptent localement la taille du voisinage utilisé pour calculer les mesures de texture au moyen d'une procédure de type "Split and Merge" : les signatures sont calculées en parallèle sur une fenêtre D et sur chacune de ses 4 sous-fenêtres. Si les valeurs obtenues sur les 4 sous-fenêtres sont suffisamment proches de la signature obtenue sur l'ensemble de D, D n'est pas divisée. Sinon, D est divisée en 4. Ainsi, la taille de D est ajustée localement en fonction des propriétés de l'image. Cette méthode permet d'obtenir une segmentation à partir de l'information de texture, mais, comme la précédente, elle est relativement lourde à mettre en oeuvre.

Nous avons donc utilisé le découpage de l'image test en blocs recouvrants, proposé par J. DESACHY, dans la suite de cette étude.

### c. Mise en oeuvre expérimentale, résultats :

Afin de comparer l'approche des matrices de cooccurrences avec celle des fréquences spatiales, nous avons repris les conditions expérimentales du § III.2.2 et le découpage de la planche P 13.

Sur les 18 sous-images découpées ont été mesurés 9 paramètres de texture ; les résultats des mesures sont consignés dans le tableau T9 ci-dessous.

Thème 1 (eau) $\theta = 135^\circ$ $r = 11$	XMOY	YMOY	ECTX	ECTY	SMA ( $10^{-2}$ )	COR ( $10^{-6}$ )	ENT	HL ( $10^{-2}$ )	INER ( $10^{+3}$ )
Image 1	108	111	17.4	17.3	0.220	0.640	- 14.7	5.66	0.417
2	113	117	18.1	19.9	0.184	0.646	- 15.0	5.16	0.508
3	109	111	14.9	15.3	0.263	0.063	- 14.3	5.38	0.439
4	117	111	15.7	14.7	0.221	0.301	- 13.7	5.85	0.389
5	131	128	13.8	15.2	0.201	0.016	- 13.7	5.14	0.422
6	124	129	15.8	14.2	0.203	0.132	- 14.6	5.32	0.408
7	113	114	14.7	14.5	0.282	0.093	- 14.4	5.51	0.395
8	121	122	14.8	14.7	0.282	0.028	- 14.1	5.35	0.423
9	124	123	13.6	13.1	0.348	0.009	- 14.1	5.51	0.356

Thème 2 (huile) $\theta = 135^\circ$ $r = 11$	XMOY	YMOY	ECTX	ECTY	SMA ( $10^{-2}$ )	COR ( $10^{-6}$ )	ENT	HL ( $10^{-2}$ )	INER ( $10^{+3}$ )
Image 10	89	101	30.9	27.4	0.101	2.13	- 15.1	3.14	1.42
11	61	65	26.9	28.7	0.111	1.94	- 15.0	3.28	1.48
12	58	61	37.6	35.8	0.094	5.11	- 15.2	2.53	2.45
13	112	114	18.1	13.9	0.245	0.025	- 14.0	6.07	0.52
14	103	111	24.0	18.3	0.147	0.087	- 14.4	4.60	0.94
15	89	96	32.6	29.1	0.084	2.62	- 15.0	2.91	1.49
16	116	119	14.2	14.9	0.271	0.201	- 14.3	5.93	0.35
17	115	119	16.6	15.0	0.233	0.097	- 14.4	5.86	0.48
18	83	84	36.9	33.9	0.080	5.87	- 15.4	2.69	1.69

TABLEAU T 9 : RESULTATS DES MESURES DE TEXTURE  
SUR LES MATRICES DE COOCCURENCES

Comme dans le cas des mesures sur les 18 spectres de Fourier, nous avons consigné dans un tableau (tableau T10 ci-dessous) les signatures moyennes associées aux 2 thèmes et nous les avons comparées .

La mesure de texture la plus significative de celles que nous calculons sur les distributions est le second moment angulaire (SMA). Pour cette mesure, les signatures moyennes des deux classes sont séparées de 2.27 écarts-types. En ce qui concerne les autres mesures, nous voyons que l'inertie (INER) ainsi que l'homogénéité locale (HL) donnent des résultats semblables au second moment angulaire. L'amplitude des variations du paramètre INER (plusieurs centaines d'unités) ne sépare plus distinctement les zones, en raison de la variance importante de ce paramètre sur les régions polluées, diminuant la séparabilité des nuages ( $2.15 \sigma$ ).

On remarque, en comparant les signatures extraites des spectres de Fourier (cf. § III.2.2) et les signatures extraites des matrices de cooccurrences, que la discrimination des classes est meilleure lorsque l'on utilise le spectre de Fourier échantillonné précisément dans la direction du phénomène et à la fréquence correspondant à sa longueur d'onde. Sur les zones sélectionnées, et pour la relation spatiale  $\{\theta = 135^\circ, r = 11\}$ , l'amplitude des pics des spectres de puissance diffèrent de  $4.43 \sigma$  entre les deux populations. Les paramètres de texture SMA calculés sur les matrices de cooccurrences des deux classes ne diffèrent pour leur part que de  $2.27 \sigma$  . Les performances des signatures de texture basées sur les fréquences spatiales décroissent toutefois plus rapidement que celles tirées des matrices de cooccurrence lorsque  $\lambda$ ,  $\theta$  et la dynamique des gris varient.

$\theta = 135^\circ$ $r = 44$	XMOY	YMOY	ECTY	ECTY	SMA ( $10^{-2}$ )	COR ( $10^{-6}$ )	ENT	HL ( $10^{-2}$ )	INER ( $10^{+3}$ )
Thème 1 (eau)	$\mu_1 = 117.8$ $\sigma_1 = 7.76$	$\mu_2 = 118.4$ $\sigma_2 = 7.28$	$\mu_3 = 15.4$ $\sigma_3 = 1.52$	$\mu_4 = 15.4$ $\sigma_4 = 2.01$	$\mu_5 = 0.245$ $\sigma_5 = 0.005$	$\mu_6 = 0.214$ $\sigma_6 = 0.259$	$\mu_7 = -14.29$ $\sigma_7 = 0.44$	$\mu_8 = 5.431$ $\sigma_8 = 0.229$	$\mu_9 = 0.417$ $\sigma_9 = 0.042$
Thème 2 (huile)	$\mu_1 = 91.9$ $\sigma_1 = 21.7$	$\mu_2 = 96.9$ $\sigma_2 = 22.0$	$\mu_3 = 26.4$ $\sigma_3 = 8.7$	$\mu_4 = 24.1$ $\sigma_4 = 8.62$	$\mu_5 = 0.152$ $\sigma_5 = 0.077$	$\mu_6 = 2.009$ $\sigma_6 = 2.221$	$\mu_7 = -14.76$ $\sigma_7 = 0.48$	$\mu_8 = 4.112$ $\sigma_8 = 1.502$	$\mu_9 = 1.202$ $\sigma_9 = 0.688$

Tableau 10 : Signatures moyennes comparées des 18 matrices de cooccurrences pour chaque thème

### III.2.4. MESURES DE TEXTURES SUR LES DIFFERENCES DE NIVEAUX DE GRIS:

Ces mesures, d'applicabilité aussi générale que les cooccurences, offrent l'avantage d'être beaucoup plus rapidement calculables que celles-ci. C'est pourquoi nous les avons programmées et expérimentées, à titre de prolongement de la méthode des cooccurences, dans le cadre de cette étude.

#### a) Principe:

Comme dans le cas des matrices de cooccurences, on définit une relation spatiale R entre les paires de pixels de l'image. On calcule alors la fréquence d'apparition dans l'image d'un couple de pixels vérifiant cette relation R et dont la valeur absolue de la différence des niveaux de gris vaut i :

$$m(i) = \frac{\#\{[(x,y), (x',y')] \text{ vérifiant } R \mid |I(x,y) - I(x',y')| = i\}}{\#\{[(x,y), (x',y')] \text{ vérifiant } R\}}$$

(en notant # le cardinal de l'ensemble).

L'histogramme de cette distribution est unidimensionnel, et les paramètres de texture sont issus de mesures de formes sur ce dernier. Il s'agit ici de statistiques du premier ordre :

$$\text{CON} = \sum_{i=0}^{N_G-1} i^2 \cdot m(i)$$

- le contraste, exprimant l'amplitude des différences de luminosités locales.

$$\text{SMA} = \sum_{i=0}^{N_G-1} m^2(i)$$

- le second moment angulaire, indiquant s'il existe des différences fréquentes.

$$\text{ENT} = \sum_{i=0}^{N_G-1} m(i) \cdot \log m(i)$$
 - l'entropie, maximale pour une distribution équiprobable, mesure l'information apportée par la connaissance de la distribution.

$$\text{MOY} = \sum_{i=0}^{N_G-1} i \cdot m(i)$$
 - la moyenne, donne l'ordre de grandeur des différences rencontrées.

$$\text{IDM} = \sum_{i=0}^{N_G-1} m(i) / (1+i^2)$$
 - le moment inverse qui favorise les différences dans la mesure où elles sont fréquentes.

**b) Résultats et discussion :**

Les résultats de ces mesures sur les 18 sous-fenêtres de la figure 21, déjà utilisées pour les calculs des spectres de Fourier et des cooccurrences sont portées sur le tableau 11 ci-après :

Thème 1 (eau) $\theta = 135^\circ$ $r = 11$	CON ( $10^{+3}$ )	SMA ( $10^{-2}$ )	ENT	MOY	IDM ( $10^{-2}$ )
Image 1	0.406	5.21	- 3.19	16.2	7.56
2	0.490	4.68	- 3.30	17.7	6.74
3	0.436	5.11	- 3.24	16.7	6.96
4	0.393	5.03	- 3.23	15.7	8.44
5	0.419	4.53	- 3.33	16.4	7.03
6	0.391	4.93	- 3.28	15.7	7.51
7	0.393	4.98	- 3.25	15.9	7.12
8	0.417	4.92	- 3.26	16.4	7.34
9	0.357	5.31	- 3.19	15.3	7.35

Thème 2 (huile) $\theta = 135^\circ$ $r = 11$	CON ( $10^{+3}$ )	SMA ( $10^{-2}$ )	ENT	MOY	IDM ( $10^{-2}$ )
Image 10	1.39	2.98	- 3.76	29.8	4.20
11	1.47	2.97	- 3.77	30.5	4.56
12	2.44	2.50	- 3.99	38.1	3.71
13	4.79	4.82	- 3.34	16.5	7.84
14	0.86	3.67	- 3.61	22.3	5.98
15	1.46	2.76	- 3.84	30.8	3.85
16	0.34	5.22	- 3.19	14.8	7.88
17	0.46	4.50	- 3.35	16.9	8.16
18	1.67	2.60	- 3.90	32.6	3.80

TABLEAU T11: RESULTATS DES MESURES DE TEXTURE  
PAR LA METHODE DES DIFFERENCES .

Comme pour les 2 cas précédents (Fourier, cooccurrences), nous comparerons les signatures moyennes associées aux 2 thèmes, calculées et consignées dans le tableau ci-dessous :

$\theta = 135^\circ$ $\tau = 11$	CON	SMA	ENT	MOY	IDM
Thème 1 (eau)	$\mu_1 = 0.411$ $\sigma_1 = 0.037$	$\mu_2 = 4.980$ $\sigma_2 = 0.230$	$\mu_3 = -3.252$ $\sigma_3 = 0.047$	$\mu_4 = 16.222$ $\sigma_4 = 0.705$	$\mu_5 = 7.339$ $\sigma_5 = 0.492$
Thème 2 (huile)	$\mu_1 = 1.653$ $\sigma_1 = 1.341$	$\mu_2 = 3.551$ $\sigma_2 = 1.043$	$\mu_3 = -3.639$ $\sigma_3 = 0.283$	$\mu_4 = 25.811$ $\sigma_4 = 8.36$	$\mu_5 = 5.55$ $\sigma_5 = 1.925$

Tableau T 12 : Signatures moyennes comparées des 18 distributions des différences de gris, pour chaque thème.

Parmi ces 5 mesures, l'entropie (ENT) est le paramètre qui introduit le moins de confusion entre les zones choisies. Les centres des nuages dans  $R^5$  sont séparés par  $2.34 \sigma$  sur cet axe, et par  $2.24 \sigma$  sur l'axe correspondant à la mesure SMA. La séparabilité des nuages à partir de ces mesures est donc comparable à celle que l'on a obtenu sur les mêmes zones au moyen des matrices de cooccurrence.

L'avantage majeur de cette méthode par rapport à la précédente tient dans les temps de calcul qui sont ici bien plus courts, et dans l'espace mémoire nécessaire, bien inférieur puisqu'on étudie l'histogramme monodimensionnel des différences en niveaux de gris.

En conclusion, les mesures de textures tirées de l'histogramme des différences sont suffisantes pour séparer les deux types de zones étudiées et mieux adaptées, en raison du moindre temps de calcul qu'elles nécessitent, à la création d'images de texture.

### III.2.5. Conclusion : choix d'une mesure

Les 3 expérimentations précédentes ont montré que la présence d'huile sur l'eau pouvait être confirmée par différentes mesures sur la texture des images infrarouge de la surface de la mer.

Lorsque l'huile est donc présente, la texture devient anisotrope, et l'on observe un accroissement des fréquences spatiales dans la direction perpendiculaire à celle du vent. Ce phénomène provient du déchirement des nappes d'huile en filaments allongés, dans la direction du vent ("windrows").

Les signatures de texture, permettant de quantifier ce phénomène caractéristique de la présence de l'huile sur les images infrarouge, pourraient donc être utilisées comme un des éléments de preuve constituant un dossier d'infraction en cas de déballastage dans les eaux côtières.

Pour le type particulier de texture à mettre en évidence dans le cadre de ce travail, nous avons montré qu'il n'était pas nécessaire d'utiliser des mesures aussi puissantes que celles d'HARALICK sur les matrices de cooccurrences ni même leurs simplifications à une dimension (méthode des différences). L'échantillonnage par domaines du plan de FOURIER (méthode de WESKA et ROSENFELD) dans la direction orthogonale à celle du vent suffit pour détecter la variation de texture révélant la présence d'huile.

Le coût algorithmique d'une FFT est relativement important :  $O(n \cdot \log n)$ . Le nombre  $n$  est cependant réduit dans le cas particulier de la mesure décrite, puisqu'il suffit d'effectuer la FFT dans une seule direction du plan image. De surcroît, il est désormais possible de confier cette tâche de calcul à des processeurs de FFT câblés, dont les performances en vitesse ne cessent de s'améliorer au fur et à mesure de l'évolution technologique.

Cette signature de texture devrait se révéler fiable d'emploi en raison d'une part de la taille assez conséquente du voisinage utilisés pour le calcul (prise en compte des contributions de nombreux éléments de paysage différents) et, d'autre part, de la bonne sensibilité des mesures obtenues sur les images test (S/N = 26 dB).

### III.3 - SEGMENTATION SPATIALE DES IMAGES THERMIQUES

Au cours du paragraphe précédent, nous avons utilisé la texture pour lever le doute sur la présence/absence des objets recherchés au sein des images thermiques.

Dans ce qui suit, nous chercherons à représenter la forme de cet objet. Le résultat souhaité est une nouvelle image, où les plages homogènes apparaissent distinctes et associées à une légende thématique les identifiant à la réalité naturelle.

Nous cherchons donc à segmenter l'image initiale, c'est-à-dire à opérer une partition de celle-ci en domaines vérifiant tous individuellement une propriété d'homogénéité (précisée par un "prédicat d'uniformité", vrai sur chacun des domaines, et faux sur l'union des domaines adjacents).

Compte tenu de la nature monochromatique des images à traiter, c'est encore ici l'information spatiale qui servira de point de départ à toutes les méthodes. Nous incorporerons à cette information des connaissances a priori sur la distribution spatiale des luminosités pour améliorer encore l'algorithme final, développé en III.3.2.

#### III.3.1. Etude comparative des principales méthodes de segmentation développées pour l'imagerie thermique

##### a) Principe :

Il a été publié de nombreux articles de base relatifs à la segmentation. Deux stratégies opératoires peuvent être distinguées : les méthodes opérant par regroupement de pixels sont dites ascendantes car, partant des pixels élémentaires (bas de la hiérarchie), ces procédures fusionnent ceux-ci en cellules de niveaux hiérarchiques croissants : (BRICE et FENNEMA, 1970)

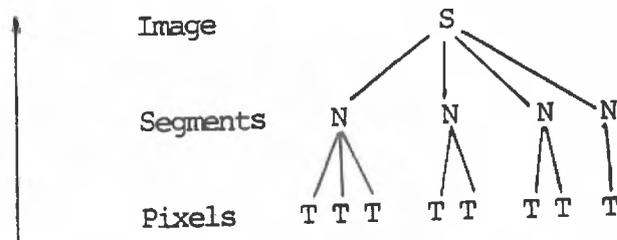
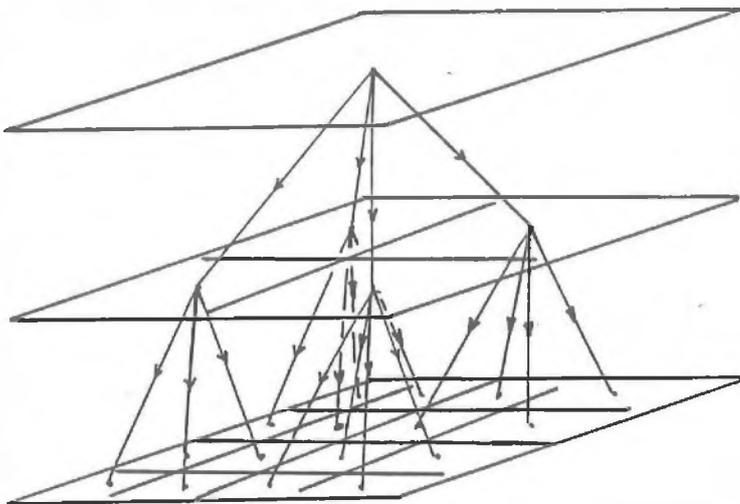


Figure 22 : Principe du "Region-Growing":

↑ racine = image complète  
 | feuilles = pixels élémentaires

Une seconde stratégie consiste à partir de l'image, considérée comme la racine de l'arbre, et à diviser celle-ci successivement en sous-régions jusqu'à ce que ces dernières vérifient le prédicat d'uniformité. On construit ainsi itérativement l'arbre d'image de manière descendante (voir OHLANDER, 1978).



( Cas particulier, le "Quadtree".  
 Chaque domaine est divisé  
 en 4 parties égales.)

Figure 23 : Procédure de division ("splitting schemes")

HOROWITZ et PAVLIDIS (1974) ont proposé une procédure associant les 2 stratégies de réunion et de division précédentes, permettant de réduire le nombre d'opérations à accomplir : le principe de cette méthode est de partir d'une partition arbitraire de l'image en blocs de même taille. La segmentation s'effectue alors itérativement en remontant le graphe (réunion) et en le descendant (division) pour former les plus grandes régions possibles vérifiant le prédicat d'uniformité :

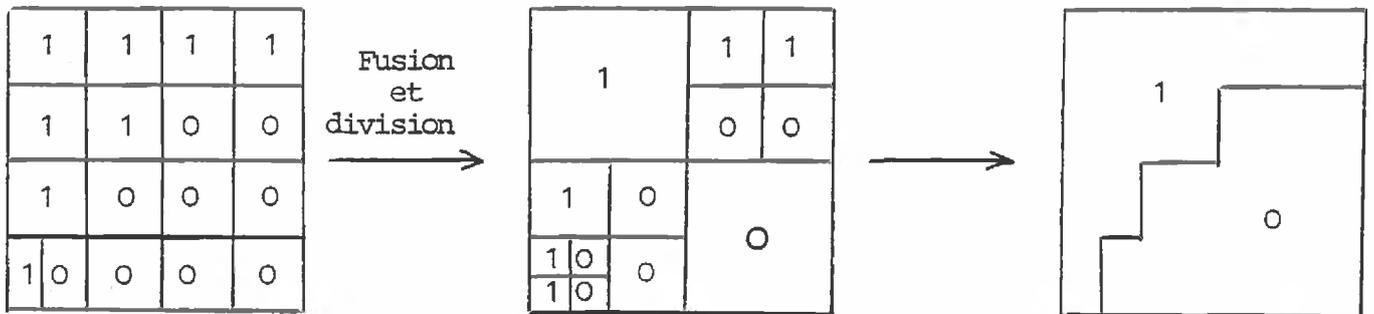


Figure 24 : Illustration de l'algorithme "Split and Merge".

Le choix d'une méthode particulière reste très lié au type d'image étudié et aux critères de performance retenus : indépendance vis-à-vis de l'application, coût opératoire, robustesse (tenue au bruit), par exemple.

Dans le domaine particulier des images infrarouge, les objets observés apparaissent toujours sous forme de taches de formes irrégulières, assimilables à des flots de contraste dispersés sur un fond très bruité. Ces caractéristiques particulières des images obtenues dans l'infrarouge thermique proviennent d'une part des capteurs, d'autre part de la nature des objets étudiés : essentiellement des masses nuageuses ou des véhicules militaires observés de nuit.

Des techniques de segmentation plus particulièrement adaptées à ces images ont donc été mises au point, essentiellement dans le domaine militaire de la vision nocturne : Ainsi, ROSENFELD et SMITH (1981) proposent un processus du type relaxation pour reconnaître des véhicules chauds représentés par des taches. Pour le même type de scènes, COOPER et SUNG (1983) décomposent l'image en une série de petites zones rectangulaires au sein desquelles ils détectent, au moyen d'opérateurs locaux, la présence et l'orientation de microfrontières. Les éléments de contours ainsi détectés sont alors reliés entre eux pour délimiter les objets, au moyen d'un algorithme de programmation dynamique ; les contours des objets sont également utilisés par MILGRAM pour confirmer le résultat d'une segmentation obtenue par un seuillage global de l'image.

Un autre type d'approche (création de régions par analyse ascendante et descendante) a été employée par BURT, HONG et ROSENFELD (1981) et par SCHNEIER (1983) pour segmenter les images thermiques. Le principe de ces approches est de construire une "pyramide d'images" de résolutions décroissantes, par fusion ou mise en relation de pixels voisins. Chaque "étage" N de cette pyramide est une image contenant moins de points que l'image précédente située à l'étage N-1.

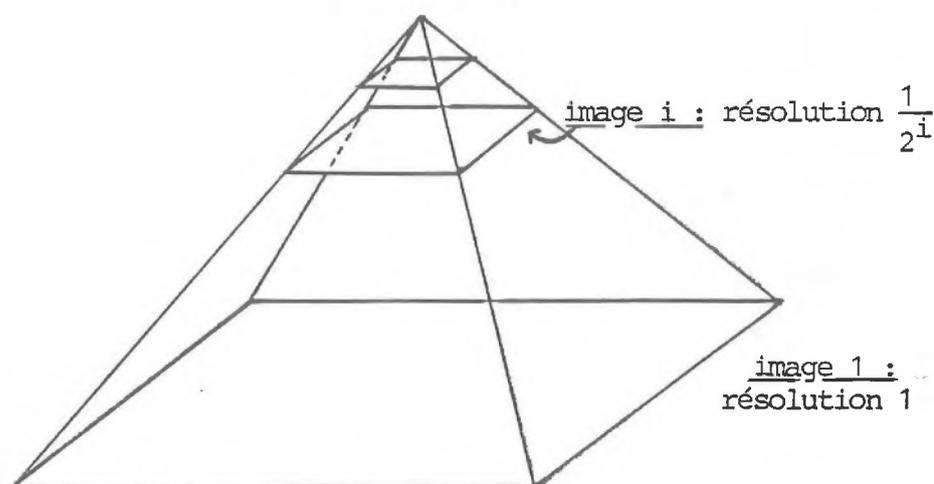


Figure 25 : Pyramide d'images de résolutions décroissantes.

Une fois la pyramide construite, la segmentation de l'image de départ est obtenue en coupant l'arbre a un niveau déterminé :

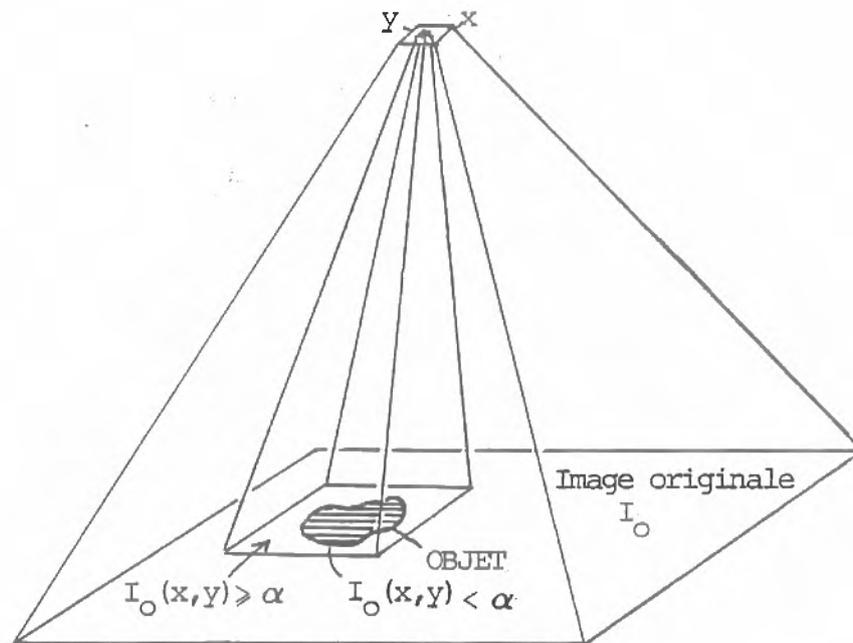


Figure 26 : Principe de l'algorithme "Pyramid spot detection":

① Détection des points isolés  $(x,y)$  sur l'image  $I_N$  de résolution  $1/2^N$ .

② Calcul du seuil :

$$\alpha = \frac{I_N(x,y) + I_N(x,y)}{2}$$

où  $\begin{cases} I_N(x,y) = \text{niveau de gris du point détecté} \\ I_N(x,y) = \text{niveau de gris moyen de ses 8-voisins} \end{cases}$

③ Application du seuil local  $\alpha$  à la région de l'image  $I$  correspondant au point  $(x,y)$  de l'image  $I_N$ .

Toutes ces méthodes de segmentation utilisent donc l'information spatiale pour la détection des objets au sein du bruit. Du point de vue du calcul, elles présentent dans la plupart des cas l'avantage de pouvoir être mises en oeuvre de manière parallèle, puisque les traitements réalisés sur chacune des sous-fenêtres peuvent être accomplis indépendamment.

**b) Développements :**

Du point de vue des performances, nous avons testé la méthode de SCHNEIER décrite ci-dessus ("pyramid spot detection") et la relaxation par l'algorithme de ROSENFELD, HUMMEL, ZUCKER (1976). Dans les deux cas, le problème a été ramené à deux classes : huile d'une part, eau d'autre part.

La détection de la nappe d'huile a été réalisée par la méthode de SCHNEIER, au moyen d'un opérateur Laplacien 3 x 3 sur l'image  $I_6$  de taille 8 x 8, puis par le seuillage local de la zone correspondante sur l'image de départ. Le résultat obtenu par cette méthode fut satisfaisant du point de vue visuel, mais insuffisant en regard du coût algorithmique de celle-ci.

La seconde méthode testée (relaxation) consiste à attribuer à chaque pixel, au départ, un nom (ou étiquette) et à améliorer itérativement cet étiquetage au moyen d'une règle de mise à jour. L'algorithme utilisé fut celui d'HUMMEL et ZUCKER : les probabilités initiales d'appartenance du pixel  $i$  aux classes "huile" (classe 1) et "eau" (classe 2) sont :

$$P_{i,1}^{(0)} = \frac{C - A(i)}{C - S} \quad \text{et} \quad P_{i,2}^{(0)} = \frac{A(i) - S}{C - S}$$

où :

$\left[ \begin{array}{l} P_{i,j}^{(0)} \\ C \\ S \\ A(i) \end{array} \right.$	<p>= probabilité d'appartenance du pixel <math>i</math> à la classe <math>j</math> à l'itération 0.</p> <p>= maximum de l'échelle des gris.</p> <p>= minimum de l'échelle des gris.</p> <p>= luminosité du pixel <math>i</math>.</p>
---	--

à l'étape (n+1), les probabilités  $P_{i,j}^{(n)}$  obtenues à l'étape n deviennent :

$$P_{i,j}^{(n+1)} = \frac{P_{i,j}^{(n)} \cdot (1 + Q_{i,j}^{(n)})}{\sum_{j=1}^2 P_{i,j}^{(n)} \cdot (1 + Q_{i,j}^{(n)})}$$

où  $Q_{i,j}^{(n)}$  est la moyenne arithmétique sur les pixels h 8-voisins du pixels i de la quantité  $B(i)$  :

$$B(i) = \sum_{k=1}^2 c(i,j ; h,k) \cdot P_{h,k}^{(n)}$$

et les coefficient  $c(i,j ; h,k)$  mesurent la compatibilité de la paire d'évènements (pixel i  $\in$  classe j ; pixel h  $\in$  classe k), avec :

$$\left[ \begin{array}{l} c(i,j ; h,k) = 0 \text{ si } i \text{ et } h \text{ ne sont pas } 8 \text{ voisins et :} \\ c(i,j ; h,k) = \log \left[ \frac{\text{prob}(i,j ; h,k)}{\text{prob}(i,j) \text{ prob}(h,k)} \right] \text{(information mutuelle) sinon.} \end{array} \right.$$

( $Q_{i,j}$  est grand si, pour un grand nombre de pixels 8 voisins h, les étiquettes k compatibles avec les étiquettes j ont des probabilités importantes).

Sur l'image test, les coefficients de compatibilités prennent les valeurs suivantes :

$$\left[ \begin{array}{ll} c(\text{eau/eau}) & = 3.0 \times 10^{-3} \\ c(\text{eau/huile}) & = c(\text{huile/eau}) = -0.8241 \\ c(\text{huile/huile}) & = 1.3540 \end{array} \right.$$

En observant la transformation de l'histogramme des niveaux de gris de l'image test au cours des itérations successives de l'algorithme, on constate que celui-ci, à l'origine non bimodal, évolue progressivement : Une paire de pics correspondant aux deux populations de pixels "objet" et "fond" apparaissent distinctement sur l'histogramme après quelques itérations du processus. La relaxation peut donc être interrompue dès lors qu'un nombre suffisant de points se trouvent correctement affectés à une classe. Ainsi, sur l'image test, le processus, arrêté après l'itération N° 4, compte 98,7 % de points bien affectés, c'est-à-dire ayant un vecteur de probabilités contenant une composante supérieure à 0,9.

**c) Conclusion :**

A titre de conclusion sur l'ensemble de ces méthodes de segmentation développées pour l'imagerie dans l'infrarouge thermique, nous avons retenu les points suivants :

- Toutes les méthodes rencontrées s'appuient sur l'information spatiale. Cette information est le plus souvent extraite de petits voisinages (recherche de points frontières, calcul des nouvelles étiquettes lors d'une étape de la relaxation, création de liens entre voisins dans les méthodes hiérarchiques).
- L'efficacité des méthodes citées sur les images de marées noires est excellente. Malgré la différence existant entre les objets (véhicules dans un cas, taches d'huile dans l'autre), l'identité des capteurs utilisés et la similarité des images produites permettent d'étendre ces algorithmes au cas des thermographies de nappes d'hydrocarbures.
- Le coût algorithmique des méthodes testées est trop élevé pour qu'il soit possible, au stade technologique actuel, d'envisager leur mise en oeuvre pour des applications temps-réel (quelques secondes de calcul) sur une unité

centrale de type<sup>von</sup> Neumann. Les processeurs d'images à haut degré de parallélisme voyant aujourd'hui le jour permettront de le faire dans un proche avenir.

Ces remarques nous ont conduit à rechercher, dans l'immédiat, une solution plus économique en termes de coût de calcul, au problème posé. Puisque les résultats obtenus par les techniques précédentes sur de petits voisinages étaient satisfaisants, nous avons conservé l'idée de réduire la taille des voisinages de calcul à quelques lignes de balayage.

Vis-à-vis des méthodes employées plus haut, les techniques d'analyse séquentielle du signal, couramment employées en robotique (détection d'objets se déplaçant sur un convoyeur), nous ont paru intéressantes à plusieurs titres :

- De telles techniques opèrent sur des voisinages de taille réduite (quelques lignes).
- Les images thermiques que nous utilisons proviennent des scanners, eux-même balayant séquentiellement une image dont la longueur n'est pas bornée. Les algorithmes séquentiels semblent donc naturellement adaptés à ce type d'images, puisqu'ils permettent de traiter la donnée ligne à ligne, au fur et à mesure de son arrivée en mémoire.
- La répétition d'un traitement identique sur toutes les lignes va dans le sens de la réduction de la complexité de calcul.

C'est donc plus particulièrement vers ce type de techniques, relativement simples et performantes, que nous avons fait porter notre effort de recherche pour arriver à résoudre le problème de reconnaissance posé au départ. Ce choix ne discrédite pas les techniques globales du type de celles que nous venons d'examiner ; il résulte simplement de la nécessité de simplifier l'outil de calcul pour arriver à tenir les contraintes de vitesse, d'encombrement (et, accessoirement, de budget) imposées au projet, compte tenu des technologies disponibles.

### III.3.2. Méthodes séquentielles : revue de différents types d'approches.

#### a) Introduction :

Nous choisissons donc d'explorer l'image séquentiellement, c'est-à-dire ligne par ligne, pour y détecter des variations de luminosité ou de texture caractérisant des régions ou des objets. Dans ce domaine, la plupart des algorithmes performants opèrent, non sur une seule ligne  $L$  d'image, mais plutôt sur un petit voisinage constitué par  $2N+1$  lignes de balayage consécutives, conservées simultanément en mémoire. L'information acquise sur les lignes voisines  $L - N, \dots, L + N$  étant utilisée pour confirmer ou contredire les résultats obtenus sur la ligne  $L$  (présence d'un contour, suivi d'une structure). L'analyse de la ligne  $L$  peut, selon l'application, être conduite de manière statistique ou déterministe, et faire intervenir des paramètres liés à la seule luminosité ou au contenu spatial du signal monodimensionnel (contexte, texture).

#### b) Méthodes basées sur les extrêma de luminosité :

Pour extraire les objets recherchés du fond de l'image, plusieurs types de méthodes ont donc été envisagées : O.R. MITCHELL (1977), observant la sensibilité de l'oeil humain à la densité des extrêma locaux d'intensité lumineuse a proposé de segmenter les lignes d'images en portions au sein desquelles cette densité reste homogène. Cette densité d'extrêma est assimilée à une texture, à une dimension, puisque déduite d'un signal monodimensionnel. Malgré les avantages de cette technique (invariance vis-à-vis du gain du détecteur), la dépendance escomptée du résultat vis-à-vis de la texture des nappes, que nous avons mise en relation avec la direction du vent, a conduit à rejeter les mesures basées sur la texture dans l'algorithme proposé ci-après.

#### c) Méthodes basées sur les contours :

M. BASSEVILLE (1981) et J. GASNIER (1980) ont mis au point des techniques séquentielles de détection d'objets basées sur l'extraction et le suivi de leurs contours.

Cette détection se décompose en deux étapes :

- la mise en évidence des pixels ou groupes de pixels susceptibles d'appartenir à un contour d'objet ;
- le suivi de contours, résolvant les problèmes des détections parasites, fausses alarmes, fusions, séparations et croisements de lignes de contours.

Le contour d'un objet est reconnu, le long d'une ligne de balayage, par la transition de la moyenne de l'amplitude du signal.

Amplitude moyenne du signal.

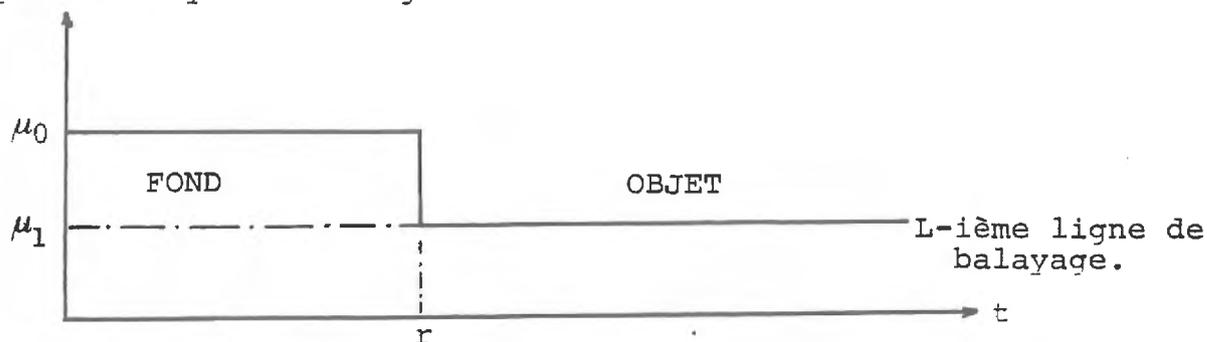


Figure 27 a) : Profil d'un contour "idéal".

En présence de bruit, la transition de la moyenne est détectée par la méthode suivante (détecteur d'HINCKLEY) ;

Soit  $S_k$  la quantité :

$$S_k = \sum_{i=1}^k \left( X_i - \mu_0 + \frac{\Delta\mu}{2} \right)$$

(  $\Delta\mu$  étant l'amplitude du saut de moyenne que l'on désire détecter )

Les variations de  $S_k$  le long d'une ligne de balayage prennent la forme suivante :

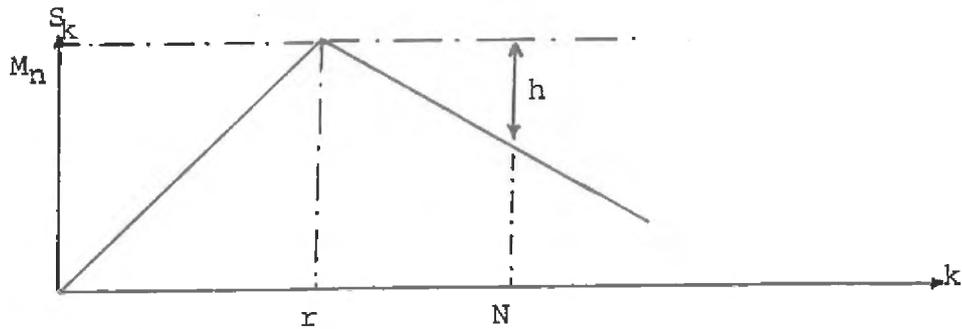


Figure 27 b) : Variations de  $S_k$  en présence d'un contour.

Posons  $M_r = \text{Max} (S_k)$ ,  
 $1 \leq k \leq n$

On détecte une transition de moyenne du signal à l'instant N tel que :

$$N = \inf \{ k \mid (M_r - S_k) \geq h \} \quad \text{où } h \text{ est un seuil prédéterminé.}$$

En pratique, deux détecteurs de ce type sont nécessaires : l'un pour détecter les "fronts montants" du signal, l'autre ses "fronts descendants". Un processus de suivi ligne à ligne des contours permet ensuite de tracer les frontières des objets en éliminant les fausses alarmes et en rattrapant les non-détections. La structure du détecteur complet est montrée sur la figure 27 c.

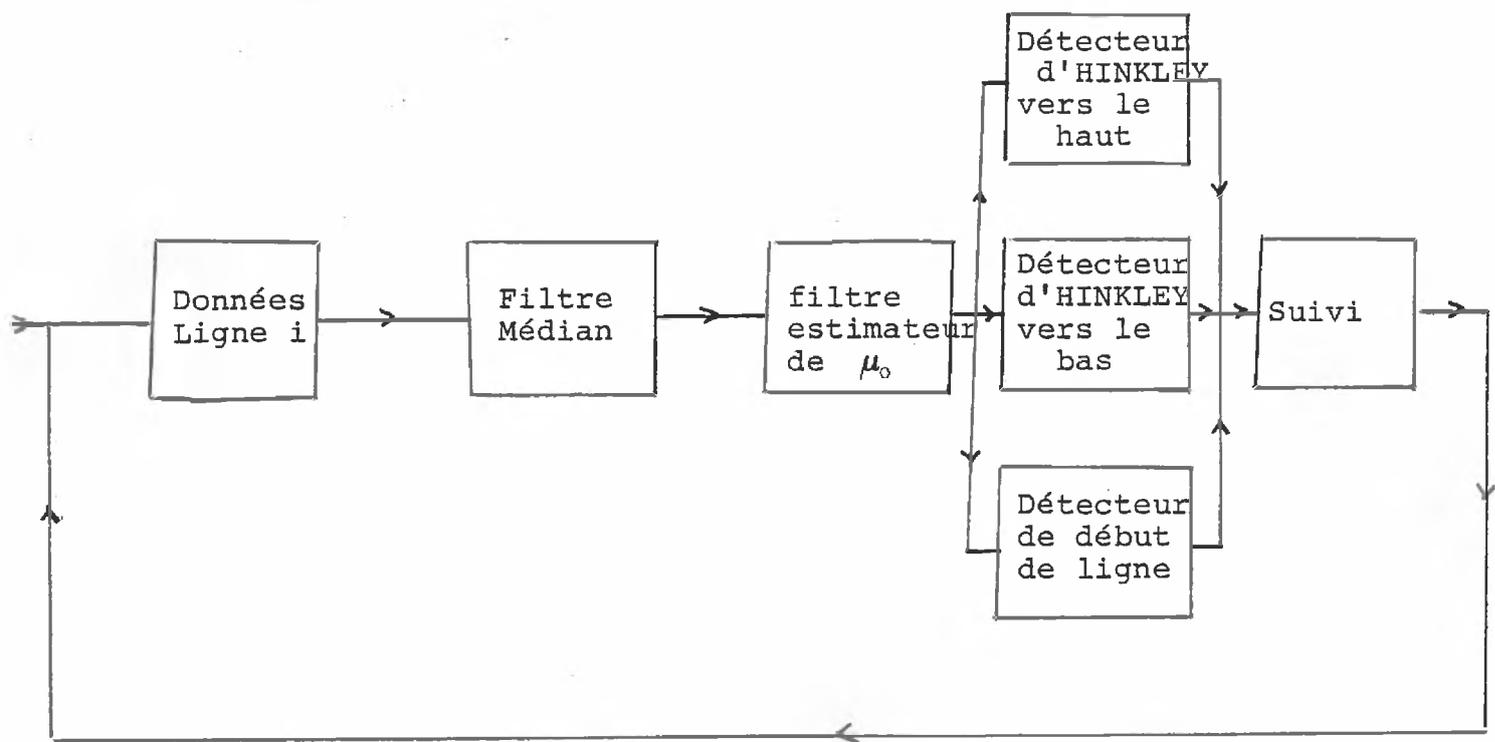


Figure 27 c) : Synoptique du détecteur de contour utilisant la méthode d'HINCKLEY (d'après J. GASNIER)

Cet opérateur séquentiel a donné de bons résultats dans le domaine des images présentant un rapport signal à bruit faible ( $S/N \leq 20$  dB) par sa robustesse et sa sensibilité aux contours fins. Nous avons donc choisi de conserver l'idée de l'intégration du signal réalisée dans le calcul de la quantité  $S_k$ , pour la détection du saut de moyenne révélatrice de la présence d'un objet. C'est à cette intégration que la méthode doit ses qualités de robustesse, puisque les pointes de bruit sont "lissées" dans l'intégrale  $S_k$ .

d) Méthodes syntaxiques :

Nous nous sommes par contre inspirés d'une autre méthode pour réaliser les différents filtrages spatiaux que constituaient, dans la méthode de GASNIER, l'opérateur médian préliminaire et le processus du suivi de contours. Le but de l'étude étant, par ailleurs, de détecter des zones homogènes au sein de l'image, il nous est apparu plus logique de construire ces régions à partir de segments de lignes de balayage plutôt que par leurs contours.

Cette autre méthode a été développée par J. CAMILLERAPP et I. LEPLUMEY (1984) pour reconnaître le réseau sanguin du cerveau sur des radiographies. Elle est basée sur un codage des points courants  $j$  de la ligne d'image en fonction du sens de la variation de la luminosité entre  $j$  et le point suivant  $j + 1$ . Un ensemble de règles de réécriture est appliqué à ce nouveau codage de la ligne, pour décomposer celle-ci en une suite de segments :

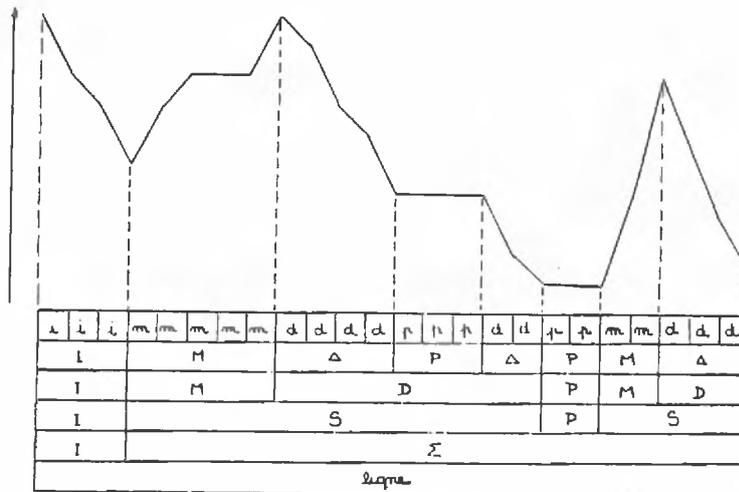


Figure 28 : Réécriture d'une ligne de signal.

Chaque segment obtenu est représenté par un sextuplet :

$$S = [d, s, f, lum(d), lum(s), lum(f)]$$

où  $d$  = position du début de segment ;  $lum(d)$  = luminosité au point  $d$ .

$s$  = position du sommet ;  $lum(s)$  = luminosité au point  $s$ .

$f$  = position de la fin de segmt ;  $lum(f)$  = luminosité au point  $f$ .

Après élimination des segments dont les flancs ont un contraste insuffisant, les segments 4-connexes sont reliés entre eux dans le but d'établir une structure dans l'image, et de corriger les mauvaises détections éventuelles :

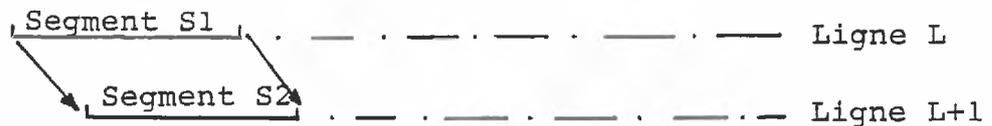


Figure 29 : Liaison par 4-connexité d'une ligne à l'autre.

Ces opérations réalisées sur les lignes d'image sont également appliquées aux colonnes, afin de mieux détecter les structures horizontales, généralement ignorées par les opérateurs fonctionnant ligne à ligne.

Pour améliorer les résultats de la détection lors de l'utilisation de 2 détecteurs couplés (l'un travaillant horizontalement, ligne après ligne, l'autre verticalement, sur les colonnes), un second ensemble de règles de réécriture a pour fonction d'éliminer les sommets parasites.

Ce détecteur nous a paru intéressant par la liberté qu'il laissait d'incorporer au processus de liaison des segments par règles de réécriture des connaissances a priori. Ces connaissances, dépendantes de l'application, peuvent être ajoutées simplement en modifiant le jeu de règles de réécriture initial.

#### e) Conclusion :

L'algorithme de reconnaissance que nous proposons maintenant s'est donc inspiré principalement des deux méthodes séquentielles que nous venons de décrire brièvement : la détection de pixels de luminosité "anormale" par rapport au fond a été déduite de la méthode de J. GASNIER (transitions observées sur la moyenne du signal), et la reconnaissance proprement dite des nappes d'huiles provient de l'adaptation de la méthode de J. CAMILLERAPP et I. LEPLUMEY (codage des lignes d'image et détection au moyen de règles de réécriture).

Nous décrivons donc dans ce qui suit le détail de l'algorithme complet que nous avons mis au point et implanté à bord de l'avion, pour la détection des marées noires sur les images thermiques de la surface de la mer.

#### III.3.3. Technique d'analyse choisie :

Le processus d'analyse choisi comprend trois étapes principales que nous détaillons par la suite :

- phase préliminaire d'apprentissage des seuils,
- segmentation de l'image, régularisation structurale,
- reconnaissance syntaxique des objets.

La chaîne de traitement que nous décrivons a été développée sur un mini ordinateur HP 1000, couplé à une console de traitement d'images type COMTAL Vision 1/20 pour la partie visualisation des résultats.

#### **1. Phase préliminaire :**

##### a) apprentissage :

Comme nous l'avons déjà indiqué au chapitre II § 3, les signaux radiométriques bruts émanant des scanners ne sont pas stationnaires : un signal représentant les variations de

la température apparente sur une zone homogène peut contenir une série de "creux" ou de "pics" n'ayant pas d'interprétation physique.

Pour détecter par seuillage les objets sur le fond, il est donc nécessaire d'utiliser une fonction seuil dépendant localement de la déformation du profil "étalon" obtenu sur une zone homogène (seuillage "adaptatif"). Ce profil "étalon" n'est pas connu a priori, et la multiplicité des paramètres intervenant dans sa composition rend sa modélisation difficile.

Nous avons donc choisi de faire effectuer à l'aéronef porteur des instruments de mesure une passe d'apprentissage, conforme en cap, vitesse et altitude, aux passes ultérieures de reconnaissance, afin de mémoriser ce profil thermique "étalon".

La procédure d'acquisition expérimentale de ce profil est la suivante :

- ① L'avion de reconnaissance choisit une altitude, un cap et une vitesse de survol adaptés à l'observation.
- ② Le pilote déclenche l'acquisition d'un nombre N de lignes d'images au moment du survol d'une zone non polluée (l'acquisition de N = 200 lignes requiert, dans les conditions expérimentales de l'étude, 1 seconde de vol).
- ③ Le calcul de la ligne moyenne, à partir des N lignes acquises, fournit une estimation raisonnable, lorsque N est grand, du profil étalon recherché.

La nécessité d'une intervention humaine (déclenchement de l'acquisition) dans ce processus d'apprentissage du profil étalon fait entrer la méthode proposée dans la catégorie des méthodes de classification automatique supervisées.

b) Calcul des seuils:

A la fin de l'étape précédente, l'on dispose en mémoire d'une liste de valeurs numériques représentant le profil d'une ligne moyenne d'image correspondant au thème "surface de l'eau non polluée".

A partir de ce profil étalon, calculons les seuils locaux qui seront utilisés par la suite dans la phase de segmentation.

Rappelons tout d'abord que nous cherchons à obtenir, à partir d'une image thermique, une carte de la scène observée contenant 5 thèmes, que nous représenterons par 5 symboles :

[	'n' = navires	]	luminosités supérieures
	'm' = mousses		à celles de l'eau.
'e' = surface de l'eau non polluée			
[	'p' = hydrocarbures en couches minces	]	luminosités infé-
	'x' = hydrocarbures en couches épaisses		rieures à celles
			de l'eau.

Pour segmenter l'image thermique en 5 classes de luminosité, il est nécessaire de disposer de 4 constantes (seuils).

Pour rendre le seuillage adaptatif, nous n'utilisons pas ces 4 constantes de manière absolue, mais relativement au profil étalon mémorisé (voir figure 30) :

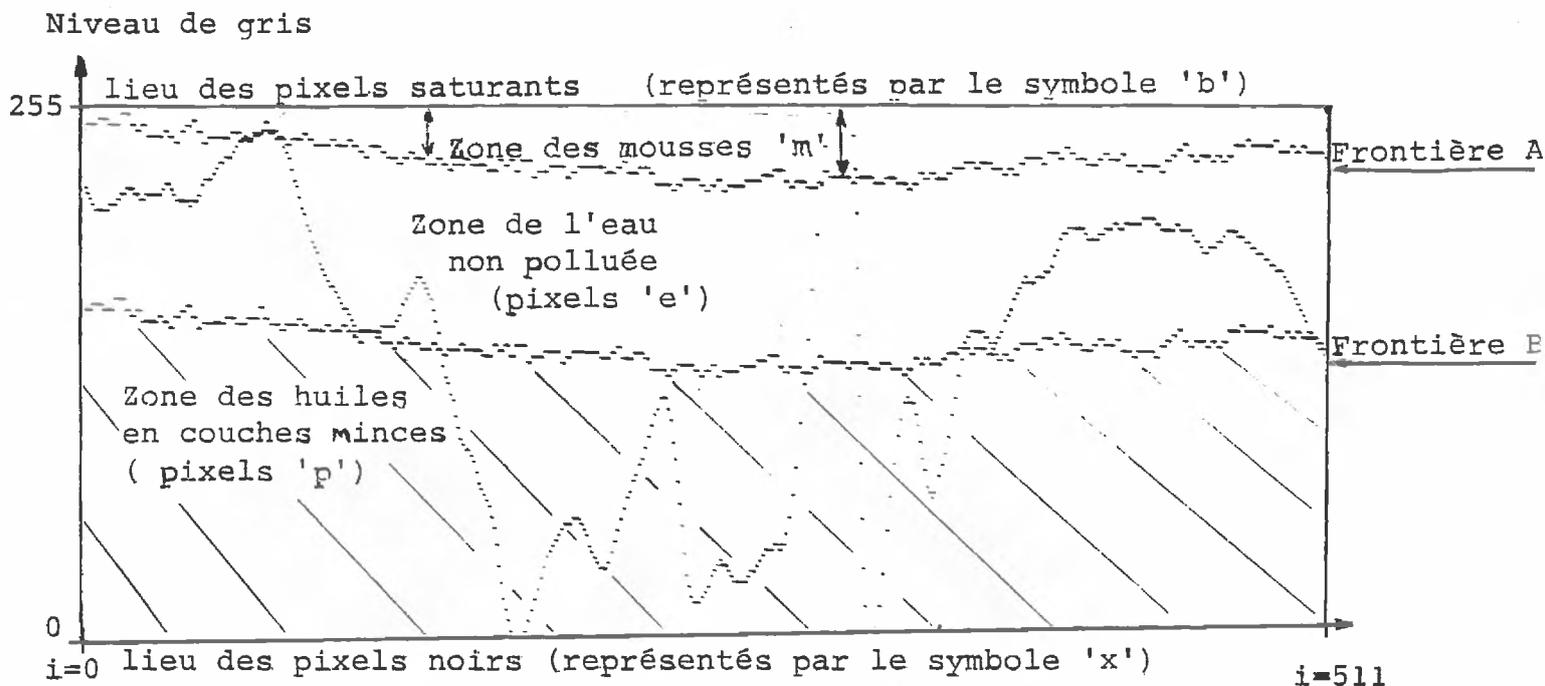


Figure 30 : Seuillage adaptif du signal, le long d'une ligne de balayage.

- le signal peut évoluer dans 5 zones, définissant 5 classes de pixels.
- Les 3 zones intermédiaires sont séparées par 2 frontières A et B ayant la forme du "profil étalon" (profil d'une moyenne des lignes de signal prélevée lors du survol de l'eau pure), et décalées par rapport à celui-ci de 2 offsets ajustés.

Soit  $C_1, C_2, C_3, C_4$ , les constantes caractérisant les 5 classes et  $P(i)$  la valeur de luminosité du  $i$ -ième pixel du profil étalon.

L'algorithme d'affectation du pixel  $(i,j)$  à une classe  $k$  est donc :

$$\text{classe } (i,j) = k \Leftrightarrow P(i) + C_{k-1} \leq I(i,j) \leq P(i) + C_k$$

Comme dans tout problème de détermination de seuils, il est ici nécessaire de disposer d'une mesure de qualité du seuillage effectué afin d'optimiser les quantités  $C_1, C_2, C_3, C_4$ .

Plusieurs mesures ont été proposées pour effectuer cette optimisation. Nous nous sommes basés sur la mesure de la différence entre l'image seuillée et l'image "optimale" créée par un opérateur humain détournant interactivement les objets reconnus sur l'écran. Cette différence est exprimée en nombre de pixels mal seuillés pour un seuil  $C_i$  donné.

La principale raison du choix de cette mesure est la nécessité de produire par ce traitement des cartes représentant au mieux le territoire au sens de la perception visuelle.

Le résultat du calcul des quantités  $C_i$  par recherche dichotomique est représenté sur le tableau T 13, pour les classes "Mousses" et "Hydrocarbures en couches minces".

C4 (Hydrocarbures minces)	Mesure $\Delta$	C2 (Mousses)	Mesure $\Delta$
- 50	24 150	+ 42	1 836
- 42	21 271	+ 58	770
- 38	20 411	+ 66	763
- 37	20 295	+ 68	755
- 36	20 181	+ 69	752
- 34 *	20 159	+ 70 *	748
- 33	20 234	+ 71	752
- 26	22 849	+ 72	756
- 18	25 686	+ 75	760

Tableau T 13 : Calcul des offsets optimaux

\* : Coefficients C4 et C2 minimisant la mesure  $\Delta$  .

Les navires saturent toujours le radiomètre. Leur luminosité est donc indépendante du profil étalon et vaut 255.

Les hydrocarbures en couches épaisses, à l'inverse, ont toujours une luminosité nulle. On distinguera donc les 5 types de pixels par les inégalités suivantes :

pixel de type "n" (saturé) :	$I(i,j) = 255$
pixel de type "m" (clair) :	$P(i) + 70 \leq I(i,j) < 255$
pixel de type "e" (grisé) :	$P(i) - 34 \leq I(i,j) < P(i) + 70$
pixel de type "p" (sombre) :	$0 < I(i,j) < P(i) - 34$
pixel de type "x" (noir) :	$I(i,j) = 0$

En pratique, l'ensemble des seuils "clairs" :  $P(i) + 70$  et "sombres" :  $P(i) - 35$ , est calculé une fois pour toutes et conservé en mémoire dans deux tampons ( un tampon pour les seuils "clairs" et un tampon : "seuils sombres") après la phase d'apprentissage.

## 2. Segmentation de l'image;

La planche P 14 (voir ci-après) montre l'image résultant du seuillage adaptatif employant les deux tampons de seuils calculés précédemment. Elle donne déjà un aperçu des régions qui seront créées : ce sont toutes les zones disjointes de même valeur.

Notons tout de même l'existence de régions de faible dimension et des zones présentant de longues ramifications que l'on peut associer à des anomalies de balayage (lignage).

Le but de cette seconde phase du traitement est de regrouper tous les pixels adjacents de même valeur. Pour cela, l'image à 5 niveaux de gris fournie par le seuillage est explorée ligne par ligne et chaque pixel est affecté à un segment de niveau de gris constant (isosegment).



Planche 14 a) : Image originale.

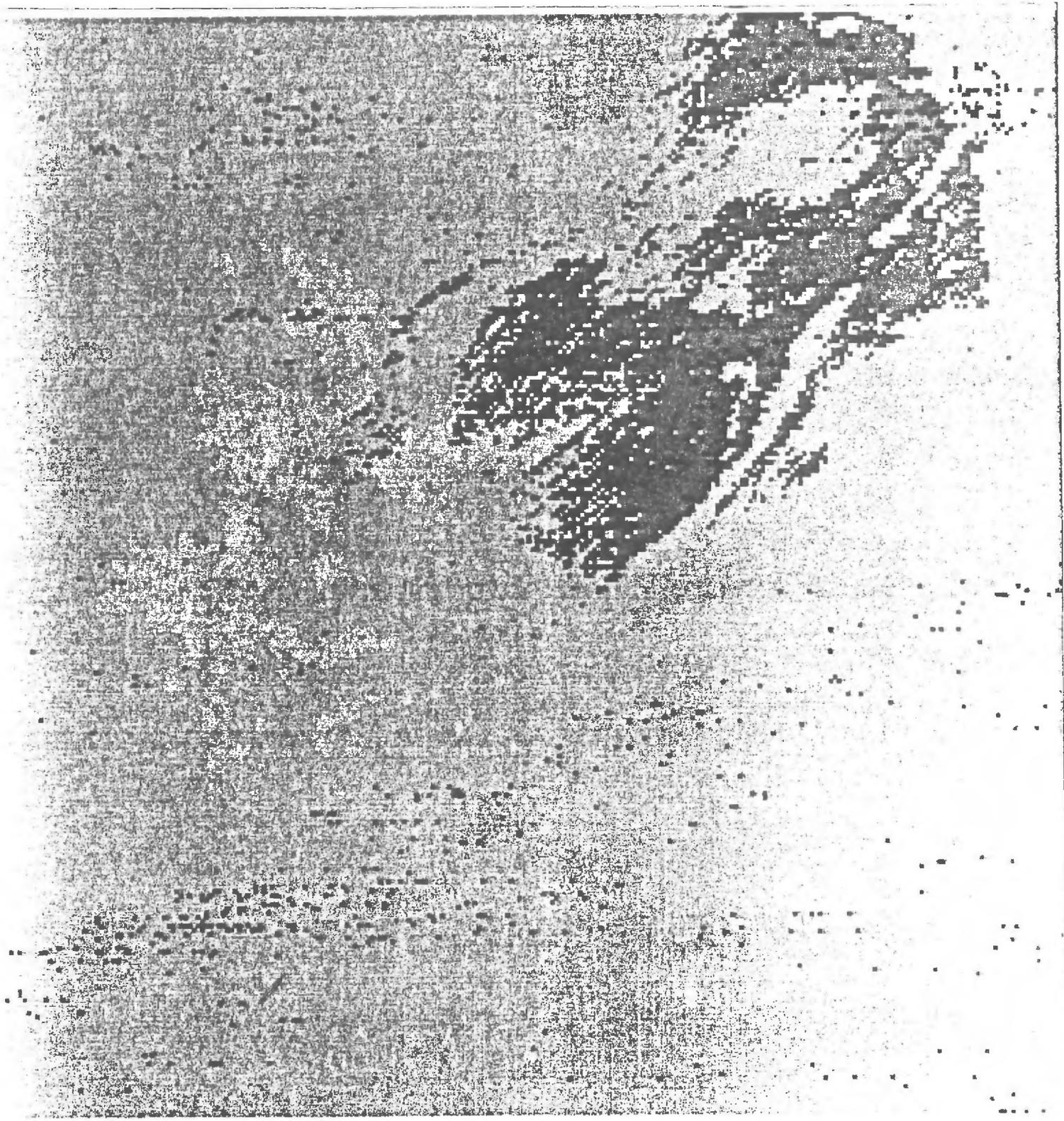


Planche 14 b) : Image seuillée au seuil optimal.

On découpe ainsi toute ligne de balayage en une suite de segments, dont chaque élément est identifié par le type de pixels le composant et l'abscisse de son premier point sur la ligne. (l'abscisse du début du segment suivant permet de calculer son autre extrémité et sa longueur, l'abscisse maximum de la ligne donnant la longueur du dernier segment).

SEGMENT N°	TYPE	ABSCISSE DEBUT	LONGUEUR TOT.
1	E	1	241
2	P	242	2
3	E	244	12
4	P	256	1
5	E	257	36
6	P	293	9
7	E	302	1
8	N	303	1
9	M	304	1
10	P	305	3
11	E	308	4
12	P	312	2
13	E	314	1
14	P	315	2
15	E	317	195

Tableau 14 : Résultat de la segmentation de la 44<sup>e</sup> ligne de balayage (considérée comme ligne générique).

L'intérêt d'une telle segmentation spatiale est de donner une autre représentation de l'image. En effet, chacun des segments est un ensemble connexe de pixels localisé dans l'image et étiqueté, et il est plus aisé de comparer mutuellement un nombre restreint de ces segments que l'ensemble des pixels les composant. De ce fait, des analyses plus complexes deviennent accessibles.



L'algorithme de régularisation que nous avons mis en oeuvre pour éliminer ces segments de faible longueur consiste à réexplorer en fin de ligne des segments obtenus et à fusionner les segments de type "E" ou "P" ayant une longueur inférieure à S avec leurs voisins de type respectif "P" ou "E".

Cette démarche revient à appliquer les règles de réécriture suivantes à la ligne de signal :

Lors de la PHASE 1 (Segmentation) :

E → Ee | e (segments "eau")  
 P → Pp | p (segments "hydrocarbures")  
 X → Xx | x (segments "hydrocarbures épais")  
 M → Mm | m (segments "mousses")  
 N → Nn | n (segments "navires")

Lors de la PHASE 2 (régularisation) :

P → P $\overbrace{ee\dots e}^S$ P (élimination des segments parasites constitués de pels de type 'e').

puis

E → E $\overbrace{pp\dots p}^S$ E (élimination des parasites 'p').

Le calcul du seuil S de longueur en deçà duquel un segment doit être fusionné avec ses voisins est important puisqu'il conditionne l'élimination des segments parasites. Le choix d'un seuil S trop élevé aurait pour conséquence de masquer les zones utiles du signal.

Il est donc nécessaire, à ce stade, d'optimiser le choix de cette quantité.

Comme au § III.3.3.1., nous pouvons nous appuyer sur le résultat de la reconnaissance effectuée par un opérateur humain pour sélectionner le meilleur seuil. La différence, mesurée en nombre de pixels, entre l'image segmentée par l'opérateur et l'image obtenue après régularisation des segments, est minimisée pour une valeur  $S_0$  du seuil  $S$ .

Sur l'image test, la valeur de cette différence  $\Delta$ , déterminée pour les valeurs  $S = 0$  ( $\Delta$  avant régularisation),  $S = 1$  et  $S = 2$  est montrée en T 15 :

VALEUR DU SEUIL $S$	CRITERE $\Delta$	% de POINTS 'P' MAL CLASSES	NB. D'OCCURRENCES DES REGLES DE REECRITURE	
			E $\rightarrow$ EPE	P $\rightarrow$ PEP
0	20 376	7.77	0	0
1	19 389	7.39	1 760	480
2	20 946	7.99	2 326	384

Tableau 15 : Calcul du seuil de régularisation  $S$ .

La valeur optimale  $S_0$  pour laquelle le critère  $\Delta$  est minimisé, se trouve être la première valeur  $S = 1$ . Ceci confirme la nature impulsionnelle des bruits que l'on élimine par cette méthode.

Compte tenu du caractère anisotrope de la technique d'analyse séquentielle (technique privilégiant l'axe "horizontal", celui des lignes de balayage), nous avons voulu quantifier l'amélioration apportée par un passage vertical de l'automate de régularisation. Les résultats sont contenus dans le tableau T 16 :

SENS DU PASSAGE DE L'AUTOMATE DE REGULARISATION (S = 1)	CRITERE $\Delta$	% de POINTS 'P' MAL CLASSES	NB. D'OCCURENCES DES REGLES DE REECRITURE	
			E → EPE	P → PEP
HORIZONTAL	19 389	7.39	1 760	480
VERTICAL	19 297	7.36	1 999	546
VERTICAL + HORIZONTAL	19 591	7.47	2 492	820

Tableau T 16 : Influence de la direction d'analyse dans l'étape de régularisation.

L'examen de cette table amène les remarques suivantes :

- une régularisation "verticale" de l'image permet d'éliminer plus de segments parasites que la régularisation "horizontale". Ce résultat est une conséquence de l'anisotropie induite par le balayage horizontal ;
- la supériorité de la régularisation "verticale" sur la régularisation "horizontale" est faible : 0,4 % du nombre de segments parasites supplémentaires sont éliminés par un passage vertical de l'automate ;
- Le passage de 2 automates : l'un fonctionnant dans le sens vertical, et l'autre dans le sens horizontal n'apporte aucune amélioration de la régularisation. L'élimination du bruit dans les deux directions croisées conduit en effet à détruire certaines régions significatives au sein des zones "huile", ce qui se traduit par une augmentation du nombre de points mal classés.

La régularisation que nous venons d'effectuer est tout-à-fait justifiée et nécessaire car la plupart des régions supprimées ne comportent qu'un seul pixel (elles sont au nombre de 2240 dans l'image segmentée).

On remarquera que c'est principalement au sein du thème "eau" que cette opération intervient (occurrence plus fréquente de la règle de réécriture  $E \rightarrow EpE$ ).

Afin d'illustrer les caractéristiques des régions obtenues, nous représentons sur les planches P 15 et P 1 les résultats de la régularisation horizontale et verticale et en P 1 l'effet des deux régularisations croisées.

Le tableau T 17 ci-dessous donne la nouvelle représentation de la ligne générique n° 44 après cette étape.

SEGMENT N°	TYPE	ABSCISSE DEBUT	LONGUEUR TOT.
1	E	1	241
2	P	242	2
3	E	244	49
4	P	293	9
5	E	302	1
6	N	303	1
7	M	304	1
8	P	305	3
9	E	308	4
10	P	312	5
11	E	317	195

Tableau T 17 : Représentation de la ligne 44 après l'étape de régularisation.

Nous observons sur ces résultats quelques régions qui pourraient encore être ignorées en raison de leur forme, mais ceci ne porte que sur un nombre très réduit de segments. C'est pourquoi nous ne voyons pas l'utilité de continuer la régularisation à ce stade.



Planche 15 b) : Passage vertical, sur l'image seuillée, de l'automate de régularisation.



Planche 16 : Passage croisé de l'automate de régularisation.

### 3. Reconnaissance syntaxique des objets:

A la fin de cette chaîne, nous espérons obtenir une disparition complète des zones de transition et ne garder que les régions qui ont une réalité naturelle.

Après l'étape de régularisation précédente, le pourcentage relativement faible de points "hydrocarbures minces ou épais" mal classés permet de considérer que cette première catégorie de points est effectivement reconnue au cours des deux premières étapes du traitement.

Pour l'autre classe de pixels de type "mousses", les taux de points non reconnus et de points mal classés sont encore trop élevés :

(non reconnus : 90.3 %, mal classés : 6.2 %).

Ces aberrations ont pour origine l'étalement des frontières de luminosité au voisinage des zones claires de l'image, étalement dû à l'étroitesse de la bande passante du capteur thermique :

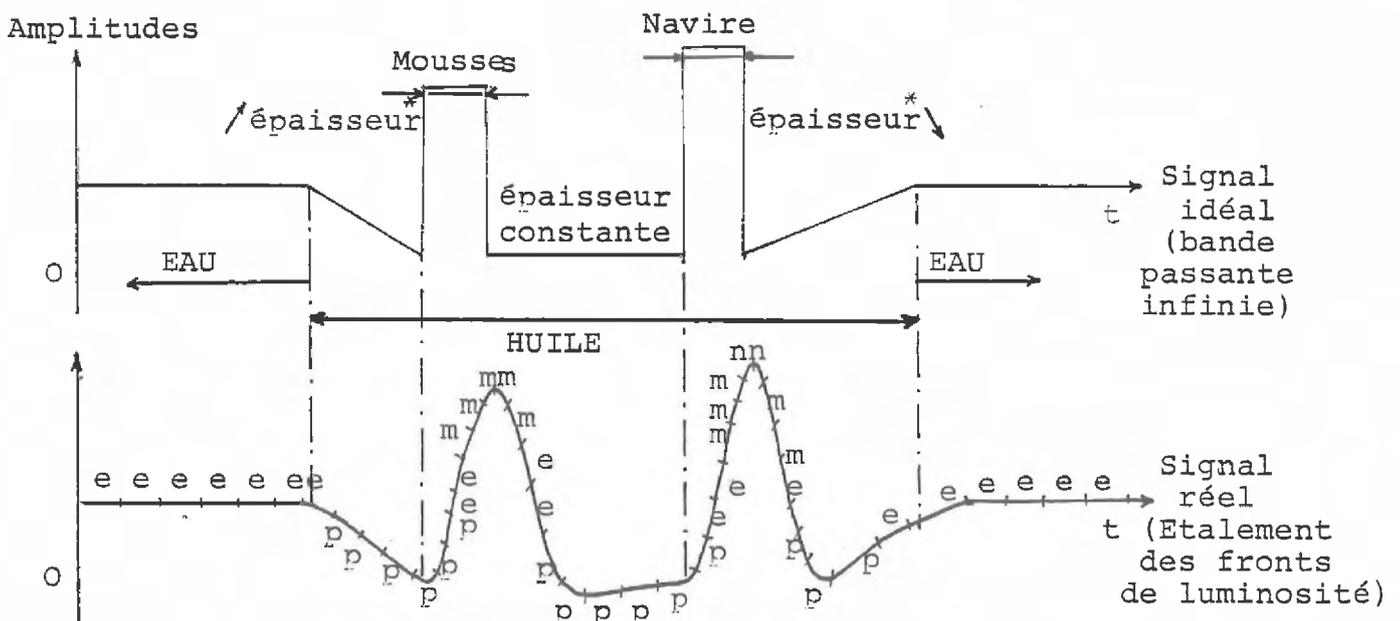


Figure 31a) : Aberrations dues à la bande passante du capteur.

\* : rappel (cf. figures 9 et 10) : la luminosité décroît lorsque l'épaisseur du film d'huile observé croît

Au voisinage des transitions brusques de la luminosité au sein d'une ligne (cas des transitions : hydrocarbures (sombres)/ mousses ou navires (clairs)/ hydrocarbures (sombres)), les pixels de luminosité intermédiaire sont donc affectés à la classe des pixels "eau".

A titre d'exemple, une erreur d'affectation de ce type s'observe sur le tableau T 17 où est représentée la ligne générique n° 44 après l'étape de régularisation.

Sur ce tableau, notons la suite des 3 isosegments, 5, 6 et 7, de longueur 1 pixel, appartenant respectivement aux classes :

EAU - NAVIRE - MOUSSE

Remarquons également l'inclusion de cette suite entre 2 isosegments de type P (hydrocarbures).

Le profil du signal correspondant est représenté ci-dessous :

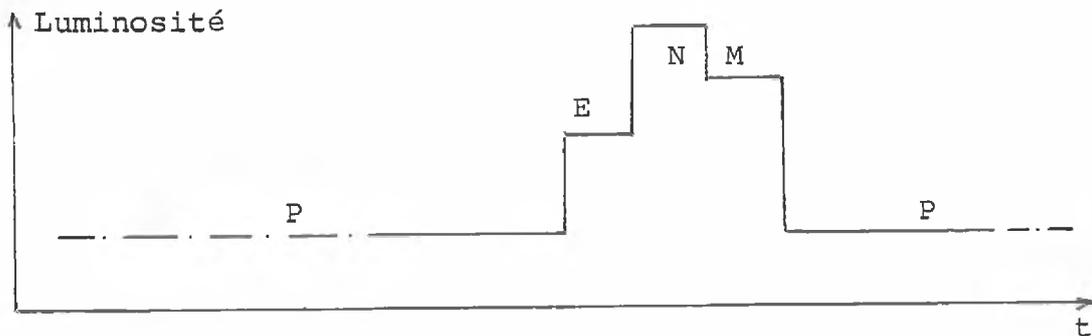


Figure 31 b) : Profil du signal sur une suite d'objets : "huile", "mousse", "huile" (noter les marches d'escalier, dues à l'inertie du capteur).

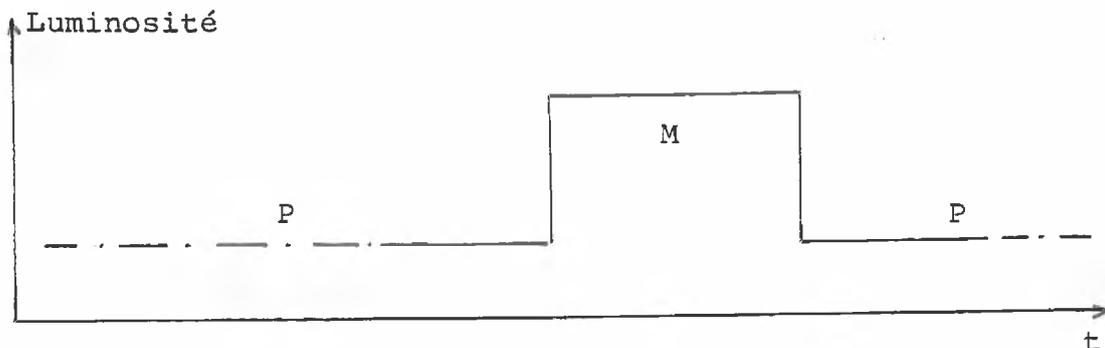


Figure 31 c) : Profil qu'aurait dû avoir le signal de la figure précédente au moyen d'un capteur de bande passante infinie.

Afin de compenser l'effet de lissage dû à l'étroitesse de la bande passante du capteur, il est donc nécessaire de renforcer les transitions montantes de luminosité du type : P - E - M, P - E - N et leurs homologues dans le sens décroissant : M - E - N, N - E - P.

Ceci peut s'écrire simplement en introduisant les règles de réécriture suivantes :

M	→	Pee....e M		Mee....eP
N	→	Pee....e N		Nee....eP
		+-----+		+-----+
		T		T

Dans l'algorithme, cela revient à fusionner les segments de type E ayant une longueur inférieure à un seuil T avec les segments de type M ou N situés à proximité.

Un test sur la longueur finale des segments de type N (Navires) permet d'éliminer les segments de ce type ayant une longueur trop faible ( $\# N < T$ ). Sans cette précaution, un certain nombre d'ilôts de mousses très émissives (saturant le radiomètre) pourraient être confondus avec des navires présents sur la scène.

Le choix du seuil T lié à la fusion des segments E et des segments M et N est effectué en comptant le nombre de segments de type E faisant l'objet d'une fusion. Le seuil  $T_0$  retenu est le plus petit entier positif pour lequel ce nombre N de segments fusionnés atteint son maximum. La détermination exacte de  $T_0$  est montrée en T 18 :

Seuil T \ N	SENS DE PASSAGE DE L'AUTOMATE		
	VERTICAL	HORIZONTAL	CROISE
1	0	0	0
2	24	34	46
3 et. +*	30	58	64

\* Valeur optimum de T

Tableau 18 : Calcul du seuil de longueur conditionnant la fusion des segments du type "E" avec les segments de types N et M.

Comme nous l'avons fait à l'étape de régularisation, nous avons testé l'automate de fusion dans les 2 directions verticale et horizontale de l'image, puis dans le sens croisé (1 passage horizontal suivi d'1 passage vertical).

En choisissant la valeur optimale de T ( $T_0=3$ ) dans les 3 cas, l'évolution des pourcentages de points bien reconnus et mal classés est la suivante :

SENS DE PASSAGE DE L'AUTOMATE ( $T_0 = 3$ )	HORIZONTAL	VERTICAL	CROISE
% de PIXELS			
BIEN RECONNUS	28.2	37.1	58.1
MAL CLASSES	10.8	12.3	12.3

Tableau 20 : Performances obtenues en fonction de la direction d'analyse.

Comme précédemment et pour les mêmes raisons, on constate une amélioration sensible de la reconnaissance lorsque l'automate est mis en oeuvre dans la direction verticale. Un passage croisé de ce dernier améliore encore la reconnaissance des pixels des classes M et N.

En toute rigueur, la méthode de reconnaissance assurant le meilleur taux de points bien classés est donc la dernière (1 passage horizontal de l'automate suivi d'1 passage vertical).

Compte tenu des conséquences pratiques de la mise en oeuvre d'un tel algorithme (augmentation du coût de calcul, de la taille du buffer de lignes utilisé, nécessité de gérer ce buffer), nous avons préféré nous limiter à la version séquentielle simple (fusion des segments horizontaux), laquelle donne déjà de bons résultats (augmentation d'un facteur 3 du nombre de points bien reconnus).

Après cette dernière étape, la représentation contenue en mémoire peut être affichée sur l'écran de l'opérateur. Chaque segment de ligne étant localisé spatialement et étiqueté, il suffit d'associer aux 5 étiquettes des couleurs distinctes, suggestives des thèmes physiques auxquels elles sont associées (bleu pour l'eau, nuances de bruns pour les différentes épaisseurs d'huile, rouge pour les navires, par exemple) puis de faire tracer par un processeur graphique ces segments sur l'écran.

Les différents paramètres significatifs à calculer (cf chap.I, §I.2) se déduisent aisément de la représentation finale, puisque à tout point de l'image est associée une épaisseur d'huile (pouvant être nulle dans le cas de l'eau non polluée et des navires). En pratique, les calculs de ces paramètres (aires, volumes, positions, centre de gravité des nappes) sont effectués au cours de la dernière étape du traitement.

Les planches P15 à P17 représentent les différentes transformations de la représentation d'une nappe d'huile au cours de la reconnaissance .



Planche 17 : Meilleur compromis : carte obtenue après seuillage optimal  
puis passage horizontal des deux automates de régularisation  
et de reconnaissance.

### III.3 - CONCLUSION

A partir d'un deuxième type d'information : l'information spatiale, nous avons démontré dans ce chapitre qu'il était possible de détecter et de cartographier les nappes d'huile flottant sur la mer.

Nous avons proposé, pour détecter la présence d'huile sur l'eau, ou pour confirmer sa présence en cas d'ambiguïté, de mesurer l'anisotropie de la texture de l'image provoquée par le déchirement des nappes en filaments dans la direction du vent.

Nous avons montré qu'une mesure de texture basée sur l'échantillonnage du spectre de Fourier dans une direction du plan suffisait pour mettre en évidence cette anisotropie. Cette mesure, indépendante vis-à-vis du type d'image et du type de capteur utilisés, serait applicable à la détection d'autres phénomènes en océanographie (houles, vagues). Malgré sa relative complexité ( $O(n \log n)$ ), le temps nécessaire aux calculs de la mesure (FFT et échantillonnage du spectre) sur une image de dimensions 512 x 512, décomposée en blocs recouvrants de taille 128 x 128, resterait de l'ordre de la seconde. La méthode que nous proposons entre donc bien dans le cadre des applications dites "temps-réel".

Pour tracer les représentations cartographiques des nappes ainsi détectées, nous avons développé et décrit en détails un algorithme d'analyse syntaxique des lignes de balayage. Cet algorithme a l'avantage de rester performant sur les images créées par des signaux non stationnaires (variations horizontales de la luminosité moyenne). Cette caractéristique, jointe à la souplesse d'emploi des règles de réécriture, permettrait de lui trouver d'autres applications : notamment dans le domaine de l'imagerie radar (détection de cibles de  $\sigma$  donné au sein d'un clutter dont le  $\sigma_0$  varie avec la distance).

Nous allons maintenant décrire brièvement une application de la partie régularisation structurale de cet algorithme touchant le domaine de la synthèse d'images, puis nous proposerons une solution pour l'implanter concrètement sur un calculateur embarqué à bord d'un avion.

CHAPITRE IV

DEVELOPPEMENTS

#### IV.1 - SYNTHÈSE D'IMAGES DE NAPPES :

##### a) Introduction :

Les représentations cartographiques fournies par l'algorithme de reconnaissance que nous avons décrit lors du précédent chapitre présentent l'avantage de pouvoir tenir intégralement en mémoire centrale.

De ce fait, des traitements plus complexes sur ces représentations deviennent accessibles.

Nous montrons, sur les planches P 18a/ à e/ un exemple de transformation de la représentation d'une nappe d'huile correspondant à une pollution de  $50.10^3$  tonnes supposée déversée en mer d'Iroise (Ouest-Bretagne). Cette transformation permet de déduire de la forme de la nappe à l'instant T la forme de la nappe à l'instant  $T + n. \Delta T$ . Le pas  $\Delta T$  pouvant varier entre quelques secondes et quelques heures, il est possible, en quelques itérations de l'algorithme, de prévoir où et en combien de temps les nappes détectées rencontreront la côte, et donc d'établir, en termes de probabilités, la menace de pollution en chacun des points du littoral.

##### b) Principe de la transformation de représentation :

On dispose, au départ, de la représentation initiale de l'image réelle de la nappe d'huile telle que nous l'avons décrite au chapitre III. On dispose, en outre, d'un ensemble de données vectorielles caractérisant, en tout point de l'image, la déformation subie par un film d'huile placé en ce point, en fonction de l'amplitude et de la direction des vecteurs vent et courant locaux.

Le calcul pratique de ce vecteur de déformation relève du domaine de la physique et sort du cadre de cette étude. Dans le cas des transformations présentées sur les planches P 18, nous avons

utilisé un modèle simple, dû aux travaux du Warren-Spring Laboratory.

Ce modèle consiste à faire subir au pixel situé en  $(i,j)$  un déplacement  $\vec{D}(i,j)$  calculé comme suit :

$$\vec{D}(i,j) = \beta \cdot (\vec{C}(i,j) + \alpha \cdot \vec{V}(i,j))$$

où :  $\alpha = 3 \cdot 10^{-2}$  ;  $1 \leq \beta \leq 2$  selon la classe du point  $(i,j)$ ,  
 et :  $\left[ \begin{array}{l} \vec{V}(i,j) : \text{vecteur vent au point } (i,j), \\ \vec{C}(i,j) : \text{vecteur courant au point } (i,j). \end{array} \right.$

**c) Calcul de la nouvelle représentation :**

La technique que nous proposons pour déduire itérativement la représentation à l'étape  $N + 1$  de la représentation obtenue à l'étape  $N$  est la suivante :

1. La représentation de l'étape  $N$  est réexplorée séquentiellement et, au sein de chaque ligne, seuls les segments de type "P", "X" et "M" sont pris en compte (segments représentant des hydrocarbures en couches minces, épaisses et les mousses).
2. Soit  $L$  la ligne en cours de traitement. Pour chaque point  $I$  de cette ligne appartenant aux classe "P", "X" ou "M" est calculé un déplacement  $\vec{D}(i,j)$ . Chacun de ces points est translaté du vecteur  $\vec{D}$  ainsi calculé au sein d'une file de faible profondeur (une file de profondeur 21 lignes a suffi pour les images présentées en P 18a) - d)) :

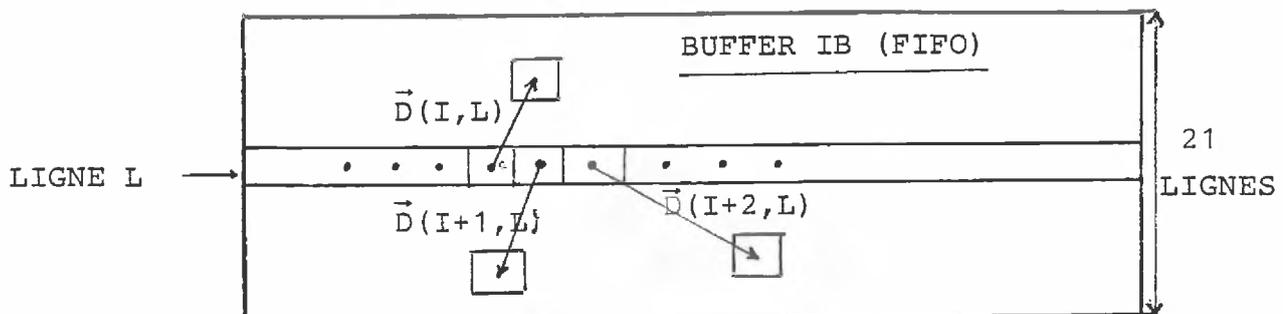


Figure 32 : Translation des points de la ligne L dans la FIFO.

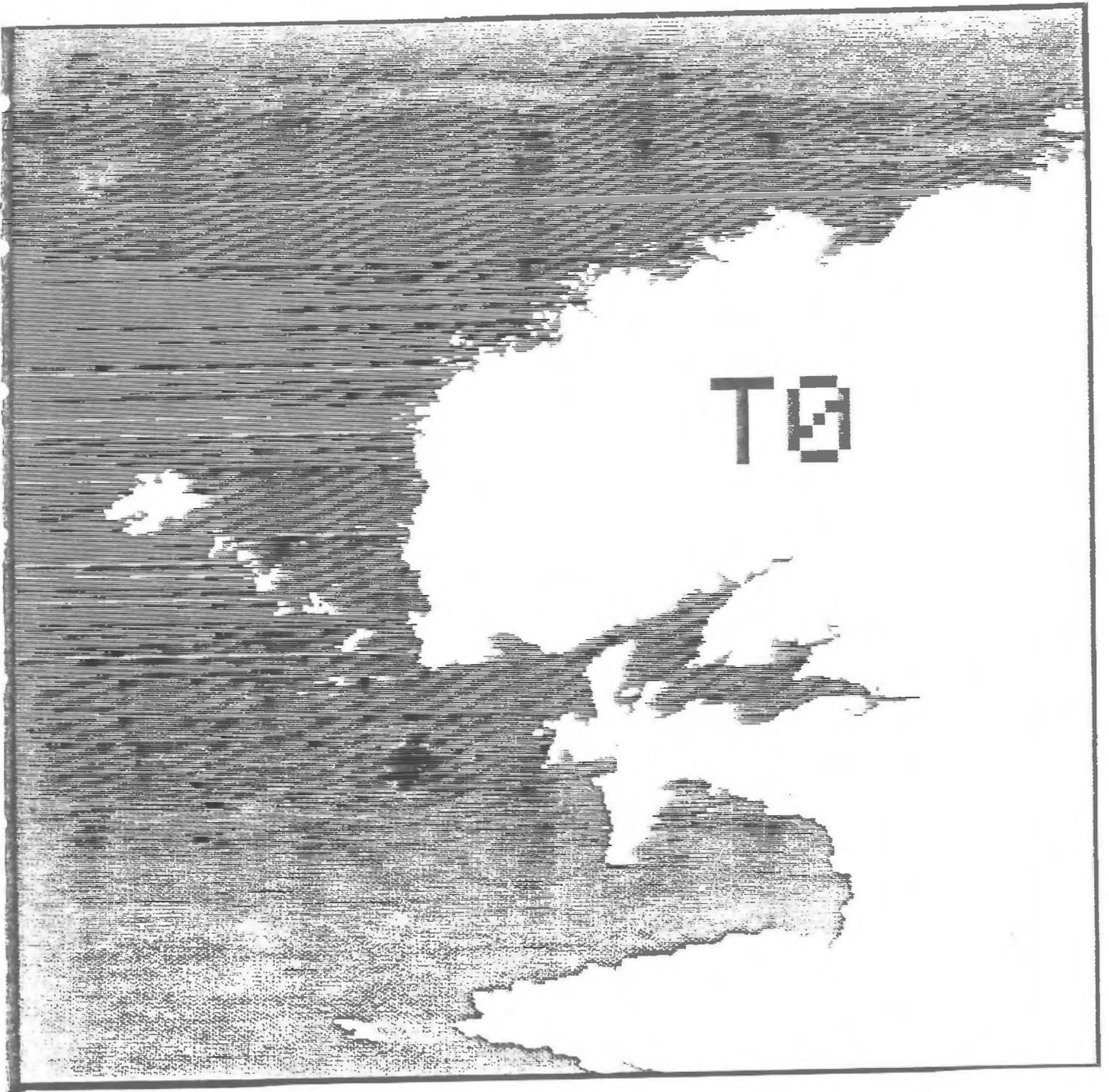


Planche 18 a) Représentation cartographique d'une nappe de pétrole déversée en mer à l'instant zéro.

- en blanc : la terre
- en gris clair : la mer
- en gris sombre et en noir : la représentation de la nappe de pétrole issue de l'algorithme décrit au chap. III.



T0+30MN.

Planche 18 b) : Nouvelle représentation obtenue après une itération  
(simulation d'un vieillissement de 30 minutes).

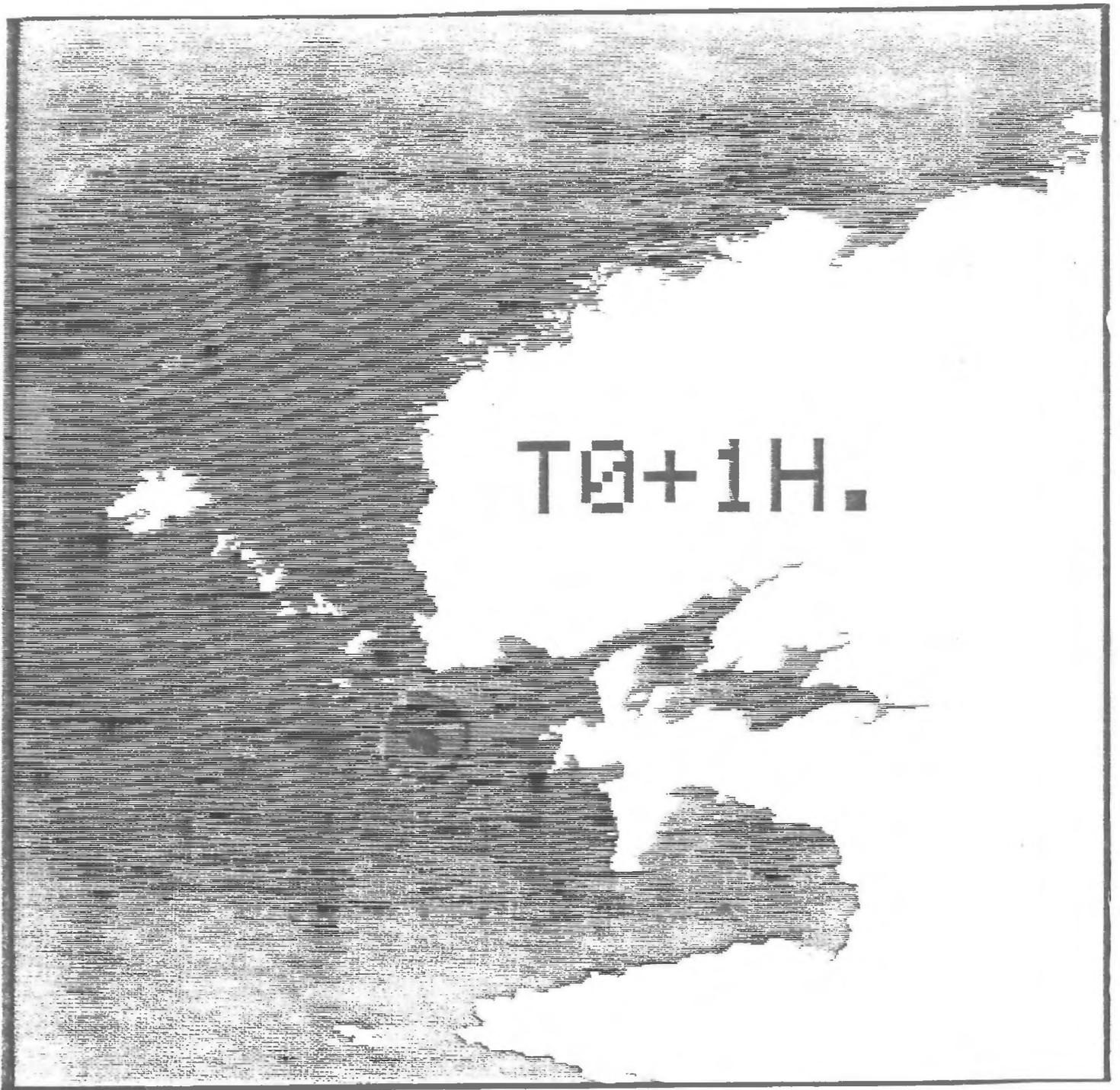


Planche 18 c) : Représentation après la seconde itération  
(vieillissement d'une heure).



ZOOM X2 :  
ETENDUE DES  
POLLUTIONS  
A T0+2H.

Planche P 18 d) : Nouvelle représentation obtenue par simulation d'un vieillissement de 2 heures (agrandissement par 2). Cette carte permet de délimiter les zones côtières les plus menacées par la pollution à court terme.

La file est gérée en FIFO : après l'accueil et le calcul des déplacements de tous les points de la ligne générique L, la ligne la plus ancienne est sortie de la file.

3. Chaque ligne sortant de la file fait l'objet d'une segmentation et d'une régularisation structurale identique à celle que nous avons décrite au chapitre III. Cette ligne d'image contient en effet différentes classes de pixels, (classes "E", "P", "X" ou "M") réparties de manière aléatoire . Il est donc nécessaire pour contruire une nouvelle représentation homogène à la précédente, de segmenter cette ligne, puis d'éliminer les segments de transition de trop faible longueur.
4. On construit par ce processus séquentiel toutes les lignes de l'image N + 1 et l'on réitère celui-ci pour recalculer les formes des nappes aux instants T + n.  $\Delta T$ .

d) Conclusion:

Cet algorithme d'application, dont l'utilité pratique est importante (calcul de la menace de pollution par la marée noire en chaque point du littoral) a l'originalité, vis-à-vis des procédés existants, de permettre d'animer des représentations précises des nappes d'huile réelles. La représentation de départ provient, en effet, de l'analyse des images obtenues par survol de la zone polluée, et non d'une simple modélisation des formes de celle-ci.

Le calcul des nouvelles représentations est très économique, et a l'avantage de reprendre les étapes de régularisation structurale développées au chapitre III (étapes c) et d)). Seule l'étape b) du calcul des déplacements dans la FIFO remplace l'étape de seuillage de l'algorithme de reconnaissance.

L'algorithme proposé dans ce paragraphe pourra donc être avantageusement implanté aux côtés de l'algorithme de reconnaissance dans la même machine physique : en effet, les deux programmes résultant de cette implantation ayant un grand nombre de lignes en commun, la fusion entre ceux-ci pourra être réalisée au prix d'un accroissement très faible du volume de mémoire nécessaire.

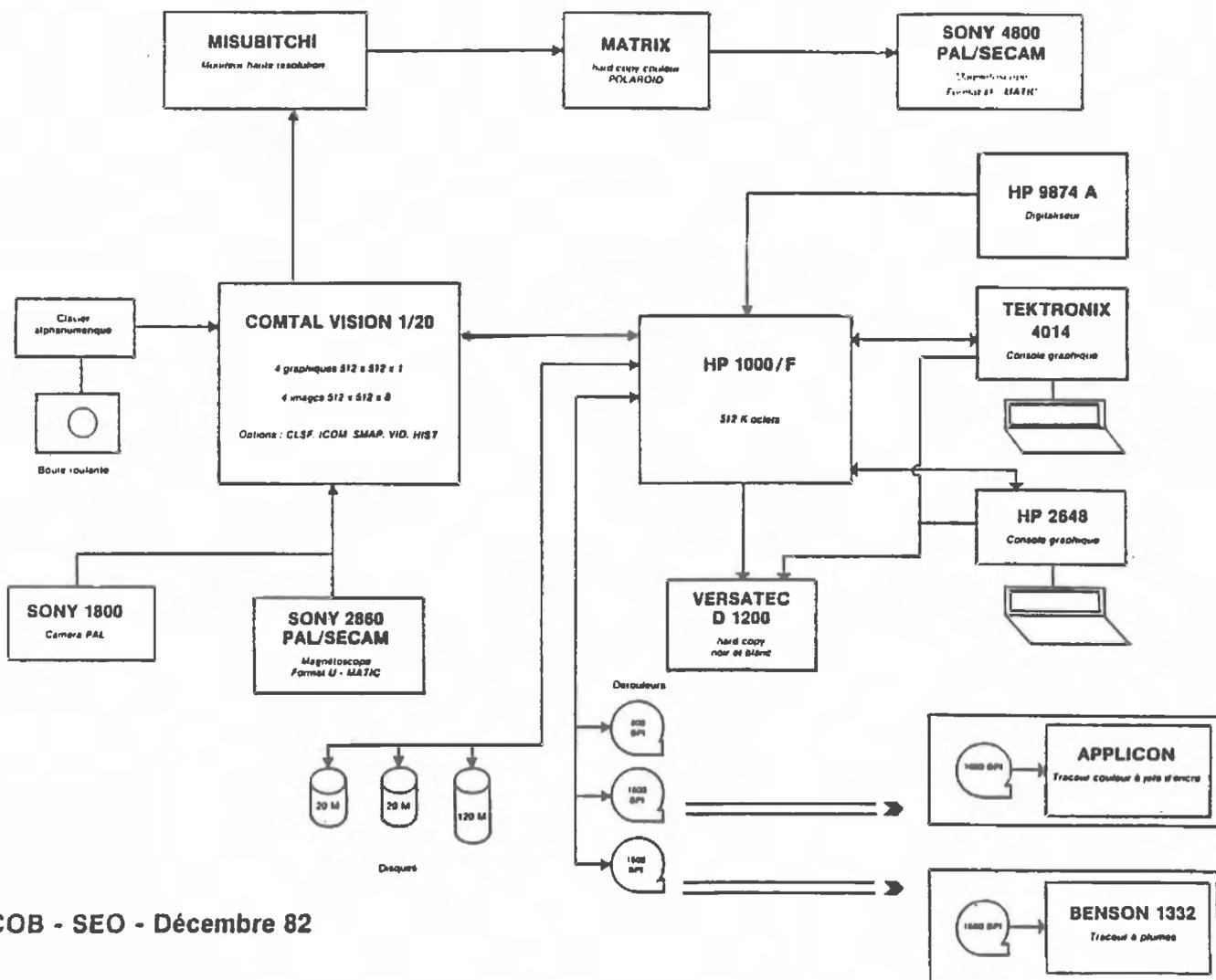
IV. 2 - MISE EN OEUVRE DES ALGORITHMES SUR UNE MACHINE PHYSIQUE :

1. Première implantation:

a) Matériels:

La première implantation des algorithmes développés au chapitre III et IV a été réalisée au laboratoire, sur un minicalculateur de type HP-1000 relié à un processeur d'images de type COMTAL Vision 1/20 (BELBEOCH, 1983) pour la visualisation des résultats.

La configuration de ce système, utilisé pour la mise au point des algorithmes et l'édition des planches fournies dans ce mémoire, est représentée ci-dessous :



COB - SEO - Décembre 82

Figure 33 : Configuration du laboratoire de traitement d'images d'IFREMER.

**b) Logiciels:**

Le langage utilisé pour la programmation des différents modules de traitement fut le FORTRAN 7 et le système d'exploitation permettant d'utiliser le HP 1000 en temps partagé a été RTE VI - VM.

La taille physique de la mémoire de ce mini-calculateur, de 256 k-mots de 16 bits ne permettait pas, compte tenu de l'espace réservé au système et de l'environnement multi-utilisateurs (temps partagé), de conserver en mémoire centrale une image complète de format 512 x 512.

Cette configuration de mise au point était donc conforme, tant du point de vue de la puissance de l'unité centrale que de l'espace de mémoire disponible, aux performances d'un micro-calculateur embarqué. Seuls les temps liés aux entrées-sorties de données entre le calculateur et le capteur d'une part, et entre le calculateur et la console de visualisation d'autre part ne pouvaient pas être estimés, puisqu'ils dépendaient de machines non encore connectées au système.

**c) Résultats:**

Cette première implantation des algorithmes sur un calculateur de performances modestes a permis de vérifier la faisabilité du système auquel nous nous proposons d'aboutir : le cumul des temps de calcul (entrées-sorties comprises) des différents programmes correspondant aux étapes de l'algorithme de reconnaissance décrit au chapitre III, § 3.3, a été mesuré pour parvenir à une estimation du temps de calcul total de la chaîne de traitement. Ce temps total occupé par le traitement de l'image test du chapitre III, était voisin de 5 minutes (323 s).

Ce temps mesuré, d'ordre de grandeur compatible avec l'objectif fixé de 1 minute, a rendu envisageable l'implantation de l'algorithme sur un microcalculateur de puissance équivalente, et de caractéristiques physiques (poids, volume) aptes à l'embarquement sur avion.

C'est l'étude de ce second système que nous allons aborder maintenant.

## 2. Seconde implantation:

Le microcalculateur embarqué que nous nous sommes proposés de réaliser devait entrer dans un environnement d'équipements électroniques préalablement décrits au chapitre I, et dont nous rappelons ci-dessous le schéma synoptique (voir BURKHALTER, MEYER (1984) pour une description encore plus détaillée) :

Pour réaliser ce calculateur embarqué, nous avons utilisé la méthodologie suivante :

- ①. définition des interfaces entre le calculateur et les équipements périphériques,
- ②. calcul de la vitesse maximale d'échange de données avec ces équipements,
- ③. choix d'une organisation matérielle et logicielle,
- ④. choix du bus interne et de l'unité centrale,
- ⑤. réalisation pratique de l'ensemble,
- ⑥. intégration sur avion et tests en vol.

1. La première partie de ce travail, concernant les différentes interfaces, a été définie conjointement avec le Laboratoire National d'Essais, déjà responsable de la réalisation et de l'intégration des éléments périphériques sur la cellule de l'avion, et des tests en vol.

Pour simplifier la réalisation des interfaces, nous avons choisi de faire acheminer vers le microcalculateur toutes les données nécessaires : données image et paramètres d'attitude de l'avion via un bus externe de 16 fils. L'ensemble de ces données provenant des différents capteurs se présentant sur le bus dans un ordre prédéterminé.

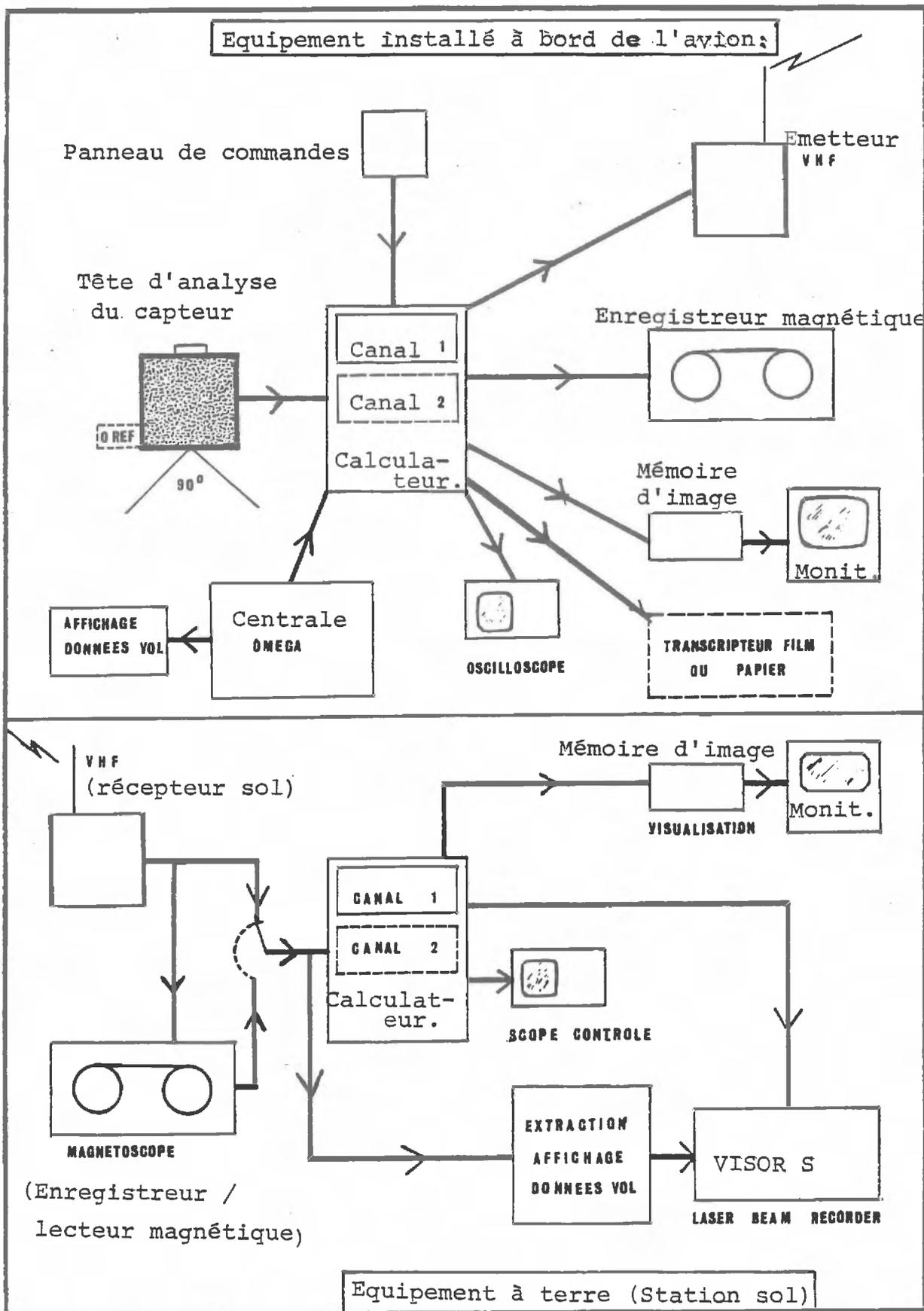
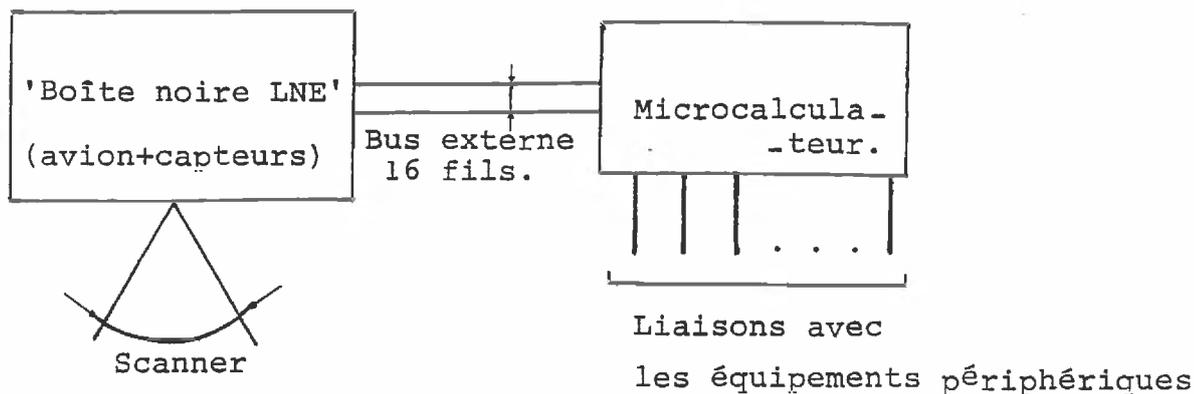


Figure 34 : Synoptique des équipements "avion" et "sol" utilisés

L'avion et ses capteurs pourront donc, à ce stade de l'étude, être considérés comme une "boite noire" échangeant des informations avec le microcalculateur suivant un protocole bien défini :



La conception et la réalisation de cette boîte noire ayant donc été effectuée par le Laboratoire National d'Essais, nous ne décrirons pas ses détails techniques.

2. Nous prendrons en compte la cadence maximale de l'échange de données entre la boîte noire délivrant l'information au microcalculateur (flux d'entrée) : La vitesse de communication requise étant principalement liée aux vitesses de balayage et d'échantillonnage du scanner en amont, nous avons retenu une borne inférieure pour cette vitesse de 256 mots de 16 bits échangés tous les 2,5 millisecondes (1,6 M bits/s).

Notons dès à présent que les microprocesseurs 8 bits performants (Motorola 6809 à 2 MHz) ne peuvent accueillir en mémoire la donnée à cette vitesse de transfert : la lecture du mot d'état d'un PIA et le chargement d'un octet en mémoire requièrent en effet, pour ce processeur, 20 cycles de 500 nanosecondes. Les 256 mots de 16 bits seront donc chargés en 10 millisecondes, soit 4 fois trop lentement.

La même tâche sera accomplie par un microprocesseur 16 bits de type Motorola 68000 en 34 cycles de 125 ns. Les 256 transferts seront donc effectués dans ce cas en 1,1 millisecondes, c'est-à-dire environ 2 fois plus rapidement que la borne imposée (et encore plus rapidement si l'on suppose pouvoir disposer d'un contrôleur DMA). Ces remarques, jointes aux perspectives d'évolution du matériel évoquées au chapitre I.§1 ont joué en faveur du microprocesseur 16 bits au moment du choix de l'unité centrale, que nous décrirons plus loin (étape 4).

### 3. Choix d'une organisation matérielle et logicielle:

L'organisation générale du microcalculateur embarqué ne pouvait se détacher, compte tenu des contraintes de coûts et de délais imposés, de celle d'une machine classique de type Von Neumann.

En prenant pour référence le calculateur utilisé lors de la première implantation, comportant un processeur central, un périphérique disque contenant les données d'entrée et un périphérique permettant de visualiser les images résultat du traitement, nous avons donc défini l'organisation suivante pour la partie matérielle :

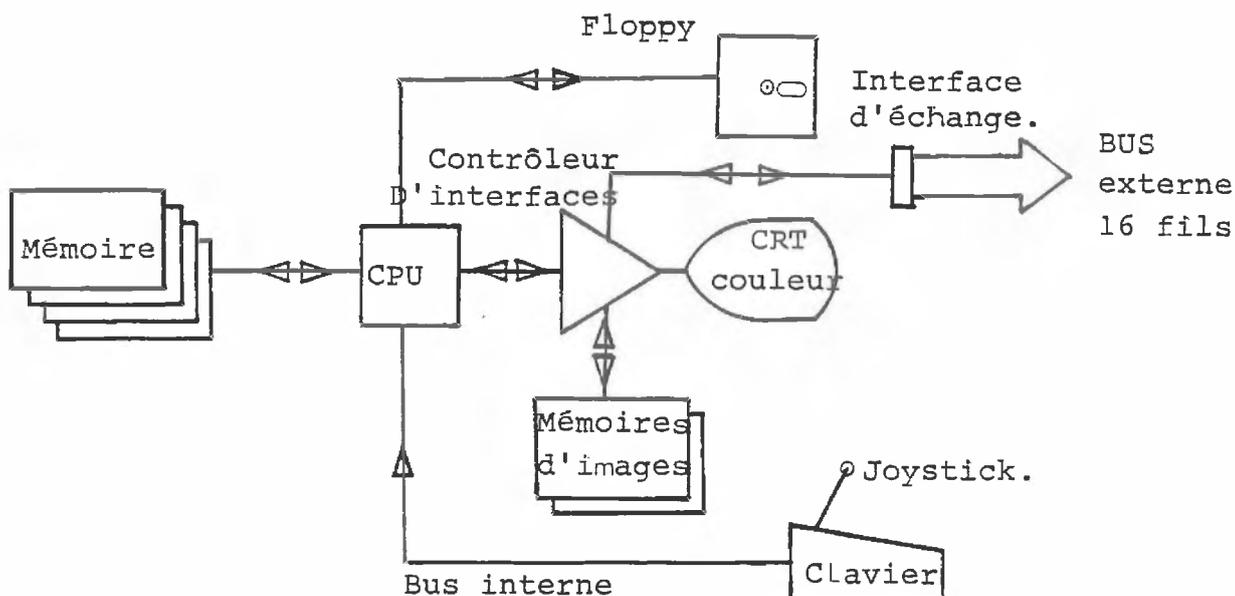


Figure 35 : Organisation matérielle de l'équipement.

Sur un bus central sont connectés, pour former un système ouvert, plusieurs modules interchangeable accomplissant chacun une fonction spécifique. Le système est extensible pour permettre d'accueillir des modules supplémentaires dans l'avenir : processeur spécialisés dans le calcul des FFT, autres organes d'interface pour des capteurs supplémentaires, par exemple.

De tels systèmes sont actuellement commercialisés sous forme de macrocomposants (cartes toutes faites), ce qui évite de redéfinir les cartes principales des modules : CPU, mémoires, contrôleurs de floppy-disk en particulier. Ceci permet également de réduire les coûts d'étude à l'implantation et la mise au point de la partie logicielle.

L'organisation synoptique du système fait ci-dessus apparaître un module CPU, accueillant et traitant les données provenant d'un module "interface d'échange", lui même chargé du décodage de la procédure reçue de la boîte noire via le bus externe. Les données traitées par la CPU sont acheminées vers un module "display" réalisant l'affichage sur le moniteur couleur des cartes de pollution et des caractères incrustés sur ces cartes.

Cette organisation permet de faire réaliser en parallèle les tâches d'accueil et de décodage de la procédure, dans l'interface d'échange, le traitement de l'image proprement dit, et l'affichage des résultats en sortie. Ce parallélisme réduira de beaucoup les temps d'exécution, comme nous le verrons en 6.

Sur le plan du logiciel, il a été prévu, au cours de la phase de mise au point, de bénéficier des services d'un système d'exploitation performant chargé à partir d'un module "disques souples". Une fois mis au point, les logiciels développés ont été figés en mémoire morte et, dès lors, intégrés au sein du module CPU. Le module "disques souples" a donc été détaché du système en fin de phase mise au point.

Le logiciel, comme nous l'avons vu, est décomposé en étapes de traitement enchaînées par un programme principal dit "aiguilleur de tâches". Ce dernier présente un menu à l'opérateur, qui choisit le traitement à effectuer parmi les suivants :

- ①. Acquisition de l'image d'une zone non polluée,
- ②. Acquisition de l'image d'une zone polluée,
- ③. Calcul et affichage des paramètres représentatifs des nappes,
- ④. Calcul et affichage des positions relatives des navires et des nappes,
- ⑤. Simulations de la dérive et de l'étalement des nappes.

Le premier choix permet de collecter une image constituant l'ensemble d'apprentissage permettant le calcul des seuils (opération supervisée, cf III.3.3.). Le second permet d'acquérir une image contenant des nappes d'huile. Cette acquisition est commandée par l'opérateur au moment du survol d'une zone polluée (cette opération de déclenchement pourrait, nous l'avons montré en III.2.2, être automatisée).

Le troisième choix du menu effectue la reconnaissance proprement dite des nappes d'huile, fait afficher sur le moniteur la carte des pollutions et les paramètres de formes caractéristiques des nappes détectées.

Le quatrième choix calcule la position relative (en azimuths/distances) des navires par rapports aux nappes de plus forte épaisseur reconstruites. Ceci permet le guidage de ceux-ci par radio à partir de l'avion sur le chemin optimal où ils rencontreront le plus de nappes épaisses. Le calcul de ce chemin optimal n'a pas été automatisé.

Le cinquième module, proposé par le menu, aiguille sur le programme de transformation des cartes de pollution décrit en III.1. On obtient alors sur le moniteur les prévisions de dérive et d'étalement des nappes détectées au cours du vol (Les paramètres vents et courants sont entrés au clavier en début de vol).

L'ensemble de cette organisation matérielle et logicielle a été jugée nécessaire et suffisante pour parvenir aux objectifs fixés.

#### 4. Choix du bus interne et de l'unité centrale:

Au moment du choix à effectuer, deux grandes familles de produits existaient sur le marché : la famille de processeurs et coprocesseurs **INTEL**, et le bus Multibus, d'une part, et la famille de processeur et coprocesseurs **MOTOROLA**, d'autre part, axée sur le bus VME (Versa Module Eurocard).

Après consultation des différentes documentations des concepteurs et constructeurs, il a été fait choix du bus VME, bus non multiplexé extensible à 32 bits pour les adresses et les données qui semblait, au moment du choix, être plus porteur d'avenir que le bus INTEL.

Le bus VME, de conception plus récente, semblait devoir devenir un standard européen pour les futurs systèmes mono ou multi-processeurs 16/32 bits de la fin de la décennie. A l'heure où ces lignes sont écrites, cette prévision est devenue réalité et de nombreux projets universitaires et industriels ont déjà été réalisés autour du bus VME.

La supériorité de ce dernier face au Multibus, également asynchrone et non multiplexé, est que le VME a été conçu pour les machines 32 bits.

Sa supériorité est également effective dans le domaine de l'arbitrage du bus, dans un environnement multimicroprocesseurs, et des signaux utilitaires réservés au contrôle du système (voir pour plus de précisions revue "Minis et Micros" n° 160-181).

Le bus VME ayant initialement été introduit par Motorola, Philips, Mostek et Thomson/Efcis pour les développements sur les processeurs de la famille 68000, nous avons naturellement choisi ce microprocesseur pour réaliser l'unité centrale de notre projet.

Ce double choix du bus VME et du microprocesseur 68000 nous est apparu cohérent et offrant de nombreuses possibilités de réalisations ultérieures, le système initial monoprocesseur compact que nous proposons pouvant évoluer en puissance vers un système multiprocesseur très sophistiqué au gré des besoins (Adjonction de capteurs annexes du type caméra CCD, notamment).

#### 5. Réalisation pratique de l'ensemble :

L'ensemble du matériel réuni pour la réalisation de l'appareil dont le schéma synoptique a été représenté sur la figure 35 devait physiquement pouvoir tenir place dans une baie compacte à bord d'un avion.

Nous avons donc choisi de réunir l'ensemble des cartes nécessaires dans un châssis VME capable d'accueillir au maximum 20 cartes au format double europe. Sur les 20 emplacements disponibles, 12 ont été réservés aux extensions et 8 ont été effectivement utilisés.

Les turbines de ventilation, les alimentations  $\pm$  5 volts,  $\pm$  12 volts et + 24 volts nécessaires aux différentes cartes et aux diskettes 8 pouces sont intégrées dans le châssis représenté sur la figure 36.

La décomposition en blocs fonctionnels du synoptique général de l'appareil (fig. 35) a été la suivante :

- CPU : 1 carte (Motorola CPU 100) - Fig. 37.
- Mémoire : 2 cartes (Motorola MVME 101) 256 kmots de 16 bits.
- Interface d'échange : sur carte CPU (PIA-20 lignes).

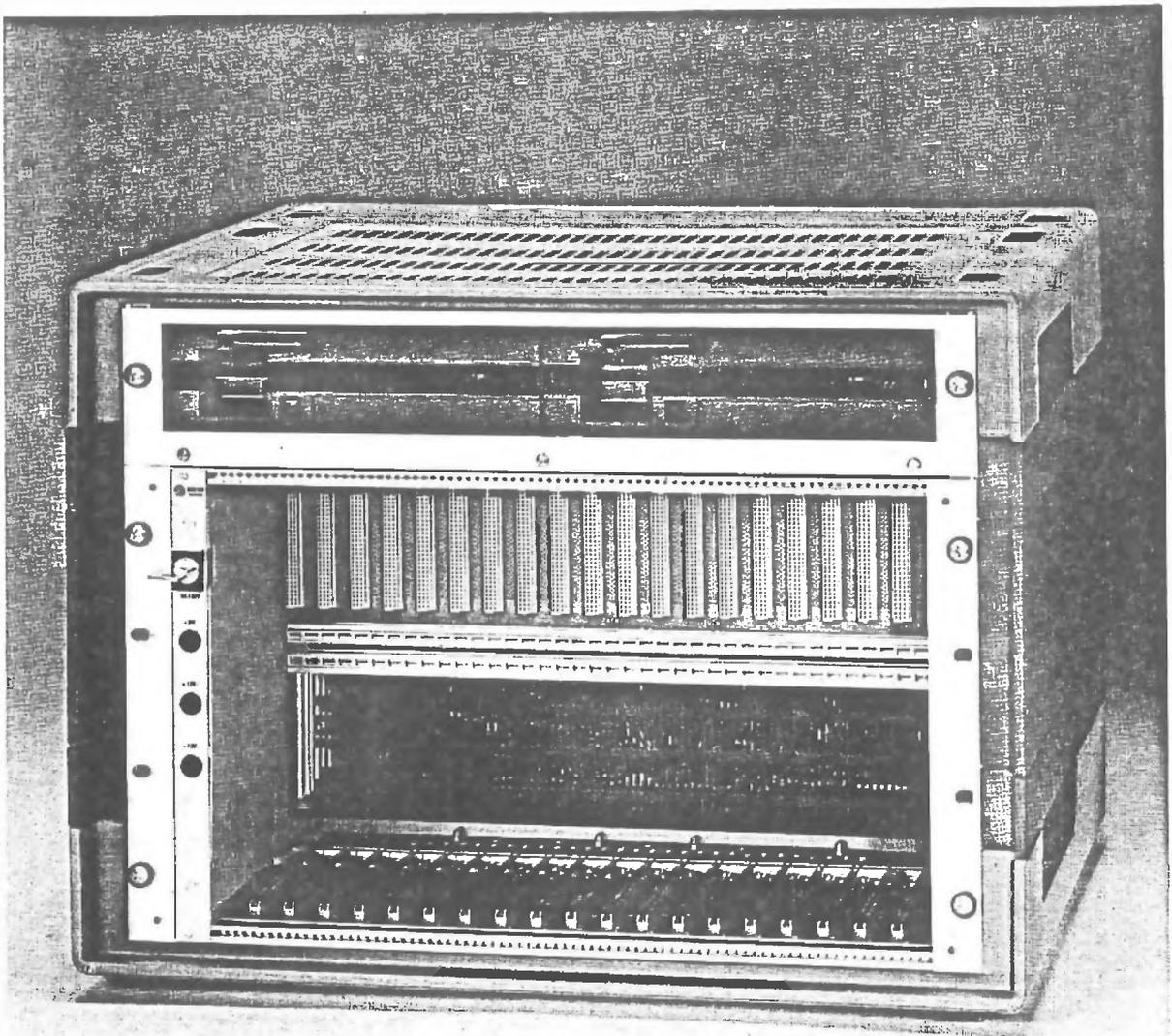


Figure 36 : Chassis utilisé pour le montage du système (doc. DATA.SUD).

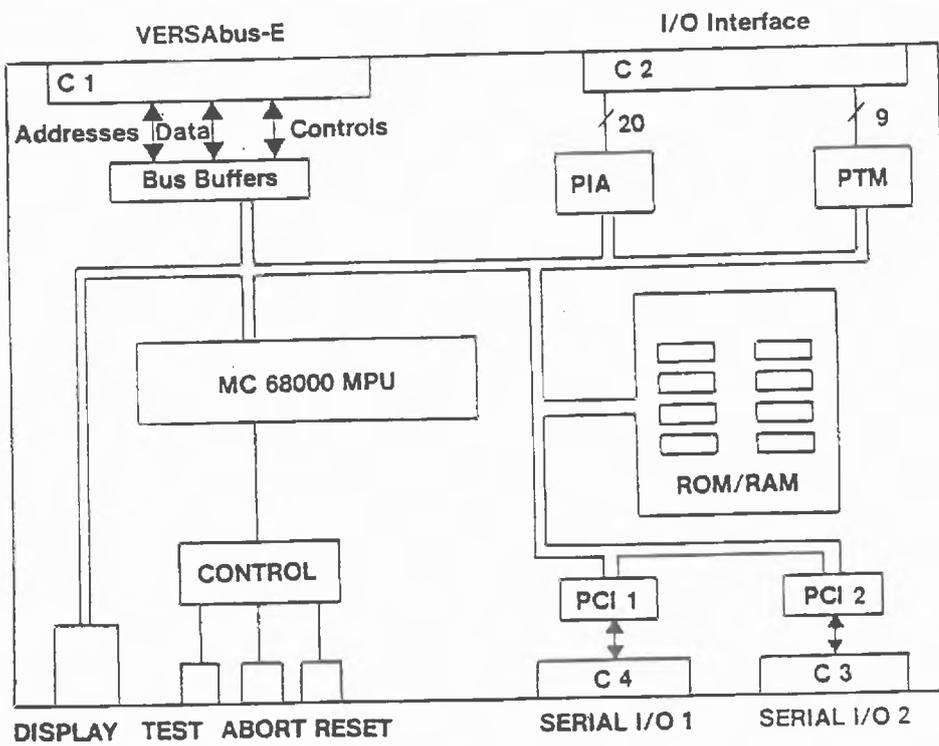


Figure 37 : Synoptique de l'unité centrale (Doc. MOTOROLA).

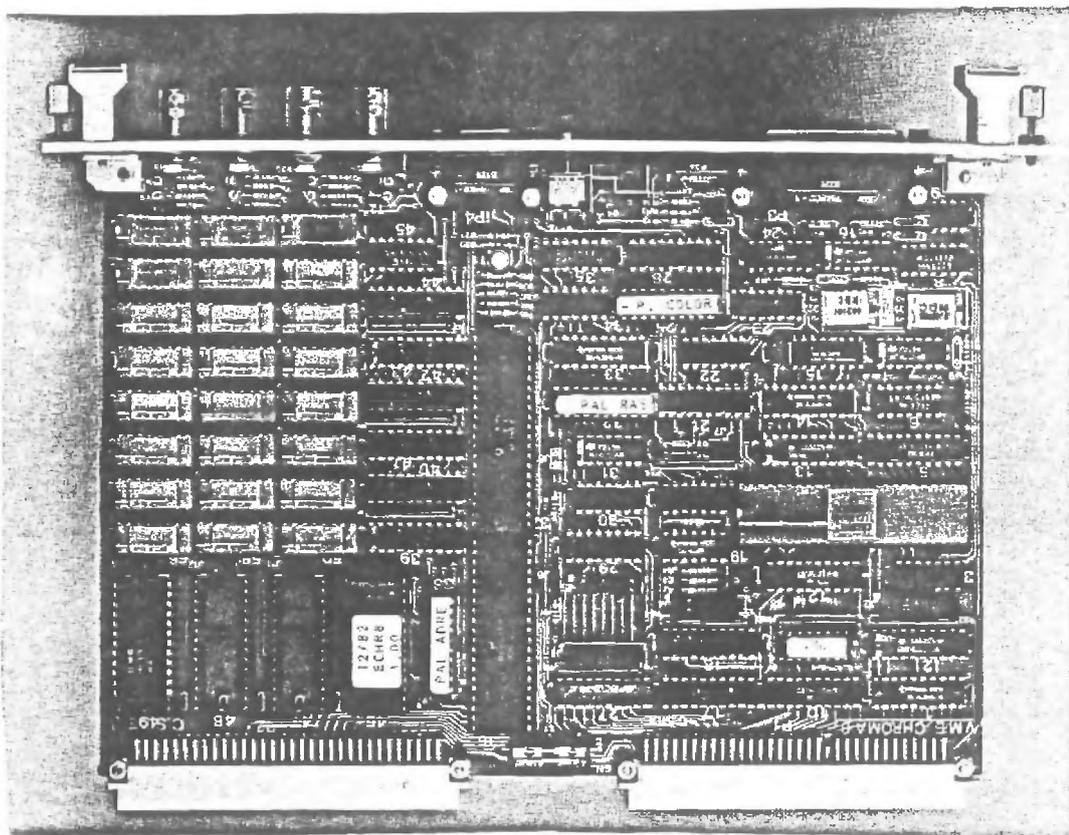


Figure 38 :  
 Carte graphique  
 servant à  
 l'affichage  
 des résultats.  
 (doc. DATA-SUD)

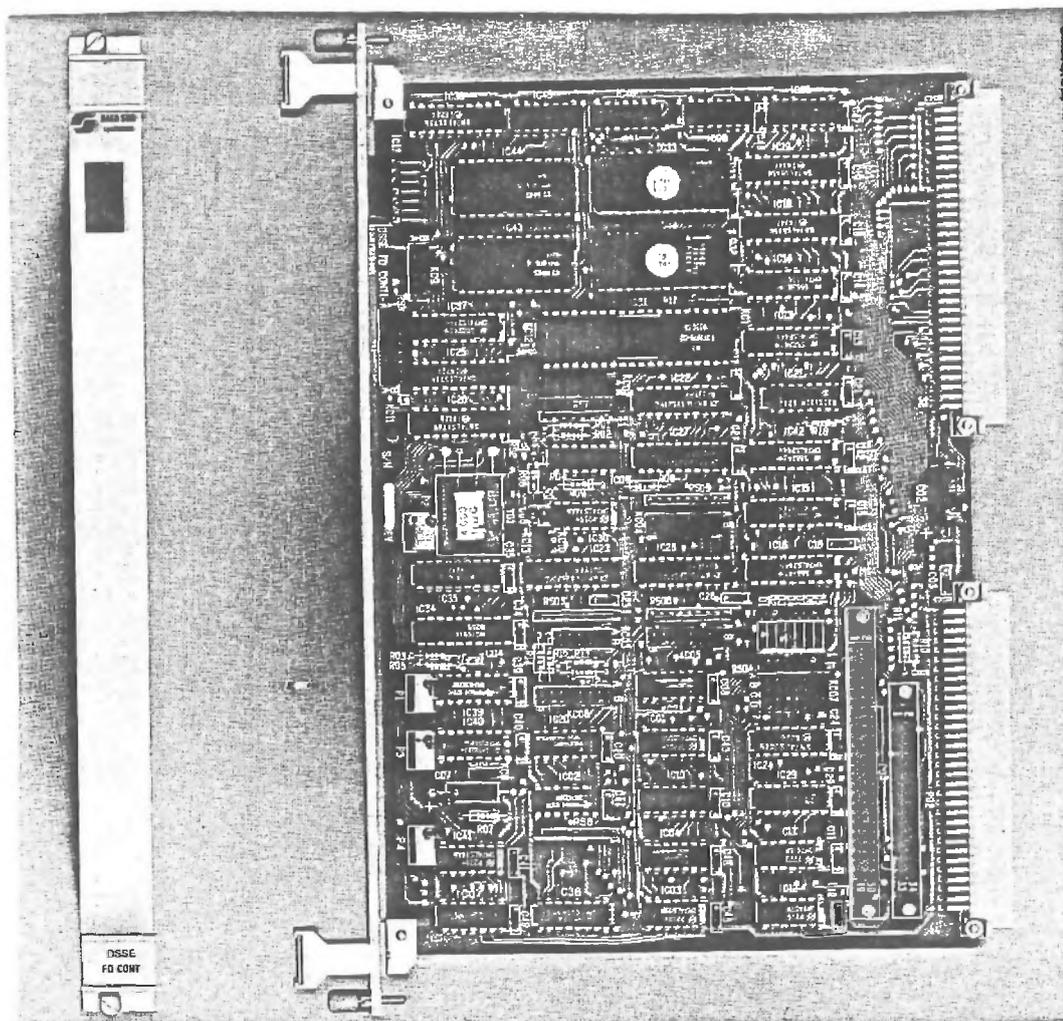


Figure 39 :  
 Carte contrôleur  
 de disquettes  
 8 pouces.  
 (doc. DATA-SUD)

- Display : la représentation finale des lignes des cartes de pollution consiste, comme nous l'avons décrit au chapitre III, en une suite de segments horizontaux dont la position et la longueur sont connues. A chacun de ces segments est affectée une étiquette : le numéro de la classe auquel il appartient, à représenter sur l'écran par une couleur caractéristique.

Ces 3 informations : → longueur du segment à tracer,  
→ position de l'origine du segment,  
→ couleur du trait.

sont typiquement les informations transmises aux processeurs graphiques servant, par exemple, en CAO.

Compte tenu du faible nombre de couleurs requises : une par classe, soit au total 5 et une pour les incrustations de caractères alphanumériques au sein de l'image, nous avons confié la tâche d'affichage des résultats à un processeur graphique contenu dans une quatrième carte, représentée sur la figure 38 (8 couleurs, format d'image 512 x 512).

- Floppy : la fonction "enregistreur/lecteur magnétique" se décompose en deux éléments qui sont :

a) les drives au format 8 pouces montés sur le châssis.  
(Fig. 36)

b) la carte contrôleur de floppy (Data-Sud. Réf. FDCONT) que nous représentons fig. 39.

Le système constitué de ces 5 cartes aurait été nécessaire et suffisant pour accomplir les tâches imparties au calculateur. Cependant, pour des raisons opérationnelles, il a été jugé utile d'incorporer dans le même châssis 3 cartes supplémentaires constituant un système de vidéo numérique. Le synoptique de ce système est montré figure 40.

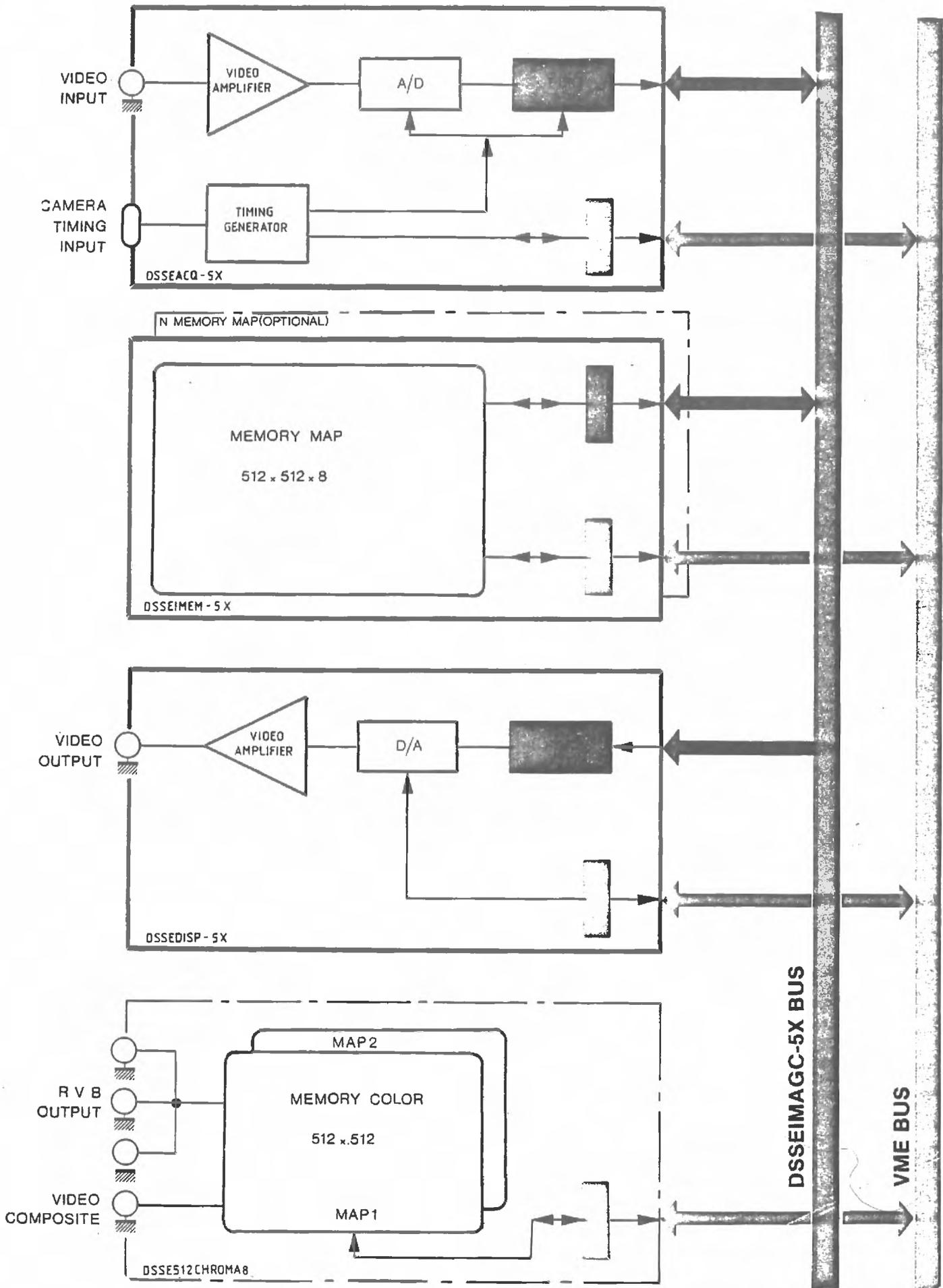


Figure 40 : Synoptique du système vidéo numérique IMAG, couplé au MC 68000.  
 (doc. DATA-SUD).

Ce dernier système est constitué de 3 cartes électroniques : une première carte servant à échantillonner une image de format 512 x 512 à partir d'une trame vidéo classique, une seconde à mémoriser cette image, et une troisième à la restituer sur un moniteur noir et blanc de très petit format.

Ce système supplémentaire nous a servi de deux manières :

- Lors de la mise au point du matériel, l'image provenant de la "boite noire" concentrant les signaux provenant de l'avion a été envoyée au calculateur sous forme de trame vidéo, au moyen d'un simple câble coaxial. Cet artifice a permis de retarder l'écriture du logiciel de dialogue entre la "boite noire" et le calculateur. La mémoire utilisée pour le stockage de l'image était, dans ce cas, le "plan image" du système vidéo, relié directement au bus VME, et non la mémoire centrale.
- En phase "opérationnelle", à bord de l'avion, le système supplémentaire, couplé à une caméra ou à la "boite noire" permet de visualiser le défilement en continu de l'image sur un petit moniteur, et de déclencher l'acquisition de l'image à traiter au moment propice.

Le système complet, la boite noire, le petit moniteur de contrôle et le grand moniteur servant à l'affichage des cartes de pollution en couleur sont représentés sur la planche P 19, dans un environnement de laboratoire.

#### 6. Intégration sur avion et test en vol :

Après intégration en baie de l'ensemble décrit ci-dessus et montage des différents éléments sur silent-blocs, le calculateur a été soumis à un test peu sévère sur pot vibrant pour un contrôle préliminaire du bon fonctionnement en conditions de vol.

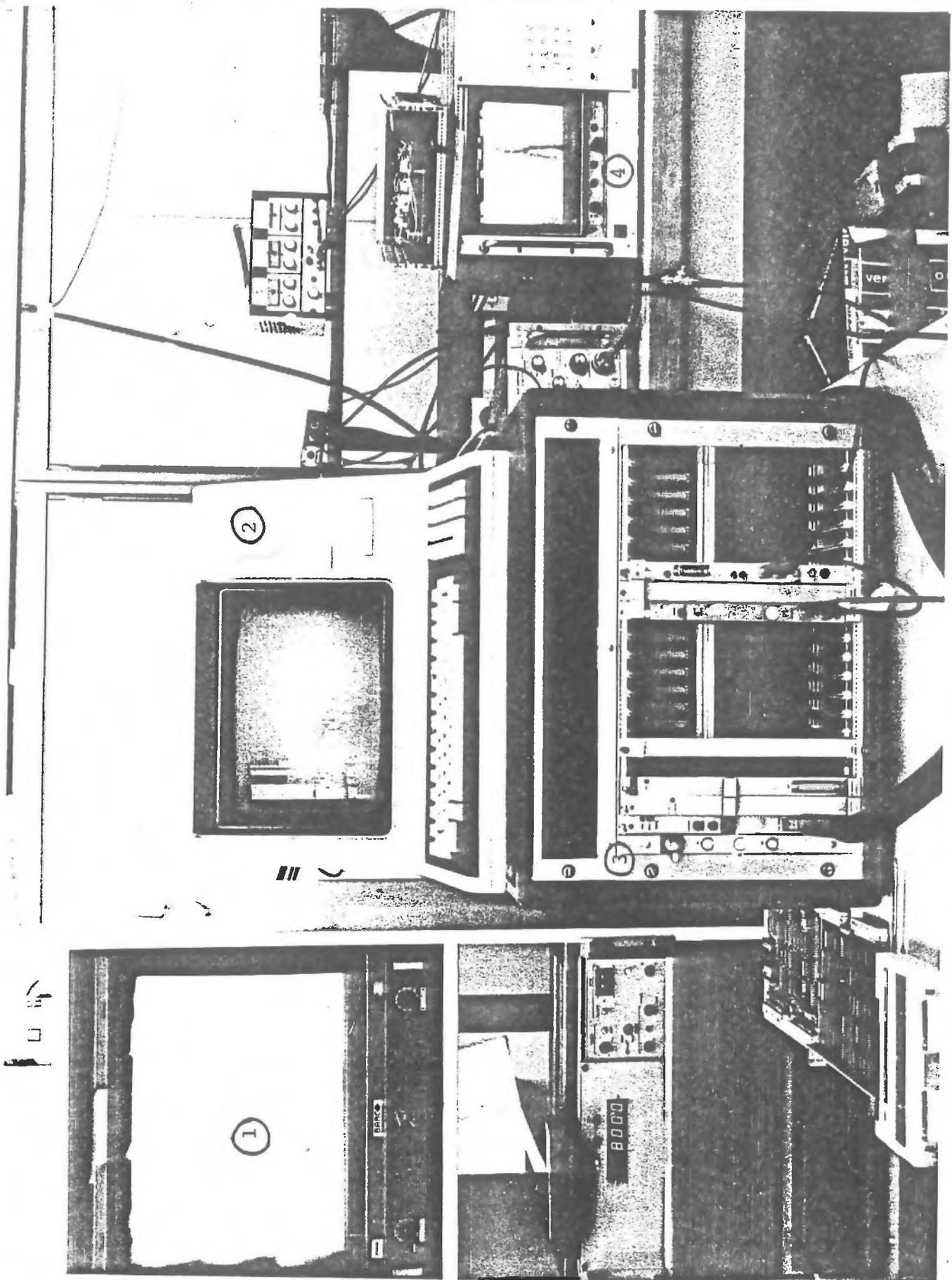


Planche 19 : Vue du système complet, au laboratoire. La tête d'analyse infra-rouge n'est pas représentée ici.

- 1- Moniteur couleur de visualisation.
- 2- Clavier écran de contrôle.
- 3- Chassis équipé de ses cartes VME.
- 4- Boîte noire et moniteur de contrôle.

Un onduleur a été intégré à cette baie, pour permettre la conversion de l'alimentation du bord, aux normes 28 volts - 400 Hertz en courant secteur 220 V - 50 Hz. L'onduleur a également été monté sur silent-blocs.

Nous représentons ci-après, planches 20 et 21, l'électronique installée dans la partie bâbord de la cabine centrale d'un bimoteur Beechcraft "King-Air".

Le Beechcraft équipé de l'électronique complète a effectué, au mois d'octobre 1985, trois vols de surveillance dans la zone Ouest Bretagne, au cours des expérimentations PROTECMAR 85.

La nappe déversée au cours de ces expérimentations était constituée de 28 mètres cubes de fuel type "Arabian-Light", d'épaisseur moyenne 700 microns. Le bateau ayant réalisé l'épandage a étalé cette quantité de fuel sur une longueur de 1 nautique (1852 mètres) et une largeur de 20 mètres. Le premier vol a été réalisé peu après l'épandage, le second vol après traitement aux dispersants et le troisième vol le lendemain de l'épandage, sur les reliquats de nappes.

Du point de vue des résultats, le calcul des dimensions et volumes de la nappe test a été très satisfaisant : l'avion pouvant embrasser dans le champ du détecteur une longueur équivalente au tiers de la longueur de la nappe, le volume de fuel estimé par le calculateur s'est révélé exact à 17,8 % près (11 mètres cubes calculés pour 9.3 mètres cubes réels).



Ci-dessus : Vue au parking du bimoteur Beechcraft KING-AIR utilisé pour les essais (photo IFREMER)

Ci-dessous : Schéma d'installation des équipements à bord de l'avion

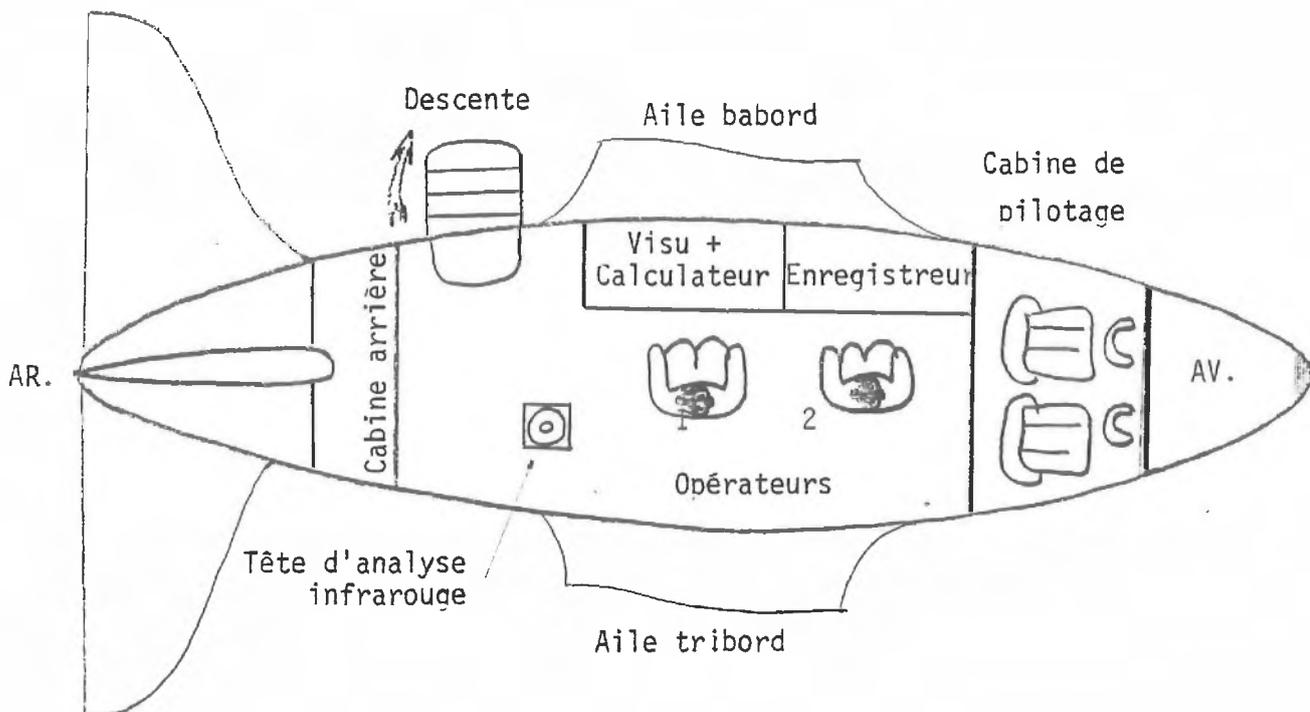
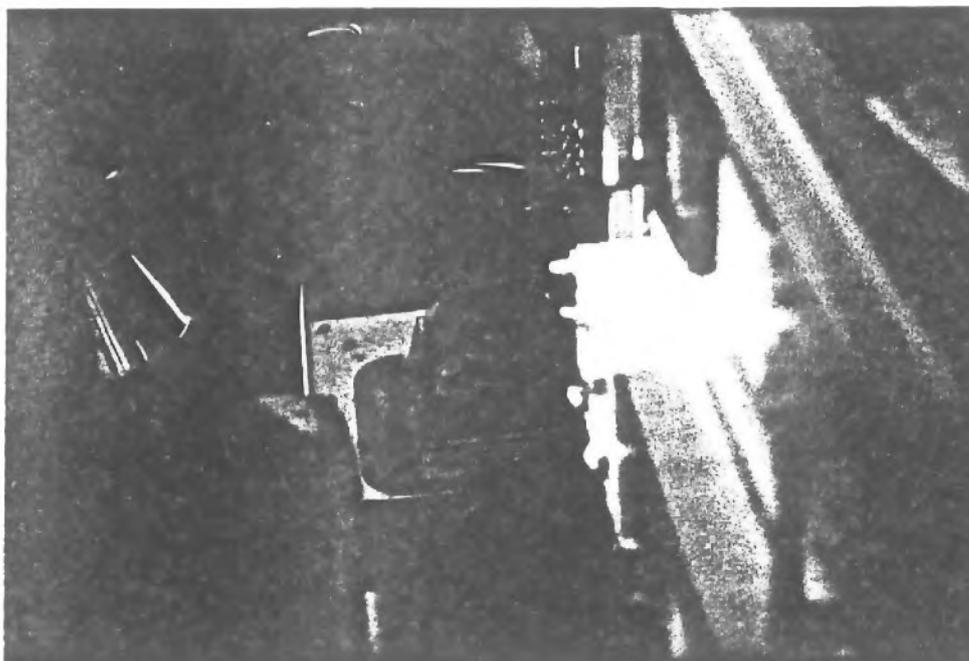


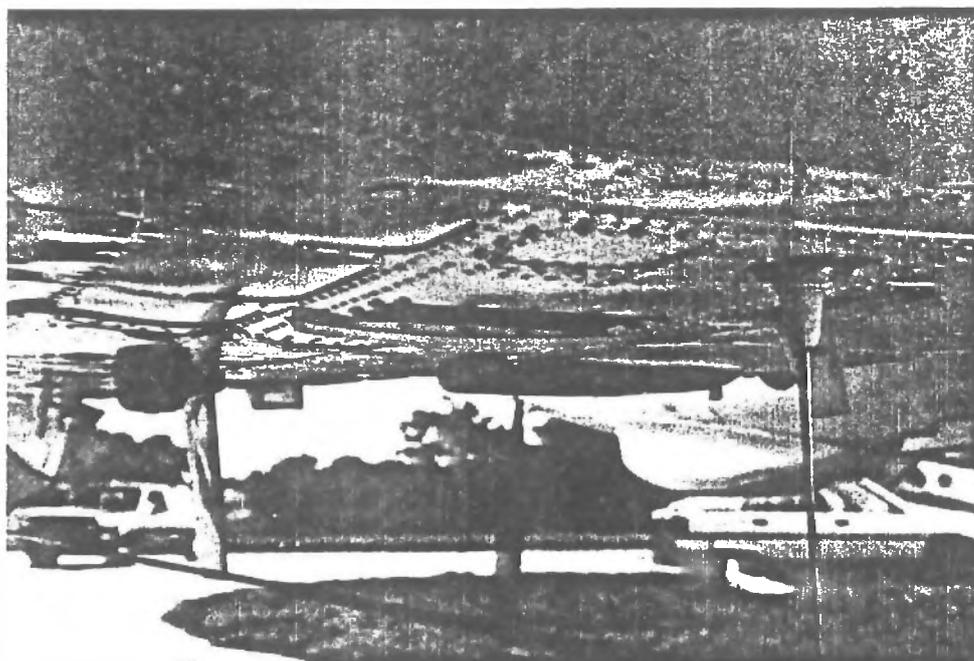
Planche 20 : Intégration sur avion

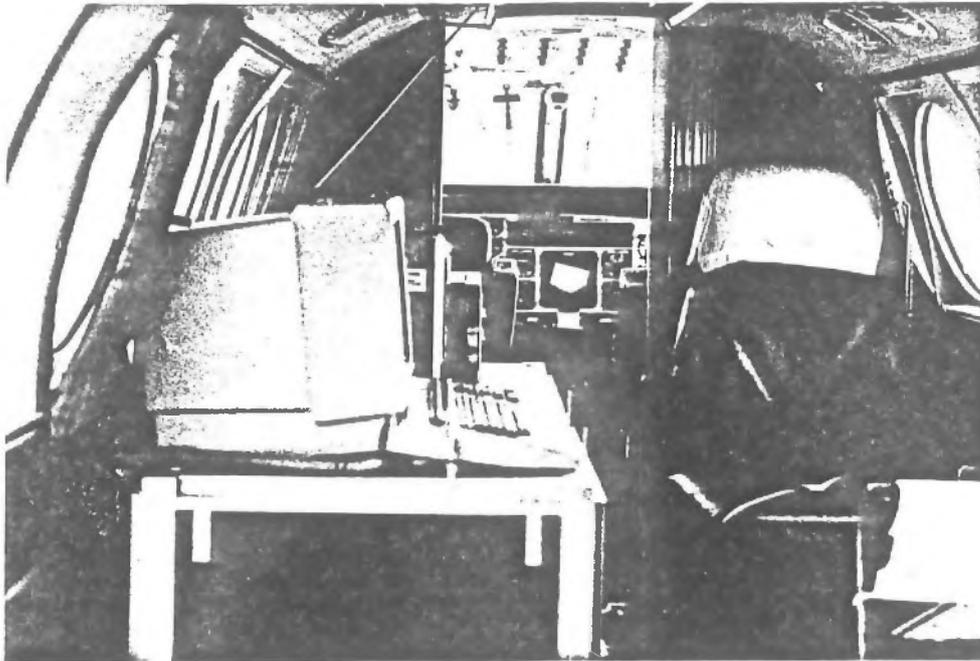


Ci-dessus :

Vue de la tête d'analyse infrarouge dans son passe-coque, et, à gauche, du Dewar servant au stockage de l'azote liquide de refroidissement.

Ci-dessous : Regard ménagé sous le ventre de l'avion, permettant le balayage autour de la verticale. Vue des antennes VHF servant au Data-Link.



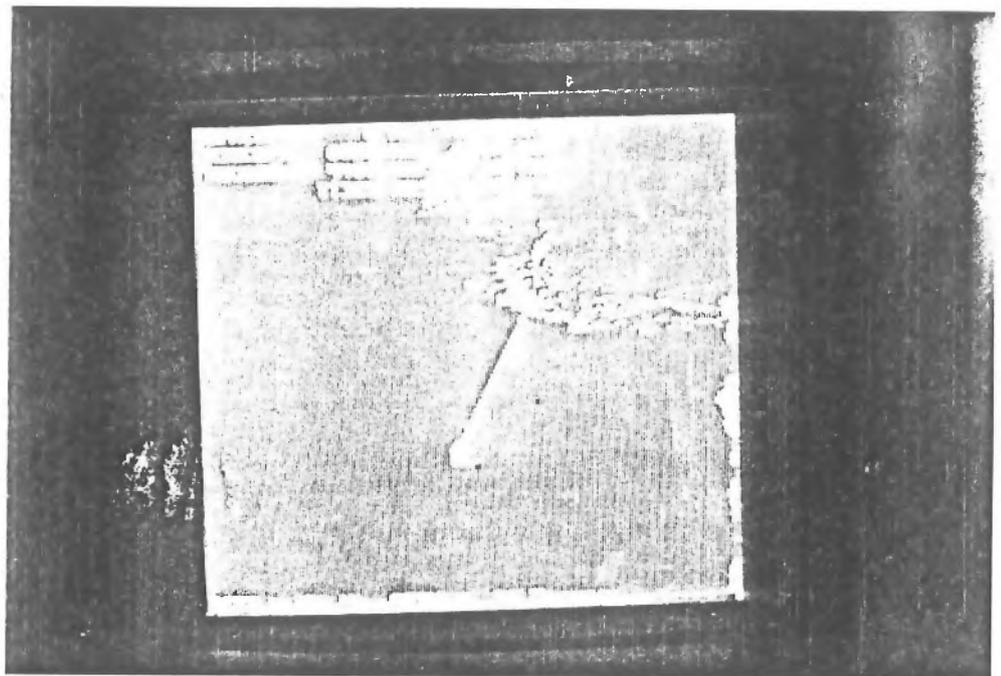


Ci-dessus :  
Aménagement des consoles et baies dans la partie centrale de la cabine

Ci-dessous :  
Photo d'écran montrant le résultat du traitement "temps-réel" de l'image d'une nappe d'huile, avec estimation des surfaces polluées et volumes déversés

Un segment de droite tracé sur l'écran positionne le navire dépollueur (en bas à gauche) par rapport aux zones épaisses de la nappe (zones apparaissant en rose) au sein de l'image

Position relative du navire par rapport à ces zones, en azimuth/distance



Les cartes tracées sur le moniteur couleur ont toujours permis de détecter les zones non polluées, les mousses et les zones minces à épaisses. Ces cartes ont été tracées par le coprocesseur graphique en un temps variant de 15 à 25 secondes (calcul CPU + entrées/sorties) selon le nombre de segments reconnus. Le temps d'obtention d'une carte s'est donc révélé conforme à ce qui était attendu pour respecter les contraintes du temps réel (1 minute en ordre de grandeur).

Le déchirement en bandes des nappes a été observé par les opérateurs dès l'épandage des huiles. Leur témoignage a confirmé qu'il était possible de distinguer les huiles de toute autre objet froid sur les thermographies (comme les remous d'eaux plus froides que la surface dans les sillages des navires, par exemple) par la seule présence de ces "windrows". Ceci confirme l'importance de la mesure de texture proposée pour la détection automatique ou le lever d'ambiguïté sur la présence des nappes d'huiles flottant sur la mer.

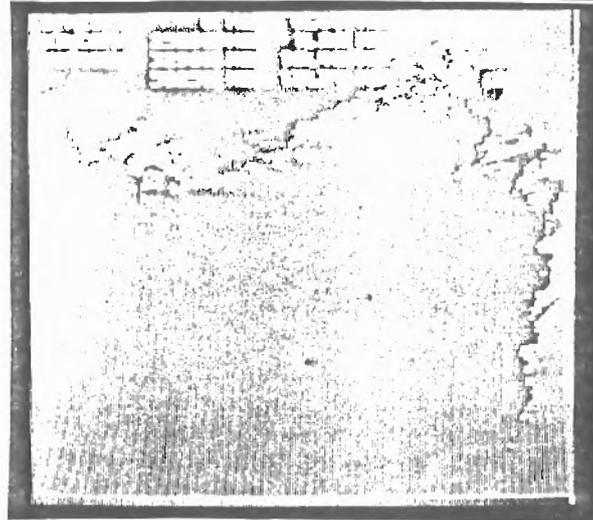
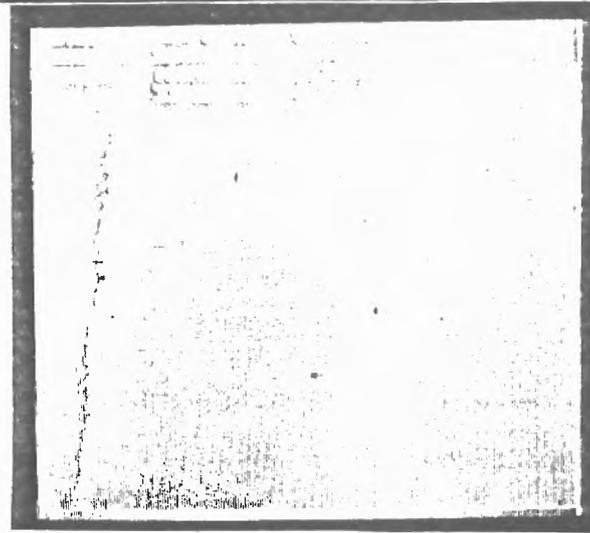
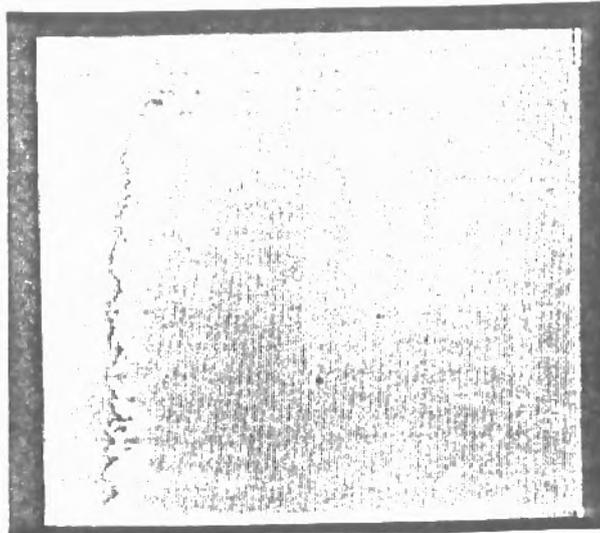
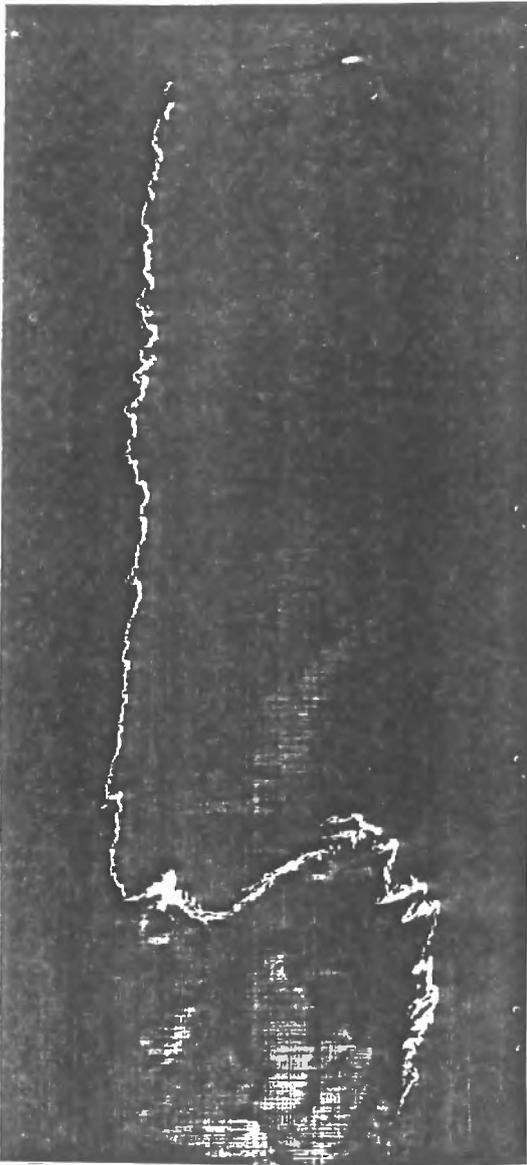


Image brute (papier)

Image traitée

Planche 21 : Tests de l'équipement en vol (photos IFREMER) : comparaison de l'image brute et de l'image visualisée après traitement

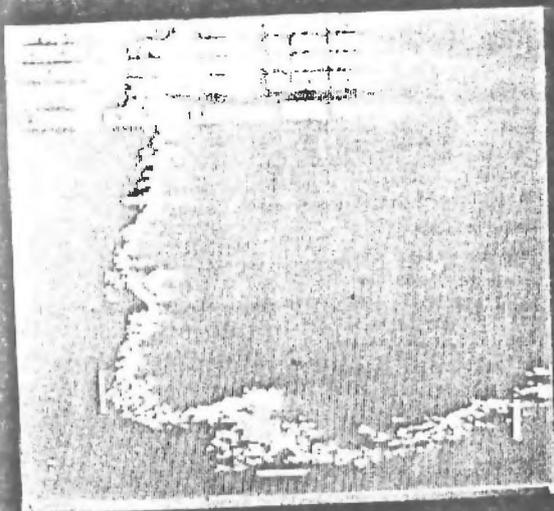


Photo 1 :

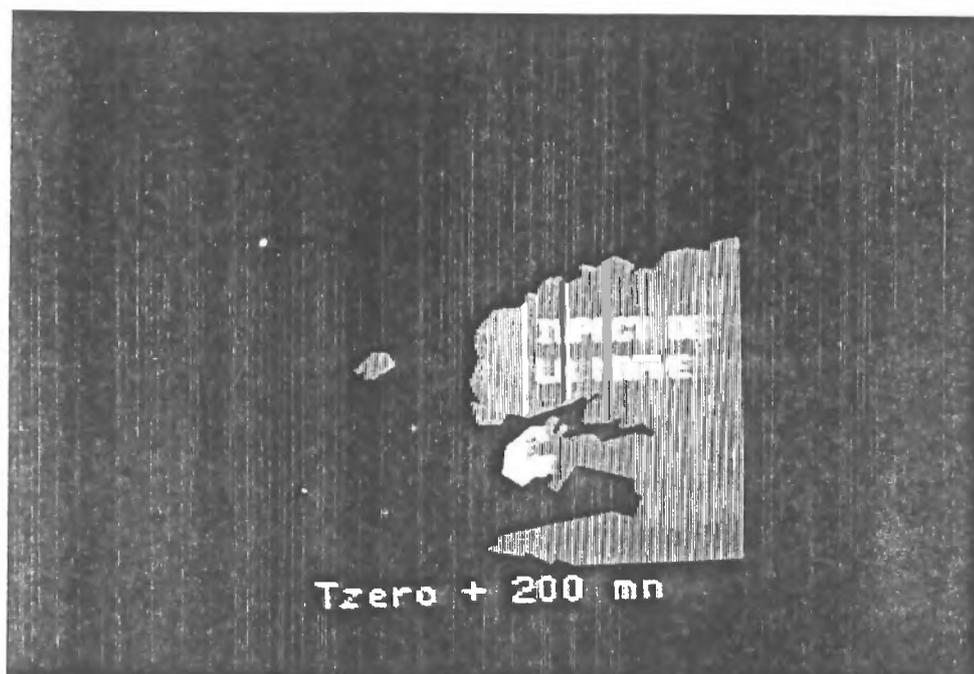
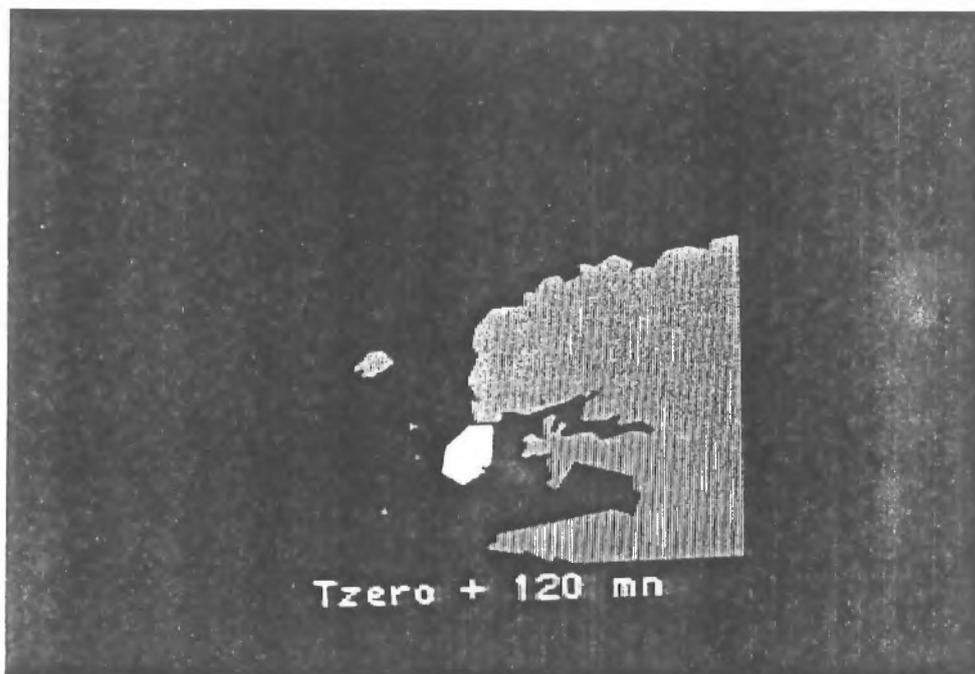
Estimation de la longueur  
et de la largeur  
de la nappe.

(les tirets sont des  
curseurs mobiles)

Photos 2 et 3 :

Synthèse de l'image  
de la nappe après  
simulation d'un  
vieillissement de  
celle-ci.

Visualisation de sa  
dérive et de son  
étalement pour les  
prévisions d'impact  
à la côte.



CONCLUSION

En guise de conclusion, nous donnons un récapitulatif de cette étude centrée sur le problème de l'automatisation de la reconnaissance d'un type particulier d'objets (les taches d'huile) au sein des images de télédétection.

Rappelons simplement que les méthodes de classification basées sur l'interprétation de la couleur des objets (information mutispectrale), du type de celle que nous proposons au début de ce mémoire, permettent d'établir des représentations cartographiques comportant au minimum 4 thèmes d'intérêt (ou classes de pixels). Trois canaux spectraux judicieusement choisis et une résolution spatiale de 20 mètres sont nécessaires et suffisants pour que les cartes obtenues soient à la fois précises et fiables.

Si la texture des images, en tant qu'attribut local, n'apporte pas d'indication supplémentaire sur la position et la géométrie des taches détectées, nous avons montré que l'augmentation de la directivité de la texture levait le doute sur leur présence au sein de l'image.

Une évaluation des performances de plusieurs signatures de texture nous a ainsi permis de proposer un algorithme de lever de doute en cas d'ambiguïté objet/fausse alarme, basé sur l'échantillonnage des spectres de Fourier  $128 \times 128$  recouvrant la scène.

En utilisant des images de résolution géométrique supérieure (3 mètres), nous avons ensuite montré que des critères spatiaux pouvaient permettre d'établir, à partir d'images monospectrales, des représentations cartographiques de qualité comparable aux cartes établies à partir d'images multispectrales de résolution moindre.

A partir de cette analyse a donc été développé un opérateur de reconnaissance syntaxique pouvant traiter en continu le signal d'image provenant des capteurs monochromatiques (radiomètres à balayage) du type "supercyclope". Des résultats cartographiques jugés satisfaisants sont, d'ores et déjà, été obtenus en vol au moyen de cet opérateur, lors de la récente campagne de télédétection baptisée Protecmar 85.

Malgré leur relative spécificité, les algorithmes mis au point pour cette étude relèvent d'un domaine d'application plus général : celui de la détection et de la représentation d'objets flous se mouvant au sein d'images bruitées.

Ainsi, l'algorithme de classification supervisé décrit au chapitre II serait applicable, en océanographie spatiale, à la cartographie d'autres phénomènes à très grande échelle (panaches fluviaux, sédiments en suspension, blooms de phytoplancton...).

De même l'extension à d'autres types d'images monochromatiques -et notamment aux cartes radar - des algorithmes décrits au chapitre IV devraient permettre de détecter des hétérogénéités de la texture ou de la rétrodiffusion révélant la présence d'autres types d'objets mobiles au sein du fond de carte (champs de houles, cibles dans le clutter par exemple).

Il reste cependant beaucoup à faire sur ce sujet.

Les premiers développements devront porter sur la qualité de la segmentation (minimiser les déformations géométriques, réduire le nombre des régions non significatives). Une voie de recherche ultérieure réside dans la modélisation du mouvement et de la déformation des objets à partir de détections multitemporelles. Ceci soulève le problème de la superposition précise de scènes provenant d'observations décalées dans le temps et dans l'espace.

Les quelques essais de simulation de la déformation des taches d'huile au cours du temps que nous avons présentés au chapitre IV montrent toutefois qu'il s'agit d'une démarche pleine de promesse.

BIBLIOGRAPHIE

**M. ALVO and M. GOLDBERG (1981)**

"A measure of reliability for classification of earth satellite data"  
IEEE trans. on SMC ; vol SMC - 11, n° 4, AVR. 1981

**M. BASSEVILLE, B. ESPIAU, J. GASNIER (1981)**

"Edge detection using sequential methods for change in level"  
IEEE Trans. on ASSP, Vol. 29, n° 1, February 1981

**G. BELBEOCH (1983)**

"Logiciel Interactif de traitement d'images numériques : GIPSY 2"  
Rapport interne IFREMER ; AVR. 1983

**BRICE, FENNEMA (1970)**

"Scene analysis using regions"  
Artificial Intelligence 1, pp. 205-226, 1970

**H.W. BRUNSVELD VAN HULTEN (1976)**

"Application of SLAR to coastal zone phenomena"  
Lecture held at the 1976 Ampbach Summer School, Austria  
Rijkwaterstaat, Nota FA 7601, The Hague

**M. BRUSSIEUX (1984)**

"Télédétection des hydrocarbures flottant sur l'océan : Capteurs  
utilisés et algorithmes de reconnaissance associés"  
Rapport interne IFREMER ; 1984

**BUJA-BIJUNAS, O'NEILL (1979)**

"Oil spill detection and identification using a laser fluorosensor"  
U.S.C.G., Airborne Remote Sensing of Oil in Coastal Water  
Min. de l'Environnement et du Cadre de Vie, 1979, pp. 273-288

R. BURKHALTER and C. MEYER (1984)

"The Operational Oil Pollution surveillance system being used in France"

NATO : Challenges of Modern Society ; vol. 6 ; Plenum 1984

P. BURT, T.H. HONG, A. ROSENFELD (1981)

"Segmentation and estimation of image region properties through cooperative hierarchical computation"

IEEE Trans. on SMC, Vol. SMC-11, 1981

J. CAMILLERAPP, I. LEPLUMEY (1984)

"Codage du contexte et détection au moyen de règles de réécriture"

4ème Congrès AFCET-INRIA, Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle, Vol. 1, pp. 141-150, Paris, Janv. 1984

P.C. CHEN, T. PAVLIDIS (1983)

"Segmentation by texture using correlation"

IEEE Trans. on PAMI, Vol. PAMI-5, n° 1, January 1983

D.B. COOPER, F.P. SUNG (1983)

"Multiple window parallel adaptive boundary finding in computer vision"

IEEE Trans. on PAMI, Vol. PAMI-5, n° 3, May 1983

J. DESACHY (1980)

"Contribution à l'étude de la texture en télédétection"

Thèse de 3ème Cycle, Université P. Sabatier, Toulouse, 1980

**D. DIEBEL-LANGOHR, K. GUNTHER, T. HENGSTERMANN, R. REUTER (1983)**

"Oceanographic Lidar : Laboratory measurements of oil fluorescence spectra"

Actes du coll. int "Signatures spectrales d'objets en télédétection" ;  
Bordeaux 1983

Soc. int. de Photogrammétrie et de télédétection.

**C.R. DYER, T.H. HONG, A. ROSENFELD (1980)**

"Texture classification using gray level cooccurrence based on edge maxima"

IEEE Trans. on SMC, Vol. SMC-10, n° 3, March 1980

**A. FONTANEL (1979)**

"Détection des nappes d'hydrocarbures à partir de radars imageurs à antennes réelles et synthétiques - Résultats des expérimentations"

Télédétection des hydrocarbures dans les eaux côtières

Min. Environnement, 1979, pp. 269-272

**M. GALLOWAY (1974)**

"Texture analysis using grey level run lengths"

Computer Graphics and Image Processing. Vol. 4. 1974

**J. GASNIER (1980)**

"Détection et suivi de contours : étude comparative de méthodes séquentielles et applications à des radiographies et des images T.V."

Thèse de 3ème Cycle, Université de Rennes I, Octobre 1980

**R.M. HARALICK (1979)**

"Statistical and structural approaches to texture"

Proc. IEEE, Vol. 67, n° 5, May 1979

**R.M. HARALICK et al. (1973)**

"Textural features for image classification"

IEEE Trans. on SMC, Vol. SMC-6, 1973

**J.P. HOLLINGER (1974)**

"The determination of oil slick thickness by means of multifrequency passive microwave techniques"

Final Report U.S.C.G., 1974

**T.H. HONG, A.Y. WU, A. ROSENFELD (1980)**

"Feature value smoothing as an aid in texture analysis"

IEEE Trans. on SMC, Vol. SMC 10, n° 8, August 1980

**HOROWITZ, T. PAVLIDIS (1974)**

"Picture segmentation by a directed split and merge procedure"

Proc. Second Int. Joint Conf. on Pat. Rec., pp. 424-433, 1974

**B. JULESZ (1962)**

"Visual pattern recognition"

IEEE Trans. on information theory, Vol. 2, n° 1, February 1962

**W.L. KOONTZ, P.M. NARENDRA, K. FUKUNAGA (1976)**

"A graph theoretic approach to non parametric cluster analysis"

IEEE Trans. Comput., Vol. C-25, n° 9, 1976

**J.M. LAPORTE (1983)**

"Etude de la texture sur des simulations d'images du satellite de télédétection S.P.O.T."

Thèse de 3ème Cycle, Université Paris 7, 1983

L. LOUBERSAC (1981)

"Notes de cours de télédétection"  
ENSTB ; 1981

J.P. MILLARD, J.C. ARVESEN (1972)

"Airborne optical detection of oil on water"  
Applied Optics, Vol. 11, n° 1, Janvier 1972

"Minis et Micros" magazine ; n° 160 ; pp. 99-105

"Le bus VME : description de la partie matérielle et principales caractéristiques"

"Minis et Micros" magazine ; n° 181 ; pp 45 - 47

"Gestion et traitement des interruptions pour multiprocesseur à bus VME"

O.R. MITCHELL, C.R. MYERS, W. BOGNE (1977)

"A max-min measure for image texture analysis"  
IEEE Trans. on Computers, April 1977

R. OHLANDER (1978)

"Picture segmentation using a recursive region splitting method"  
Comp. Graphics and Image Processing, Vol. 8, pp. 313-332, 1978

W.K. PRATT, O. FAUGERAS (1978)

"Development and evaluation of stochastic based visual texture feature"  
4ème IJPCPR, Japan, 1978

- A. ROSENFELD, C.Y. WANG, A.Y. WU (1982)  
"Multispectral texture"  
IEEE Trans. on SMC, Vol. SMC-12, n° 1, January/February 1982
- A. ROSENFELD, A.C. KAK (1980)  
"Digital picture processing"  
Academic Press, 1980
- A. ROSENFELD, R.C. SMITH (1981)  
"Thresholding using relaxation"  
IEEE Trans. on PAMI, Vol. PAMI-3, n° 5, September 1981
- A. ROSENFELD, R.A. HUMMEL, S.W. ZUCKER (1976)  
"Scene labelling by relaxation operations"  
IEEE Trans. on SMC, Vol. SMC-6, 1976
- G. SAINT, A. PODAIRE, I. ANGLADE (1981)  
"Simulation radiométrique de SPOT ; Résultats d'expérimentation sur la  
végétation et les sols"  
Colloque SIP, Avignon 1981
- J. SERRA (1975)  
"Présentation de la morphologie mathématique"  
Annales des Mines, Techniques probabilistes dans l'industrie,  
Nov. 1975
- J.C. SIMON (1985)  
"La reconnaissance de formes par algorithmes"  
Masson ; 1985

**M. SCHNEIER (1983)**

"Using pyramids to define local thresholds for blob detection"  
IEEE Trans. on PAMI, Vol. PAMI-5, n° 3, 1983

**THOMSON, NEVILLE, DAGG, O'NEILL (1979)**

"Une analyse de l'imagerie obtenue à partir d'un scanner multispectral  
à l'occasion de deux rejets expérimentaux d'hydrocarbures"  
Télé-détection des rejets d'hydrocarbures dans les eaux côtières,  
Min. Environnement, 1979.

**F. TOMITA, Y. SHIRAI, S. TSUJI (1982)**

"Description of texture by a structural analysis"  
IEEE Trans. on PAMI, Vol. PAMI-4, n° 2, March 1982

**S.J. WESZKA, A. ROSENFELD (1976)**

"A comparative study of texture measure for terrain classification"  
IEEE Trans. on SMC, Vol. SMC-6, n° 4, April 1976

**WILSON, O'NEILL, ESTES, DEUTSCH (1980)**

"Satellite detection of oil on the marine surface"  
OPIT-IXTOC 1 rep., Min. Environnement et Cadre de Vie, 1980