



HAL
open science

Traitement 1D et 2D pour l'aide au contrôle en ligne et au dépouillement des données du multidétecteur 4π

INDRA

A. Benkirane

► **To cite this version:**

A. Benkirane. Traitement 1D et 2D pour l'aide au contrôle en ligne et au dépouillement des données du multidétecteur 4π INDRA. Instrumentations et Détecteurs [physics.ins-det]. Université de Caen, 1994. Français. NNT: . in2p3-00010200

HAL Id: in2p3-00010200

<https://hal.in2p3.fr/in2p3-00010200>

Submitted on 3 Feb 2017

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.

Université de Caen

THESE

211 P.

présentée

pour l'obtention

du GRADE de DOCTEUR DE L'UNIVERSITE DE CAEN
Spécialité : Instrumentation et traitement des données

par

Amine BENKIRANE

sujet :

**Traitement 1D et 2D pour l'aide au contrôle en ligne
et au dépouillement des données du multidétecteur 4π INDRA**

soutenue le 4 Février 1994 devant le jury composé de :

Monsieur	G. AUGER	
Monsieur	D. BLOYET	Directeur de thèse
Monsieur	D. GUERREAU	
Monsieur	R. LECORDIER	Rapporteur
Monsieur	R. LUTZ	Rapporteur
Monsieur	E. PLAGNOL	

941000853
FR 9402626

UNIVERSITÉ DE CAEN

THESE

Présentée
par

Amine BENKIRANE

pour obtenir

le GRADE DE DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE CAEN
Spécialité: Instrumentation et traitement des données

sujet:

**Traitements 1D et 2D pour l'aide au contrôle en ligne et au
dépouillement des données du multidétecteur 4π INDRA**

Soutenue le 04 février 1994 devant le jury composé de:

Monsieur **G. AUGER**
Monsieur **D. BLOYET**
Monsieur **D. GUERREAU**
Monsieur **R. LECORDIER**
Monsieur **P. LUTZ**
Monsieur **E. PLAGNOL**

Directeur de thèse

Rapporteur
Rapporteur

original contains
color illustrations

*A mes parents.
A ma famille.*

Remerciements

Je remercie Monsieur Samuel Harar, Directeur du Ganil, d'avoir bien voulu m'accueillir dans son laboratoire .

Je voudrais remercier Monsieur Daniel Bloyet, Professeur à l'université de Caen, d'avoir dirigé ce travail, ainsi que pour ses nombreux conseils et remarques. J'ai par ailleurs eu l'occasion d'apprécier la qualité de son enseignement durant mon année de DEA.

Monsieur Eric Plagnol, Directeur de recherche au Ganil, a été aussi bien un conseil pour m'aider à définir les lignes directrices lors de l'élaboration de ce travail, qu'un ami pour me remonter le moral au besoin. Il s'est efforcé d'être toujours disponible malgré sa charge de travail. C'est peu dire que de lui signifier ici ma gratitude.

Je remercie vivement Monsieur Gérard Auger, Directeur de recherche au Ganil, pour ses conseils et son soutien précieux.

J'aimerais également remercier Monsieur Richard Lecordier, Professeur à l'université du Maine, d'avoir accepté d'être rapporteur de ce travail, ainsi que Monsieur Pierre Lutz, Professeur au collège de France, pour les discussions intéressantes que nous avons pu avoir, et de m'avoir fait l'honneur d'être rapporteur.

Mes remerciements vont également à Monsieur Daniel Guerreau, sous-directeur du Ganil, pour avoir bien voulu être dans mon jury de thèse.

Je tiens également à remercier Monsieur Abdelouahad Chbihi, Chargé de recherche au Ganil, pour ses conseils et son amitié.

Ma pensée va également à tous les thésards qui ont été ou sont au Ganil, avec qui j'ai pu passer des moments agréables, et dont certains sont maintenant des amis.

Mes remerciements non nominatifs n'en sont pas moins reconnaissants. Je les adresse à toutes les personnes avec qui j'ai eu le plaisir de travailler ou de discuter durant ces trois dernières années. Je pense tout particulièrement à Madame Monique Bex, Bibliothécaire du Ganil, dont j'ai pu apprécier la gentillesse et la disponibilité.

Je remercie enfin Madame Jacqueline Pollet qui a bien voulu relire et corriger les fautes d'orthographe de ce texte.

Table des matières

Introduction

0.1. La physique des noyaux chauds et le détecteur INDRA.....	1
0.2. Les Méthodes d'Identification de noyaux.....	5
0.3. Problèmes liés au traitement de l'information.....	7
0.3.1 Analyse en ligne : contrôle de la qualité.....	8
0.3.2 Analyse hors ligne : Automatisation de l'identification.....	13
0.4. Exposé du Plan.....	13

Partie I

Introduction à la partie I.....	16
--	-----------

Chapitre I: L'analyse spectrale

I.1. Introduction:.....	18
I.2. Principe de la méthode:	19
I.2.1. La transformation de Fourier :	19
I.2.2. Intérêt pour notre analyse:.....	20
I.2.3. Cas idéal: pics équidistants de largeurs identiques:	22
I.2.4. Utilité pratique:	25
I.2.5. Facteur de qualité:	25
I.3. Effet de la discrétisation - La transformée de Fourier discrète:.....	26
I.4. Effet des différentes Perturbations:	32
I.4.1. Pics temporels de largeurs différentes:.....	32
I.4.2. Cas d'une faible non équidistance entre pics temporels:	34
I.4.3. Pics d'amplitudes différentes:.....	34
I.4.4. Autres perturbations:	35
I.4.5. Cas réel:.....	36
I.5. Quels renseignements tirer du facteur de qualité ?	37
I.6. Mise en forme du signal :	37
I.6.1. Correction d'équidistance par transformation d'échelle:	38
I.6.2. Périodicité du signal et fenêtre d'observation:	38
I.7. Effet de la statistique (Fluctuations du facteur de qualité):.....	38
I.7.1. Cas où les pics temporels ne se recouvrent pas:.....	39
I.7.2. Cas où les pics temporels se recouvrent:.....	40

Chapitre II: La méthode des fonctions de répartition:	44
II.1. Introduction:	44
II.2. Présentation de la méthode des fonctions de répartition:	45
II.2.1. Hypothèse de base:	45
II.2.2. Définition de la similarité entre deux formes:	45
II.2.3. Propriétés des fonctions de répartition:	45
II.2.4. Principe de la méthode (évaluation de la différence de forme):	46
II.2.5. Cas particulier de notre contrôle:	47
II.2.6. Algorithme:	47
II.3. Application de la MFR au contrôle de la dégradation de la résolution:	50
II.3.1. Choix d'une référence:	52
II.3.2. Distance MFR suivant la référence choisie:	53
II.3.3. Biais de la distance MFR:	58
II.3.4. Échelle de conversion:	62
Chapitre III: La mesure de forme par corrélation	
III.1. Introduction :	66
III.2. Le coefficient d'intercorrélation:	67
III.3. Choix d'une référence:	69
III.4. Biais et échelle de conversion:	72
III.5. Performances du coefficient d'intercorrélation en littérature:	74
Chapitre VI: Confrontation des différentes méthodes	
IV.1. Introduction:	77
IV.2. Performances des méthodes:	78
IV.3. Comportement dans le cas réel (Avantages et inconvénients):	81
IV.3.1. MFR:	81
IV.3.2. L'analyse spectrale:	82
IV.4. Conclusion:	82
Chapitre V: Mise en oeuvre de l'estimation par analyse spectrale.	
V.1. Introduction :	86
V.2. Critères de choix de la zone d'analyse:	86
V.3. Mise en forme du signal:	88
V.4. Application à des données réelles:	89
V.4.1. Dégradation de la résolution:	90
V.4.2. Comportement en cas de dérive de gain:	93

V.5. Limitations en fréquence de contrôle dues à des contraintes pratiques:	93
V.6. Conclusion:	98

Partie II

Introduction à la partie II	101
--	-----

Chapitre I: Quelques méthodes de classification automatique des données.

I.1. Présentation de quelques méthodes de classification:	105
I.1.1. Recherche des vallées:	105
I.1.2 Les nuées dynamiques:	106
I.1.3 Classification hiérarchique (par densité descendante):	107
I.2. Discussions:	108
I.3. Conclusion:	110

Chapitre II: Identification non supervisée des lignes de Z par détection de contour.

II.1. Introduction:	112
II.2. La détection de contour:	114
II.2.1. Problématique de la détection de contour:	115
II.2.2. Lissage et différenciation:	116
II.2.3. Informations a priori et détecteurs de contour contextuels:	118
II.2.4. Discussion:	119
II.2.5. Détecteurs de contours optimaux:	120
II.2.6. Choix du détecteur optimal et ajustement de ses paramètres:	125
II.3. Détection et identification des lignes de Z:	128
II.3.1. Particularités de nos images:	128
II.3.2. Approches utilisées:	128
II.3.3. Informations a priori :	130
II.3.3.1. Les tables de pertes d'énergie:	130
II.3.3.2. Description des pentes et des distances entre lignes de Z:	132
II.3.4. Lissage des spectres (E,DE) :	134
II.3.5. Détection des lignes de crête :	137
II.3.6. Le chaînage de contour et la numérotation des lignes de Z:	141
II.3.6.1. Le chaînage:	141
II.3.6.2. La numérotation:	142

II.4. Mise en oeuvre expérimentale:	143
II.4.1. Le lissage:	151
II.4.1.1. Réponse d'un scintillateur CsI à une particule de charge Z et d'énergie E:	151
II.4.1.2. Améliorations proposées:.....	153
II.4.2. La différenciation:.....	159
II.4.3. Le chaînage:	159
II.5. Fonctionnement prévu au sein d'un programme général de dépouillement:	160
II.6. Conclusion:	161

Conclusion

Conclusion:	164
--------------------------	-----

Annexes

Annexe 1: description de l'acquisition des données	166
Annexe 2: Quelques rappels statistiques	170
 Bibliographie:	 172

INTRODUCTION

Chapitre 0: Introduction

0.1 La physique des noyaux chauds et le détecteur INDRA.

La physique nucléaire des ions lourds centre son activité sur l'observation et l'étude du comportement de la "matière nucléaire" en réalisant des collisions entre un projectile, le faisceau, et une cible. Ces collisions, plus ou moins violentes suivant la valeur de l'énergie cinétique relative entre le projectile et la cible et suivant le paramètre d'impact (figure 0.1), se traduisent, dans le laboratoire, par une émission parfois abondante de rayonnements de différentes natures : photons, particules légères neutres ou chargées (p, d, t, ^3He ou α) noyaux lourds chargés (noyaux allant du Lithium à l'Uranium...).

La physique des noyaux chauds et de la multifragmentation, telle qu'elle est étudiée au GANIL avec des ions lourds, s'intéresse aux collisions les plus centrales et donc les plus violentes. C'est dans ces réactions que ces émissions sont les plus abondantes. La diversité de noyaux qui sont produits lors de ces collisions rend très difficile l'interprétation des mécanismes mis en jeu sauf à pouvoir disposer d'une "photographie" très précise de ces produits. Cela a amené les physiciens à proposer la construction de détecteurs de plus en plus précis et efficaces afin de pouvoir enregistrer, à chaque collision, le plus grand nombre de données permettant ensuite, lors de l'analyse, de reconstituer les événements observés.

Les produits des collisions observées sont donc enregistrés avec une précision qui dépend du détecteur utilisé. Ces noyaux pouvant être émis dans toutes les directions,

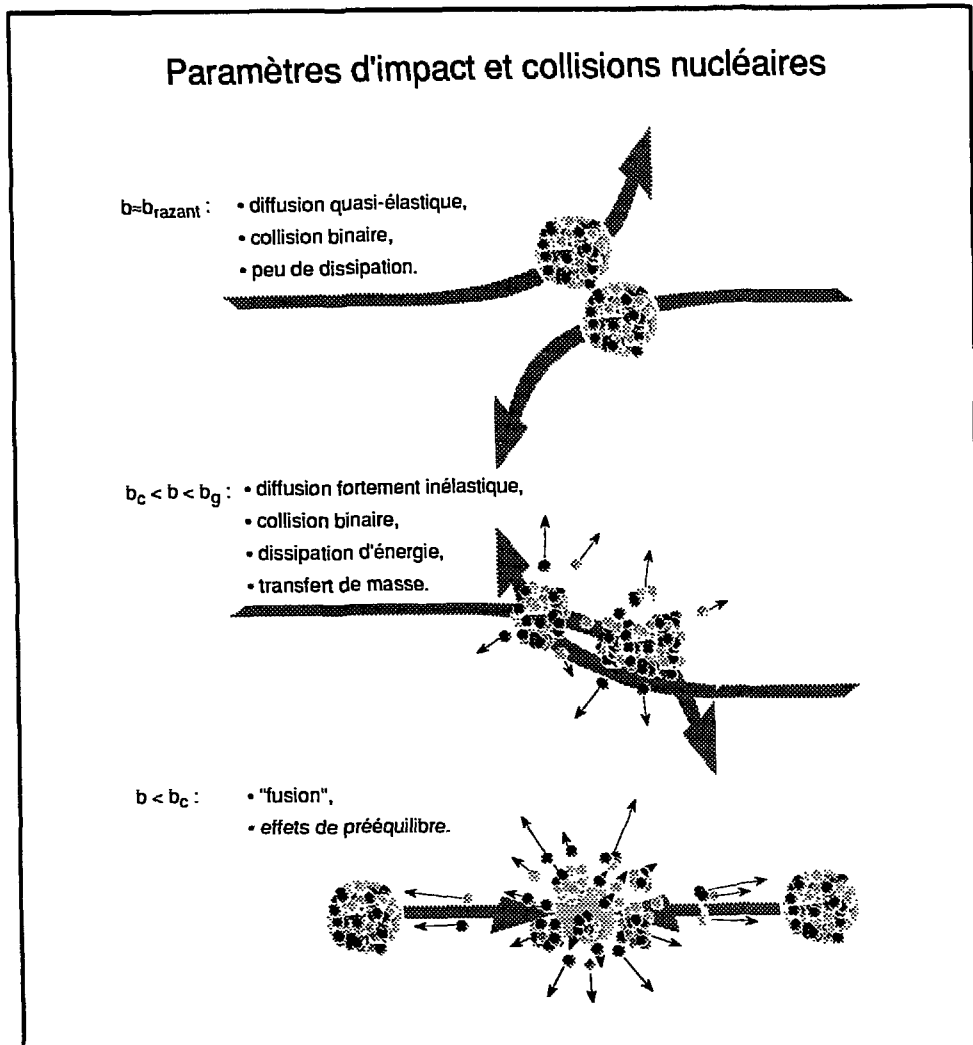


Fig 0.1: Paramètres d'impact et collisions nucléaires.

il est important que le détecteur puisse couvrir la plus grande fraction de l'angle solide total (la valeur maximale de cet angle solide étant géométriquement de 4π , on donne ce nom aux détecteurs de grande efficacité géométrique). L'angle solide couvert est divisé en cellules de détection indépendantes. Le nombre de produits pouvant être élevé pour une réaction donnée (≈ 30 particules légères et ≈ 10 noyaux lourds), il est important que la probabilité de détection simultanée de 2 ou plusieurs produits dans la même cellule de détection soit faible : le détecteur doit donc avoir une "granularité" élevée. La dynamique des produits (c'est-à-dire les différentes sortes de noyaux détectables et le domaine d'énergie cinétique accessible à ceux-ci) implique en plus une "superposition" de plusieurs couches de détection. La résolution en identification de chaque module de

détection mesure sa capacité a différencier les différentes espèces nucléaires, sa résolution en énergie caractérise la précision avec laquelle cette quantité sera mesurée.

Le détecteur INDRA (fig 0.2), construit au GANIL pour la physique de la multifragmentation, a donc été conçu de façon à permettre l'observation la plus complète et la plus précise de ces collisions centrales. L'accent a été mis sur le large domaine angulaire ($\approx 90\%$ de 4π) et sur la dynamique des produits détectables tout en gardant des résolutions en identification et en énergie aussi bonnes que possibles. Par exemple, le fonctionnement d'INDRA montre une possibilité de séparer jusqu'à $Z \approx 50$ en utilisant les couples Silicium-CsI. Le détecteur INDRA n'est pas (ou peu) sensible aux photons et aux neutrons.

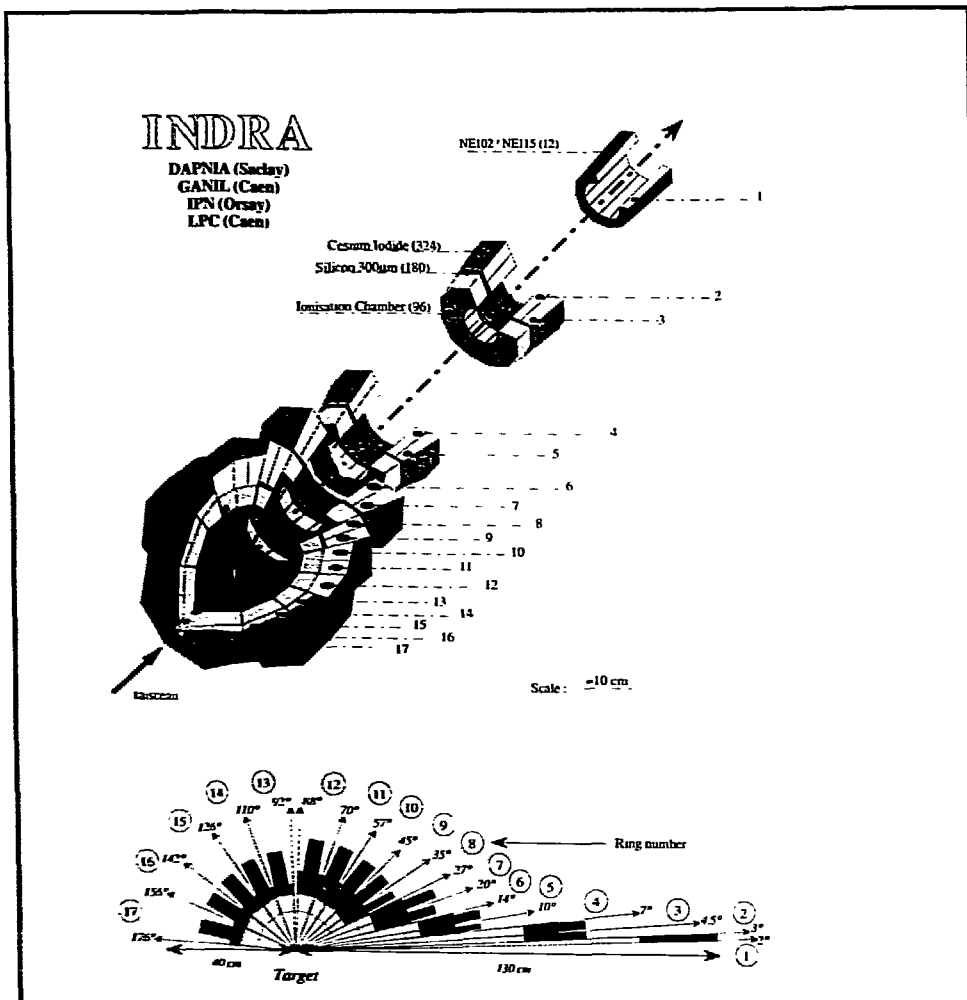
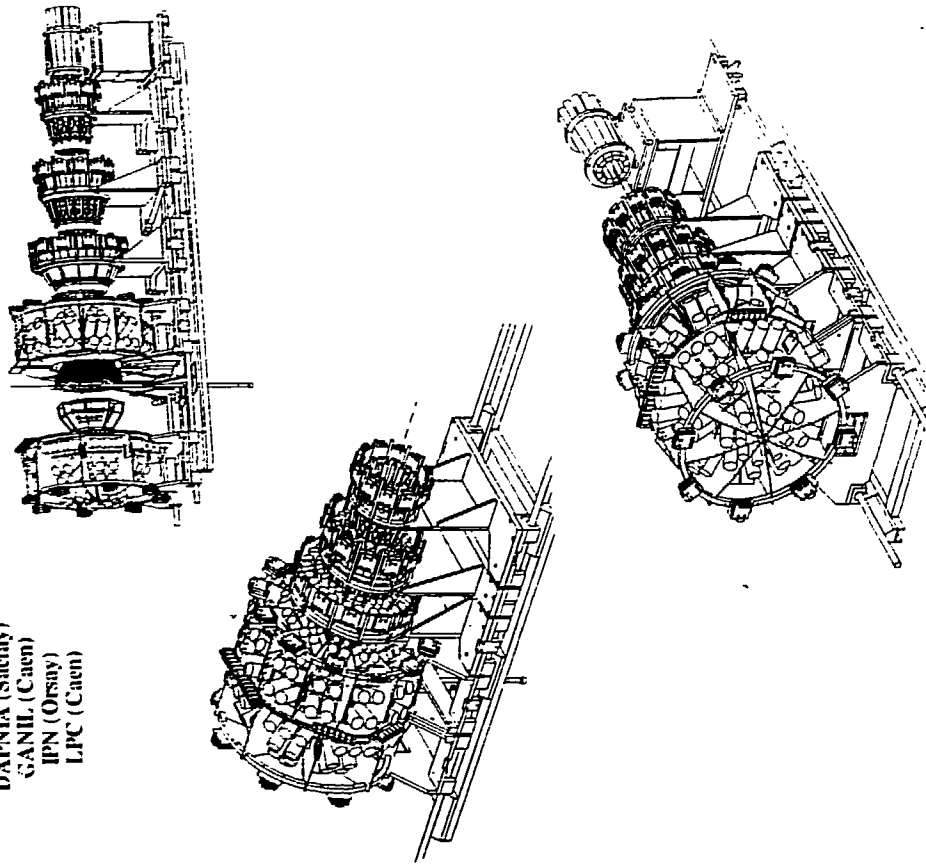


Fig 0.2.a

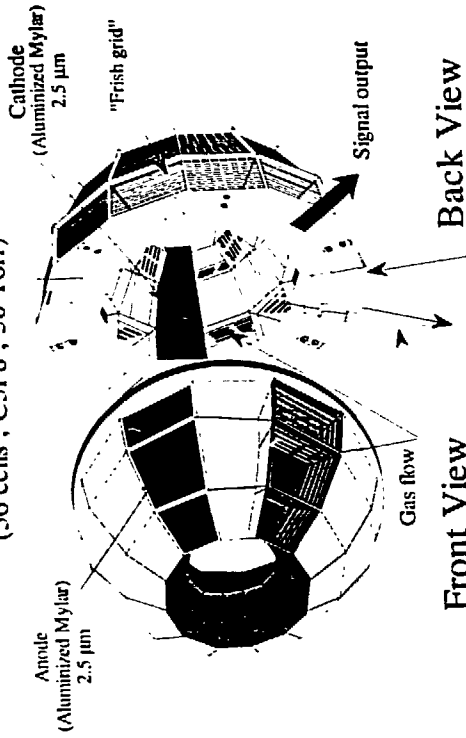
INDRA

DAPNIA (Saclay)
GANIL (Caen)
IPN (Orsay)
LPC (Caen)



The 8-12 INDRA Ionisation Chamber

$27^\circ \leq \theta \leq 88^\circ$
(36 cells ; C3F8 ; 30 Torr)



Front View

Back View

INDRA Ring N°4-5

$7^\circ \leq \theta \leq 14^\circ$

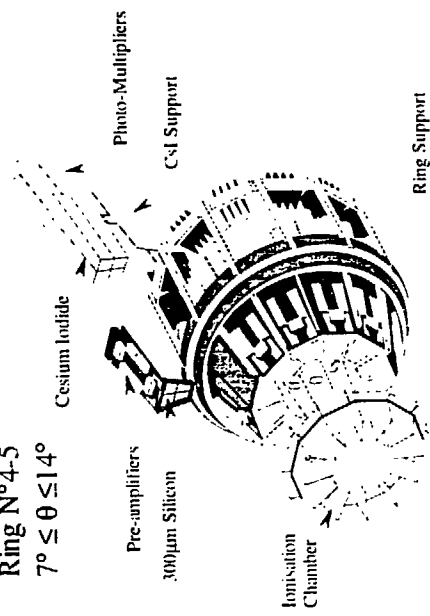


Fig 0.2.b

INDRA comporte donc un nombre important de modules de détection (336) composés de plusieurs "couches" de détection : Chambre d'ionisation, Silicium et Iodure de Césium (cf. figure 0.3). La géométrie du détecteur, c'est-à-dire la répartition dans l'espace des différents modules de détection est dictée par des considérations cinématiques qui montrent qu'en raison de l'impulsion donnée par le projectile à l'ensemble des participants à la collision, la plupart des produits de celle-ci vont être focalisés autour de la direction du faisceau incident. On trouve donc une plus grande densité de modules et une granularité plus fine aux angles avants que dans l'hémisphère arrière. Une description plus détaillée d'INDRA pourrait être consultée dans [COP 90] et [PLA 93].

0.2. Les Méthodes d'Identification de noyaux

Un module de détection typique d'INDRA est présenté sur la figure 0.3. Cette figure illustre également les méthodes de détection utilisées.

La cellule est constituée de trois couches successives d'épaisseur croissante. Le premier élément est un détecteur gazeux (chambre d'ionisation) constitué par une enceinte de 5cm d'épaisseur remplie de gaz (C3F8) à une pression de 50 mbar. Cela représente une épaisseur de matière équivalente approximativement à 5 mg/cm². Chaque particule ou noyau traversant ce volume va ioniser un certain nombre de molécules du gaz. Grâce à une tension électrique entre les fenêtres d'entrée (cathode) et de sortie (anode), les électrons ainsi libérés seront collectés et "comptés" par une chaîne électronique : le nombre d'électrons ainsi obtenu est proportionnel à la nature (Masse et Charge) et à l'énergie cinétique de la particule incidente. Cette proportionnalité constitue la base des méthodes d'identification utilisées par ce détecteur.

La seconde couche du module de détection est constituée par 300µm de Silicium (69 mg/cm²) soit 10 fois plus épaisse que la précédente. De manière identique, l'énergie perdue dans cette épaisseur sera mesurée.

L'association des mesures d'énergie perdue dans ces deux épaisseurs permet, après digitalisation des informations recueillies, de constituer une matrice (figure 0.3 et 0.4) où on distingue des lignes qui représentent le lieu où se retrouvent les particules de même nature. La localisation, sur une ligne donnée, ne dépend ensuite que de l'énergie incidente (vitesse) de la particule détectée. La dépendance en masse des pertes d'énergie étant du deuxième ordre, sauf pour les charges les plus faibles ($Z=1$), une ligne donnée correspond donc à un ensemble d'isotopes (on désignera dans la suite ces lignes par "lignes de Z"). L'analyse d'une telle matrice permettra donc d'identifier, en charge (Z) et en énergie (E), chaque noyau observé.

La troisième couche de détection est constituée d'un cristal d'Iodure de césium (ICs) de plusieurs centimètres d'épaisseur, donc plus de dix fois plus épais que la couche de détection précédente. Les propriétés de détection de cette couche diffèrent quelque peu des précédentes. En effet, au lieu de collecter les électrons, ce sont les photons émis par la reconstitution des cortèges électroniques des molécules perturbées qui sont recueillis par un photomultiplicateur qui convertit ces photons en un signal électrique.

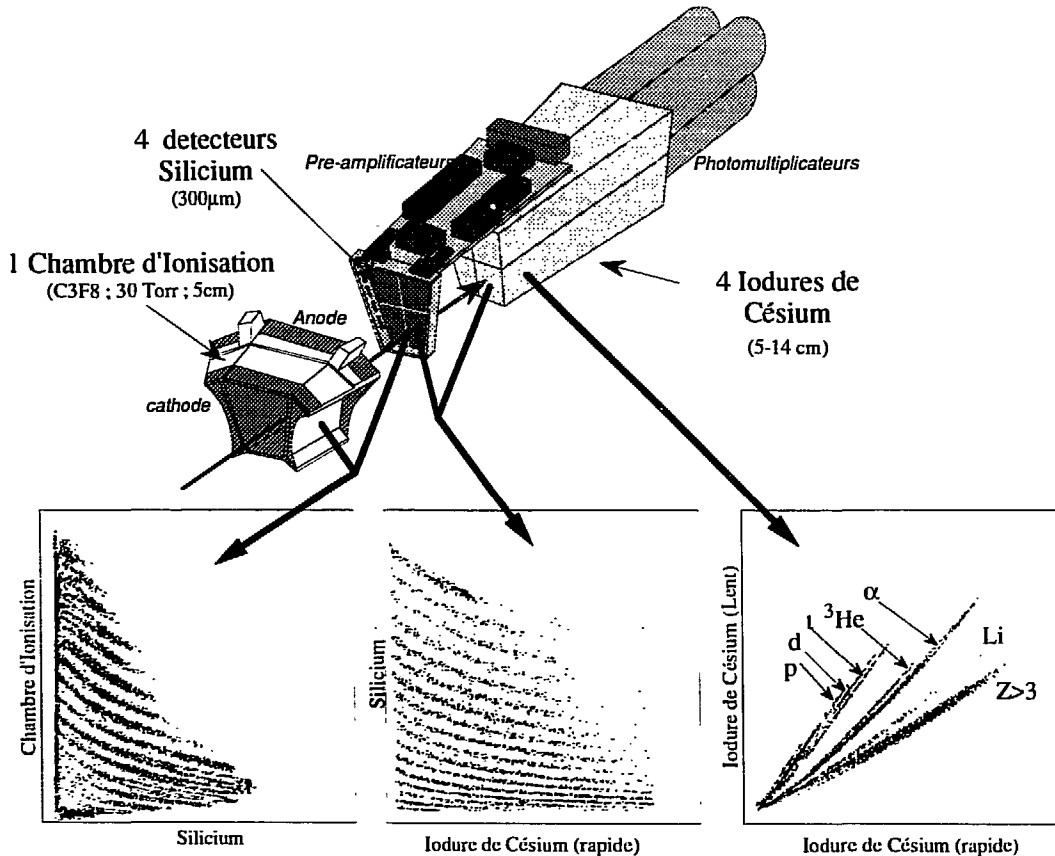


Fig 0.3

Grâce aux propriétés de ce cristal, la forme du signal qui y est engendré est caractéristique de la nature des particules qui y pénètrent. L'analyse de cette forme montre qu'elle est constituée d'une "composante rapide" et d'une "composante lente". Le rapport entre ces deux composantes est d'autant plus élevé que la charge et la masse de la particule sont importantes. La matrice bidimensionnelle obtenue en reportant ces deux composantes, l'une en fonction de l'autre, permet l'obtention d'un ensemble de courbes représentant chacune un type de particules depuis les protons jusqu'au lithium. Au delà,

la séparation n'est plus possible et on utilise alors le couplage entre la mesure d'énergie dans le détecteur en avant (Silicium ou chambre d'ionisation suivant le domaine angulaire) et la mesure de la composante rapide pour identifier les noyaux. Ces caractéristiques très intéressantes du cristal CsI ont justifié son choix lors de la conception d'INDRA, bien qu'il souffre du défaut d'avoir une réponse en amplitude non proportionnelle à l'énergie déposée et qui, de plus, dépend de la nature de l'ion incident. Ceci n'est pas le cas pour les détecteurs silicium ou pour les chambres d'ionisation où l'amplitude du signal obtenu ne dépend que de l'énergie déposée par le noyau incident.

L'ensemble de ces trois couches de détection permet donc, par leur propriétés conjuguées, d'identifier et de mesurer l'énergie de l'ensemble des particules et des noyaux produits dans les réactions nucléaires.

La bonne marche du détecteur est donc liée, entre autres, à la séparation en charge obtenue au niveau des différents modules et cette séparabilité est liée à la qualité du détecteur et de l'électronique associée. Il est cependant possible que des conditions de fonctionnement anormales conduisent à une dégradation des qualités en détection d'un module. De nombreuses causes peuvent en être à l'origine : vieillissement du détecteur, instabilité des paramètres de contrôle (la tension appliquée sur celui-ci par exemple), instabilité en température des détecteurs, production excessive d'électrons au niveau de la cible, taux de comptage excessif, ... Toutes ces différentes causes se traduiront par une détérioration de la résolution en identification des détecteurs qui peut aller jusqu'à l'impossibilité d'exploiter utilement les données accumulées.

Cette capacité d'identification étant essentielle à l'utilisation du détecteur. Il est de la première importance de pouvoir contrôler celle-ci et d'être informé de toute détérioration survenant lors de la prise de données.

Le problème du contrôle de la qualité de la détection est une étape importante pour s'assurer de l'obtention de données analysables. La possibilité d'automatisation des premières étapes du dépouillement est conditionnée par la qualité des données accumulées lors de l'acquisition.

0.3. Problèmes liés au traitement de l'information.

Par le passé, le contrôle de la qualité de fonctionnement des détecteurs passait par une inspection visuelle (appréciation du physicien) de l'ensemble des données acquises (les différentes matrices présentées précédemment). De même, à l'issue d'une "expérience" de physique (c'est ainsi que l'on nomme une série de mesures qui peut porter sur plusieurs semaines), l'une des premières étapes d'analyse des données est l'identification de l'ensemble des particules détectées : cela consiste à attribuer un numéro

d'identification à chacune d'elles (représentant sa charge Z), et se traduit en pratique par le tracé manuel des différents contours d'identification au niveau des différentes matrices (contours reproduisant et identifiant les différentes lignes de crête qui s'y trouvent).

Pour le détecteur INDRA, constitué de 336 modules de détection et de 1500 paramètres, le nombre de matrices d'identification dépasse le millier et le nombre de contours à tracer plusieurs dizaines de milliers. Ces nombres considérables posent des problèmes aussi bien lors de la prise de données que de l'analyse de celles-ci et les physiciens sont donc confrontés à une quasi impossibilité de conserver les méthodes "manuelles" utilisées par le passé.

0.3.1 Analyse en ligne : contrôle de la qualité.

Bien que l'expertise visuelle du physicien soit irremplaçable, il est difficile d'envisager une surveillance constante de l'ensemble du détecteur avec l'attention nécessaire pour détecter l'apparition de "panne". La granularité élevée du multidétecteur a pour conséquence un faible taux d'acquisition de données pour chacun des modules de détection. Aussi les physiciens ont-ils tendance à cumuler un maximum de statistique pour chaque module (L'expérience montre que les matrices constituées en cours d'expérience, et qui servent au contrôle visuel, correspondent au cumul de données sur une période de l'ordre de 24 heures). De plus, ces matrices sont conservées à une résolution faible (pour réduire la taille mémoire nécessaire à la constitution de l'ensemble des matrices). Il n'est alors pas aisé, dans ces conditions, de constater l'effet d'un dysfonctionnement naissant et pouvant intervenir à n'importe quel moment (les données étant cumulées sur une longue période, un dysfonctionnement intervenant en deuxième moitié de la période de cumul, par exemple, ne serait constaté que tardivement).

Pour assister le physicien dans cette tâche de contrôle du fonctionnement du multidétecteur, il est utile de concevoir des moyens de traitement de l'information qui puissent permettre de confier à un ordinateur une partie de cette tâche.

Comme le but de ce contrôle est de s'assurer que les données sont le moins possible perturbées par un mauvais fonctionnement des modules de détection, nous nous sommes investis dans la surveillance de ces modules à partir des données physiques qu'ils délivrent.

Ces contrôles consisteront en une consultation cyclique de chaque module de détection à travers le spectre qu'il permet de constituer (spectre $(E, \Delta E)$), et à des périodes aussi courtes que le permettront les conditions pratiques de mise en oeuvre.

Il est important de signaler à ce stade que les objectifs que nous nous fixons ne sont pas de remplacer les moyens de contrôle existant mais de les compléter. Un certain nombre d'outils ont, en effet, été prévus pour le suivi du fonctionnement du multidétecteur : des générateurs d'impulsions électriques sont destinés à tester les chaînes électroniques disposées derrière l'étage de détection en Silicium (couronnes 2 à 9) ou derrière la chambre à Ionisation (couronne 2 à 17), tandis que des générateurs d'impulsions lumineuses (laser) servent à tester l'ensemble détecteur CsI et chaîne électronique associée. Le contrôle que nous proposons ici est complémentaire, et dans quelques cas redondant avec les outils mentionnés ci-dessus. La redondance étant par ailleurs un avantage dans le cas d'instruments complexes tel que INDRA.

L'efficacité de ce contrôle passe par l'élaboration d'une méthode fiable de détection du dysfonctionnement. Sa simplicité d'utilisation est nécessaire : en effet, les conditions particulières d'une expérience et la tension nerveuse des physiciens participant exigent un minimum d'intervention de leur part lors de sa mise en oeuvre.

➡ **Contraintes du contrôle :**

Les données acquises permettent la constitution de spectres bidimensionnels décrits plus haut. L'identification des différentes particules acquises est possible si les différentes lignes de crêtes présentes au niveau de ces spectres sont séparables. La qualité d'un module de détection est donc "visible" au niveau de ces spectres. Ceci dit, des contraintes nous dissuadent d'utiliser directement ces matrices bidimensionnelles pour le contrôle:

- L'espace mémoire nécessaire pour le stockage de l'ensemble des spectres à contrôler à une résolution suffisante est trop important. La gestion d'une telle mémoire est, de plus, lourde (incrémentations des spectres, délais d'accès...etc).
- Il s'agit de contrôler plusieurs centaines de spectres de façon périodique, et avec une période aussi courte que possible. Le contrôle individuel de chacun des modules de détection doit donc s'effectuer à moindre coût en termes de temps de calcul.

➡ **Signaux extraits et qualité de séparation des lignes de Z:**

La qualité de détection d'un module de détection d'INDRA est caractérisée par sa capacité à fournir des spectres bidimensionnels permettant une bonne identification de l'ensemble des particules qui y sont détectées, c'est-à-dire de lignes de Z suffisamment nettes et se recouvrant le moins possible, ceci étant nécessaire à une analyse correcte des

données recueillies après une campagne de mesures. Il s'agit pour nous de quantifier cette "séparation" entre lignes de Z, en extrayant des données acquises une information significative permettant de la décrire. L'évaluation périodique de cette information constitue un suivi dans le temps de l'état du module.

Nous nous sommes intéressés pour notre part, et en ce qui concerne le contrôle, aux spectres $(E, \Delta E)$ issus de modules du type Si-CsI (les modules Chio-Si ou Chio-CsI pouvant être contrôlés de la même manière sous réserve de statistique suffisante).

Les signaux effectivement utilisés pour le contrôle sont obtenus par projection d'une zone choisie du spectre $(E, \Delta E)$ dans une direction parallèle aux lignes de Z localement. Ces signaux sont alors formés d'un ensemble de pics représentant chacun une ligne de Z (fig 0.4).

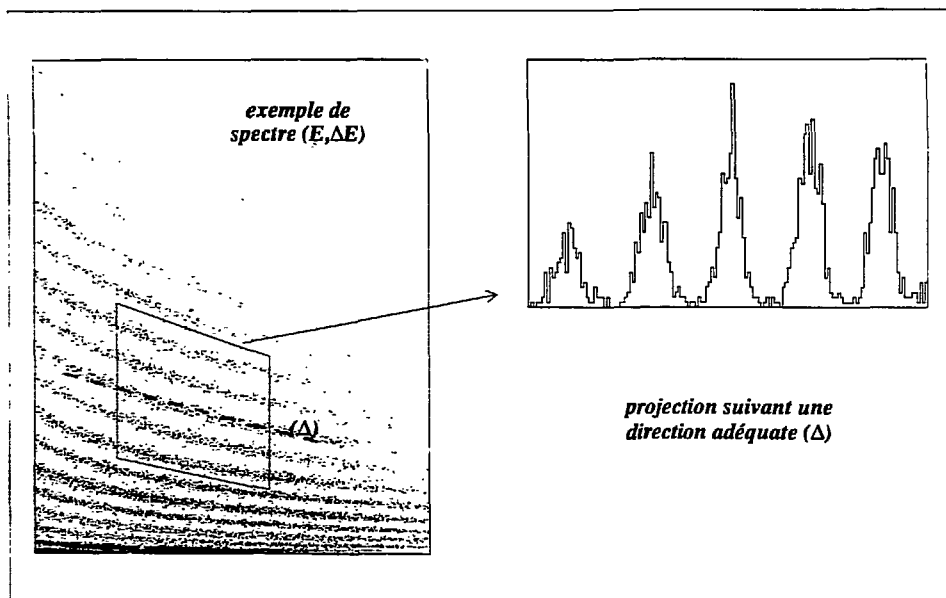


Fig 0.4

La mise en oeuvre d'une automatisation du contrôle, en dehors du choix de l'algorithme de contrôle lui-même, est compliquée par deux problèmes.

- D'une part le type de noyaux observés (nature et énergie) varie grandement en fonction du système étudié, et de l'angle d'émission et donc de la "couronne" considérée, les quelques exemples de la figure 0.5 donnent une idée de la diversité des spectres obtenus. La figure 0.5.b montre les matrices Si-CsI(rapide) obtenues pour les couronnes 2 à 9 (cf. fig. 0.2). Cela représente une mesure d'environ 5 heures. On peut constater la variation rapide de la répartition des produits aussi bien en ce qui concerne la

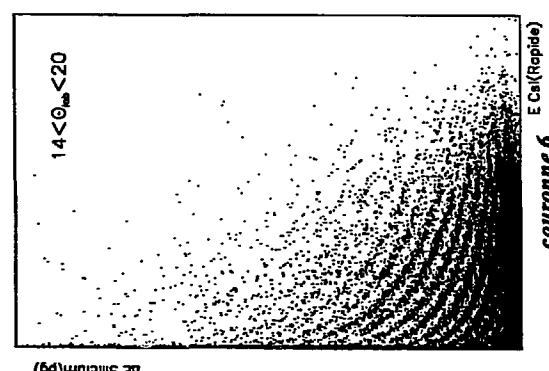
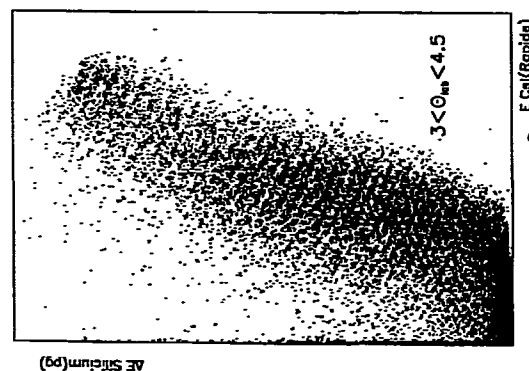
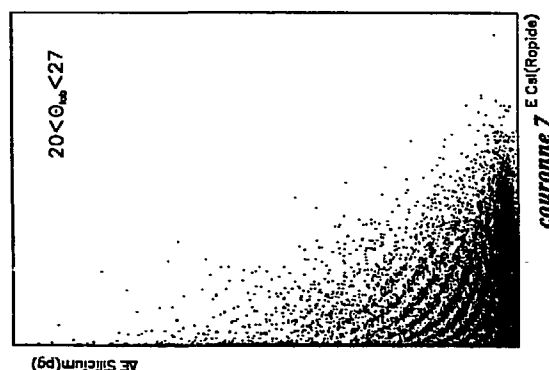
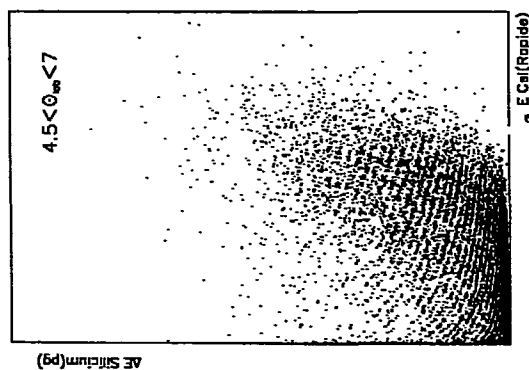
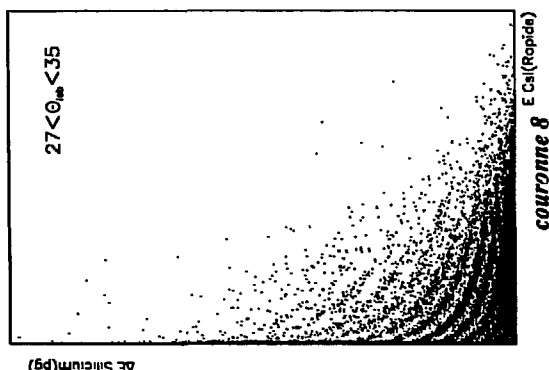
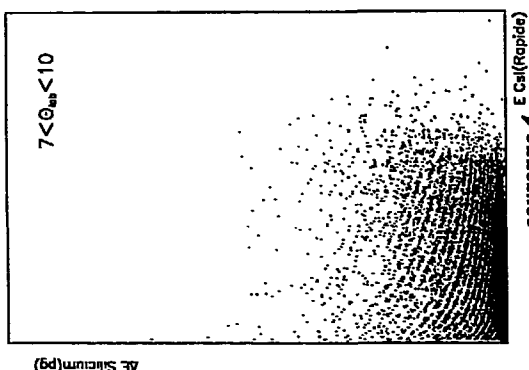
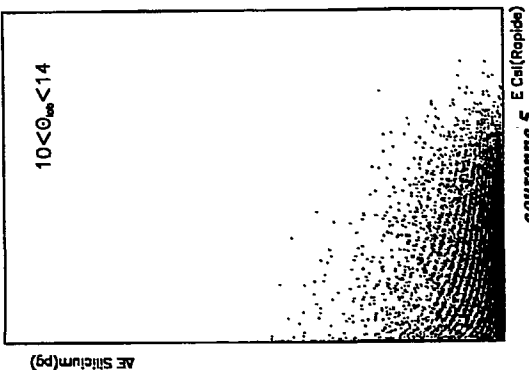
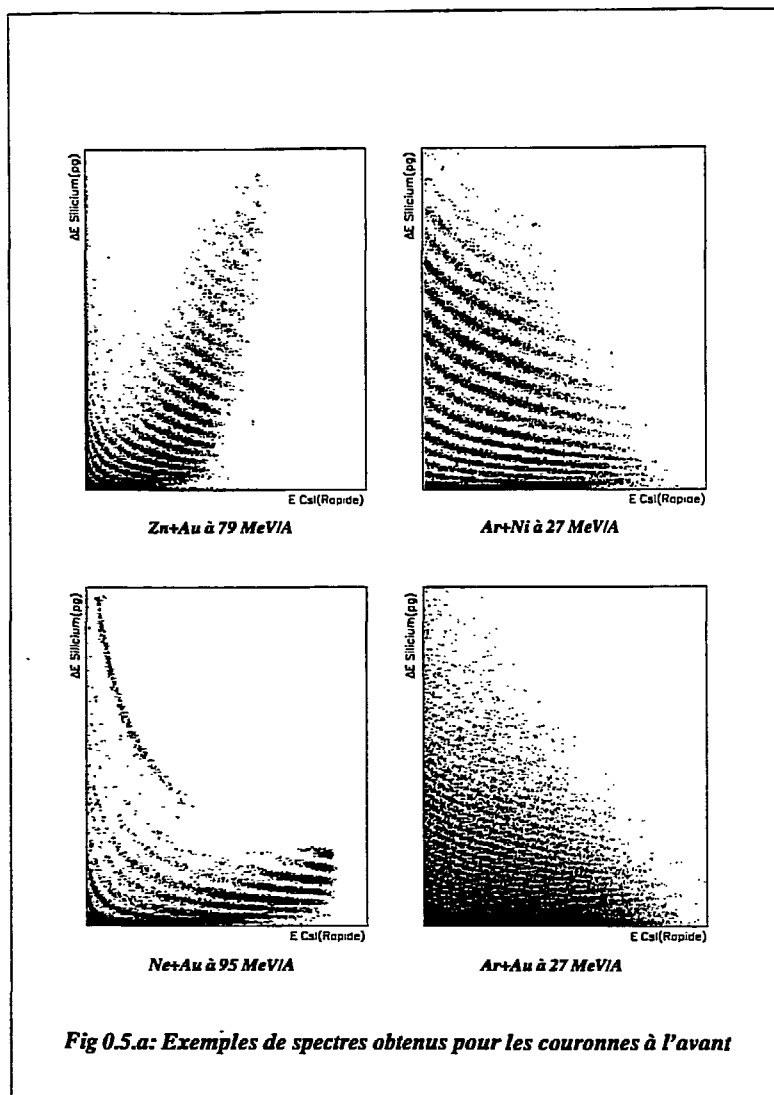


Fig 0.5.b: Exemple d'évolution de spectre en fonction de la couronne (Xe+Sn à 50 MeV/A)

nature que l'énergie. Les couronnes aux petits angles sont fortement peuplées de noyaux lourds rapides (allant jusqu'à $Z \approx 50$ pour certains systèmes) alors que les couronnes arrières montrent une prépondérance de particules légères (p,d,t et α). L'analyse de chaque spectre passe d'abord par le choix d'une zone d'analyse de statistique aussi grande que possible.

Dans les conditions pratiques auxquelles nous avons été soumis, nous avons été amenés à confier la délimitation de cette zone à l'utilisateur, ainsi que celle de donner la direction de projection de cette zone¹. Il est envisageable à terme, et si différentes conditions pratiques y sont favorables, d'éviter l'intervention de l'utilisateur lors de cette étape.



¹ En pratique, l'utilisateur fournit, pour chaque spectre, les coordonnées de 4 points délimitant grossièrement la zone "intéressante", et ceux de 2 points permettant de définir la direction de projection.

- D'autre part, le nombre de cellules de détection étant élevé, le flux de noyaux incidents sur une cellule est faible et variable avec l'angle azimutal (tous les détecteurs sur une même couronne reçoivent, en moyenne, un nombre équivalent de noyaux). L'intensité du faisceau étant volontairement limitée de façon à avoir quelques centaines de réactions (violentes) par seconde, le temps nécessaire pour obtenir une statistique suffisante pour appliquer des critères de qualité sera important. Il est d'autre part augmenté par deux facteurs : (i) le temps mort de traitements électroniques et informatiques (entre 1/2 et 1/3 des événements ne sont pas enregistrés) et (ii) le nombre d'événements effectivement disponibles pour le contrôle qui, à ce jour, ne représente pas la totalité des événements enregistrés sur bande magnétique pour l'analyse hors ligne. Ceci a une conséquence directe sur la période du contrôle d'un module, puisque celle-ci est directement liée au nombre d'événements par unité de temps le concernant et transmis à la tâche de contrôle. Une description de l'acquisition des données, et des contraintes qui y sont reliées pourra être consultée en Annexe 1.

Ce dernier facteur est bien sûr d'ordre technique et des améliorations sont en cours pour diminuer son effet.

0.3.2 Analyse hors ligne : Automatisation de l'identification.

Avant de pouvoir enfin exploiter les données acquises dans des études de mécanismes de réactions, en particulier la multifragmentation pour INDRA, il est nécessaire de reconstituer tous les événements, en identifiant en charge et en énergie la totalité des produits de chacune de réactions "enregistrées" durant une expérience (l'angle d'émission étant donné par la position du module ayant détecté le produit de réaction).

La calibration constitue la phase d'identification en énergie, et est réalisée à l'aide d'une expérience spécifique pendant la campagne de mesure. L'identification en charge, comme nous l'avons décrit auparavant, est effectuée au niveau des différents spectres constitués pour ce faire. Nous aborderons ici l'automatisation de l'identification de spectres (E, Δ E) de modules Si-CsI des couronnes 2 à 9. L'approche utilisée pour cela pouvant être adaptée à d'autres types de spectres d'identification.

0.4. Exposé du Plan

Ce travail aborde donc l'automatisation de deux problèmes de base de la physique nucléaire expérimentale. Il constitue à ce titre une étude de "faisabilité" visant à exploiter des techniques de traitement de l'information afin de confier, à une machine, certaines tâches fastidieuses et répétitives qu'est amené à réaliser le physicien dans son travail de surveillance d'une expérience, ou de préparation des données expérimentales à

des fins d'analyse. Cette étude implique bien évidemment l'implantation des algorithmes proposés afin de les tester dans leur contexte réel.

La première partie sera consacrée au contrôle de la qualité des modules de détection. Les chapitres I, II et III seront consacrés à l'étude de trois méthodes d'analyse que nous avons envisagées: l'analyse spectrale, la méthode des fonctions de répartition et la mesure de forme par corrélation. Le chapitre IV nous permettra de confronter ces méthodes et de conclure sur le choix de l'analyse spectrale. Le chapitre V sera consacré à la mise en pratique de cette méthode.

La deuxième partie traitera de l'identification non supervisée des lignes de Z. On y adoptera une approche "traitement d'images" en posant le problème de la reconnaissance des lignes de crête comme un problème de détection de contour. Nous décrirons dans un premier temps (II.2) la problématique de la détection de contour dans un contexte général, ainsi que les outils d'optimisation de la détection de contour, pour converger ensuite vers notre application spécifique (II.3). Nous y décrirons alors le système de détection de contour contextuel que nous avons développé (utilisation de connaissance a priori). Le chapitre II.4 nous permettra d'illustrer, sur des exemples réels, la mise en oeuvre de notre système d'identification. L'intégration de ce dernier au sein d'un programme général de dépouillement est décrite en II.5.

PARTIE I

INTRODUCTION À LA PARTIE I

Un signal (ou une image) est le support physique d'une information, Il représente, en général, l'évolution en fonction d'une variable (temporelle, spatiale ou autre) d'une grandeur physique mesurée par un capteur, et dont il conviendra d'extraire l'information jugée utile par des méthodes adéquates.

La notion d'information utile mentionnée plus haut dépend du contexte, elle peut correspondre à la grandeur physique mesurée ou à d'autres informations moins explicites que contient le signal.

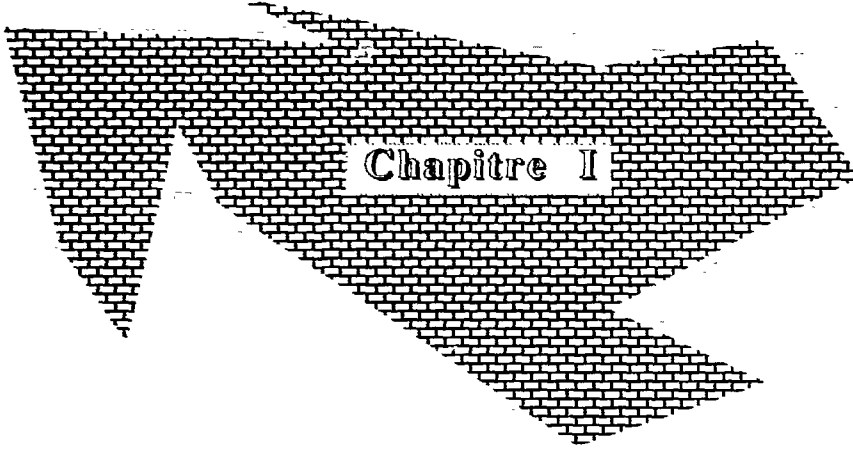
La facilité d'extraction et de manipulation de l'information utile dépend de sa lisibilité. On conçoit alors que l'on puisse trouver d'autres formes de représentation pour le signal, en passant de l'espace de représentation immédiat, qui est celui des données brutes, à un espace transformé contenant la même information, mais répondant à un souci de mise en évidence de caractéristiques spécifiques du signal, donc de facilité de "lisibilité" de ceux-ci.

La pertinence du choix de cet espace transformé se mesure à sa capacité à fournir un descripteur qui se prête bien à des tâches ultérieures de contrôle ou de décision.

Une approche déterministe omniprésente en analyse et traitement du signal est l'analyse spectrale qui a longtemps reposé sur l'analyse de Fourier, et qui s'est enrichie ces dernières années par l'apparition d'outils nouveaux, tels que les méthodes dites "haute-résolution" et les méthodes temps-fréquence. Ces méthodes sont plus adaptées que l'analyse de Fourier pour certaines catégories de signaux (signaux non-stationnaires).

Un ensemble de méthodes s'appliquant directement à l'espace temporel peuvent être tout aussi intéressantes que les premières. Nous nous intéresserons à des méthodes de comparaison de forme entre signaux. Celles-ci fournissent une distance entre signaux d'autant plus grande que les signaux sont de formes différentes.

Nous garderons à l'esprit tout au long de la partie I que les signaux que nous avons à traiter sont constitués de pics correspondant chacun à une ligne de Z. Le but du traitement est de suivre l'évolution, pendant une expérience, de la résolution des modules de détection, pour s'assurer que celle-ci est suffisante pour l'identification de chacune des lignes.



L'ANALYSE SPECTRALE

CHAPITRE I

L'analyse spectrale

I.1. Introduction:

Pour des besoins d'analyse de signaux, il est courant de trouver une représentation du signal qui décrive de façon différente les mêmes informations que celles contenues dans l'espace où est décrit le signal à sa saisie.

Plusieurs transformations sont utilisées en traitement et analyse du signal et de l'image. Le choix d'une méthode d'analyse est naturellement lié aux caractéristiques des signaux à analyser, et à l'objectif fixé.

La transformée de Gabor [FRI 89], la transformée de Fourier [AUS 90, MAR 91], la transformée de Wigner-Ville, et récemment la transformée en ondelette [MAL 89, BEN 90, MEY 92] ne constituent pas une liste exhaustive de l'utilisation en littérature d'espaces duaux pour l'analyse et le traitement des signaux.

Ces passages dans des espaces duaux, et qui ne conduisent à aucune perte d'information lorsque l'espace transformé est bien choisi, permettent donc de mieux "voir" certaines caractéristiques du signal 'temporel', caractéristiques qu'il aurait été plus difficile ou plus coûteux d'extraire au niveau de l'espace où est représenté le signal à son acquisition.

Il est courant en théorie de l'information de considérer l'espace du signal à analyser comme espace temporel. Par abus de langage, on utilisera le même terme, bien qu'il ne s'agisse pas de la variable temps dans le cas de nos applications.

I.2. Principe de la méthode:

I.2.1. La transformation de Fourier :

L'analyse spectrale d'un signal $s(t)$ consiste en sa décomposition sur une base de l'espace $L^2(\mathbb{R})$ des fonctions de module intégrable. La base utilisée pour le calcul du spectre de Fourier est constituée de fonctions sinusoïdales, et est de dimension infinie.

Cette décomposition s'écrit:

$$\hat{S}(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \exp(-2i\pi ft) dt \quad (1)$$

Il n'y a aucune perte d'information par passage dans l'espace de Fourier, puisqu'on peut retrouver le signal spatial par transformation inverse. Celle-ci s'écrit:

$$s(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{S}(f) \exp(2i\pi ft) dt \quad (2)$$

L'existence de l'intégrale de Fourier définie par l'expression (1) et de la transformation inverse (expression (2)) est assurée si $s(t)$ est absolument intégrable:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |s(t)| dt < \infty$$

Cette condition est suffisante, mais pas nécessaire.

Cette décomposition, qui est une analyse fréquentielle du signal, permet de mieux "voir" d'éventuelles régularités spatiales de celui-ci.

Un ensemble de propriétés intéressantes de la transformation de Fourier en font un outil d'analyse puissant pour des signaux stationnaires. Notre application est un cas particulier d'utilisation de cet outil. En effet, il nous permettra une approximation de la valeur d'un paramètre temporel du signal à analyser, paramètre qu'il est, dans certains cas, plus difficile d'extraire directement au niveau de l'espace temporel.

I.2.2. Intérêt pour notre analyse:

Les signaux dont on pourra disposer pour le contrôle, comme nous l'avons précisé précédemment sont constitués d'une série de pics dont il faudra suivre l'évolution dans le temps, pour détecter toute dégradation au niveau de l'image ($E, \Delta E$) (dégradation de la résolution, dérive de gain...). Celle-ci se traduisant par un "flou" au niveau des signaux monodimensionnels.

L'allure de ces signaux monodimensionnels est une motivation pour l'utilisation d'une analyse fréquentielle. En effet, notre but de base est de vérifier, pendant toute la durée d'une expérience, l'existence de pics à intervalles réguliers (donc de lignes de Z séparables).

La dégradation de la résolution peut provenir d'une dégradation de la qualité de l'électronique associée à un détecteur donné, ou être due à un changement des caractéristiques du détecteur lui-même.

Le générateur d'impulsions électriques ne permet pas un contrôle du détecteur Silicium, mais intervient au niveau de la chaîne électronique associée à ce détecteur. Toute dégradation consécutive à une défaillance de ce dernier (variation de sa tension d'alimentation par exemple), alors que la chaîne électronique fonctionne normalement, impliquerait une dégradation de la qualité de l'information recueillie, sans que le générateur d'impulsions puisse constater une telle panne.

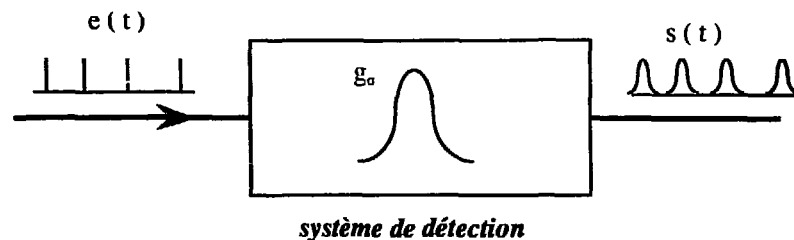
D'autre part, il a pu être constaté lors de tests d'INDRA, concernant les détecteurs CsI, qu'une dérive en température impliquait une variation du comportement de ce détecteur (dérive de gain), alors que sa réponse aux impulsions lumineuses provenant du générateur de lumière prévu pour le tester restait stable. Ceci est dû au fait que le processus de transformation de l'énergie (de la particule incidente) en lumière dépendait de façon plus importante de la température, que n'en dépendait le processus de transport de la lumière dans ce cristal.

Nous nous sommes fixés l'objectif d'évaluer les possibilités de contrôle de la qualité de détection d'un détecteur, à partir des données physiques qu'il délivre, c'est-à-dire à partir des produits de réactions. Ceci permettra, quelque soit le détecteur, un contrôle de l'ensemble du module de détection (détecteur et chaîne électronique associée). Ce contrôle sera, bien évidemment, redondant dans certains cas avec le contrôle effectué par analyse de la réponse à un générateur. Il sera complémentaire dans d'autres cas. Il est clair que les générateurs, pour les pannes qu'ils peuvent détecter, sont les plus appropriés, puisqu'ils fournissent directement une estimation de la réponse impulsionnelle de notre système de détection, et avec la statistique désirée. Ils ne permettent pas, comme nous l'avons déjà mentionné, de détecter toutes les pannes.

Tel qu'est envisagé le contrôle de qualité, nous pouvons représenter le signal observé (extrait des spectres $(E, \Delta E)$) comme la réponse d'un système linéaire à une entrée.

Si on considère que la réponse impulsionnelle de notre système de détection complet (détecteur et chaîne électronique associée) est de forme gaussienne, le suivi de la résolution de détection consistera donc à évaluer la largeur de cette gaussienne de façon périodique.

La réponse aux générateurs (d'impulsions ou de lumière) est une estimation de la réponse impulsionnelle d'une partie du système de détection, tandis que la réponse aux données physiques (produits de réactions) fait intervenir la réponse impulsionnelle de l'ensemble du système de détection. Nous n'avons cependant pas accès à cette dernière, mais au résultat de sa convolution avec un signal d'entrée $e(t)$ composé de raies de Dirac.



Dans le cas de notre application, le signal d'entrée $e(t)$ est considéré comme fixe, c'est-à-dire qu'il garde la même forme durant toute une expérience (les particules sont, en effet, produites de façon homogène dans le temps). On se propose alors de détecter et mesurer toute évolution de $g_σ(t)$ par suivi de l'évolution de $s(t)$.

La réponse du système linéaire à l'entrée $e(t)$ est donnée par le produit de convolution: $s(t) = e(t) * g_σ(t)$.

Si on considère qu'une dégradation de la résolution est une convolution de $g_σ(t)$ par une gaussienne $g_σ'(t)$, la sortie $s(t)$ est alors donnée par:

$$s(t) = e(t) * (g_σ(t) * g_σ'(t))$$

Par transformation de Fourier, et grâce au théorème de convolution, $(a(t) * b(t) \xrightarrow{TF} \hat{A}(f) \cdot \hat{B}(f))$, la relation entrée-sortie d'un système linéaire s'exprime de façon simple. La transformée de $s(t)$ s'écrit:

$$\hat{S}(f) = \hat{E}(f) \cdot \hat{G}_σ(f) \quad \text{avant dégradation de la résolution}$$

$$\hat{S}(f) = \hat{E}(f) \cdot \hat{G}_σ(f) \cdot \hat{G}_σ'(f) \quad \text{après dégradation de la résolution}$$

En cas de dégradation de la résolution, l'amplitude du spectre du signal est simplement modulée par une gaussienne $\hat{G}_\sigma(f)$, transformée de Fourier de $g_\sigma(t)$. La réponse impulsionnelle du système après dégradation de la résolution est alors une gaussienne d'écart-type $\sigma' = \sqrt{\sigma^2 + \sigma'^2}$.

Pour le contrôle, nous nous intéressons à l'évaluation de σ' de façon périodique. Nous verrons dans ce qui suit comment elle sera estimée au niveau du spectre de Fourier. σ' sera notée σ dans la suite.

Pour préciser dans quel contexte sera utilisée l'analyse spectrale dans le cas de nos signaux, et illustrer la meilleur "visibilité" de l'information qui nous intéresse au niveau du spectre de Fourier (que dans l'espace temporel), nous allons modéliser en un premier temps le type de signal dont nous disposons par des expressions simples représentant un signal idéal. Nous y introduirons ensuite différentes perturbations pour s'approcher au plus du cas des signaux réels. Ce passage progressif de signaux idéaux vers des signaux plus réalistes permettra de comprendre la contribution de chaque perturbation au niveau du spectre de Fourier des signaux étudiés, et surtout son effet sur l'estimation à partir de ce spectre des caractéristiques temporelles qui nous intéressent.

Les signaux à analyser étant constitués de pics de caractéristiques différentes (cf. introduction, figure 0.4), il s'agit d'en extraire un paramètre temporel représentatif de la résolution du module de détection concerné. Ce paramètre est estimé par commodité au niveau du spectre de Fourier du signal.

Nous aborderons d'abord le cas idéal d'un signal constitué de pics tous identiques et équidistants. Nous verrons ensuite les cas plus réalistes de pics de largeurs différentes, d'amplitudes différentes, ou de pics non équidistants. Nous regarderons enfin le problème des fluctuations statistiques du paramètre temporel estimé, la nature du signal réel introduisant une fluctuation aléatoire qui diminue lorsque la statistique augmente.

1.2.3. Cas idéal: pics équidistants de largeurs identiques:

un signal $s(t)$, constitué d'un ensemble de pics équidistants et de largeurs identiques, peut être exprimé comme le produit de convolution d'un peigne de Dirac par la fonction qui décrit la forme du pic (figure I.1).

Si un pic est représenté par une gaussienne

$$g(t) = A \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)$$

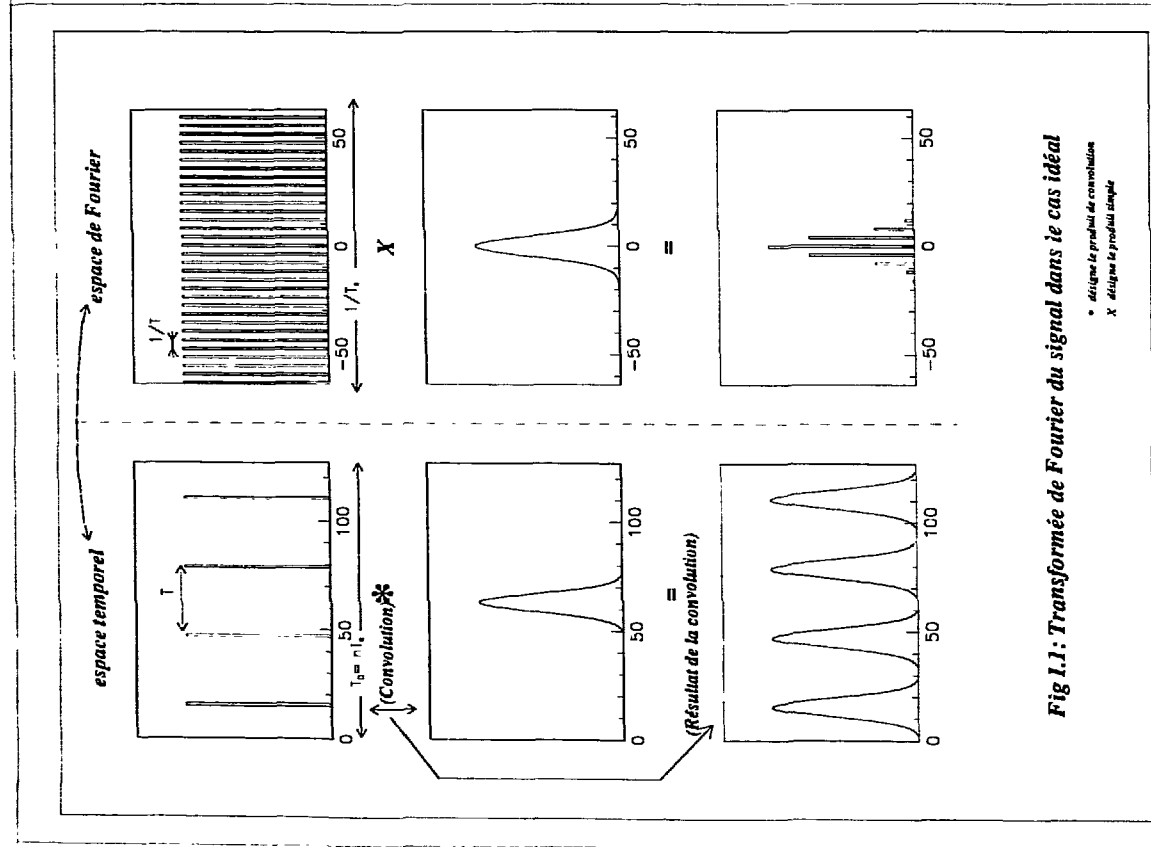


Fig 1.1: Transformée de Fourier du signal dans le cas idéal

* désigne le produit de convolution
 X désigne le profil du signal

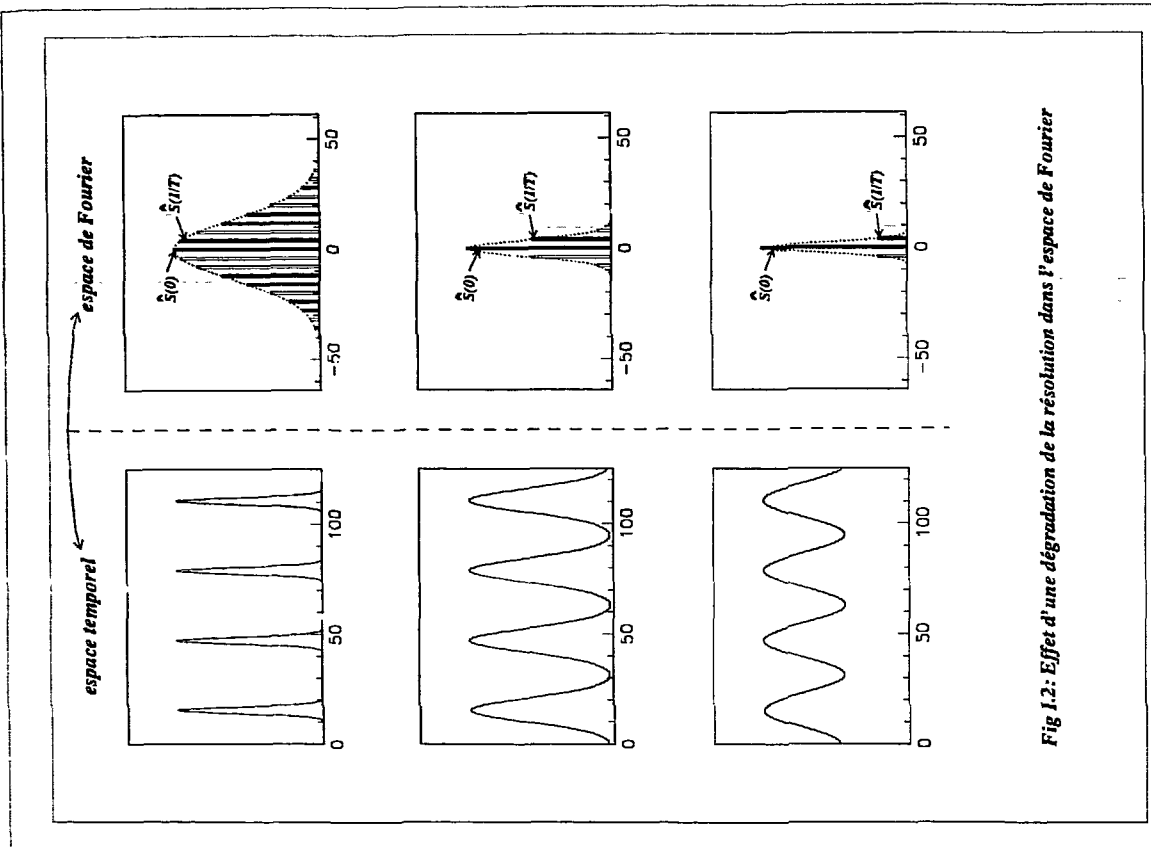


Fig 1.2: Effet d'une dégradation de la résolution dans l'espace de Fourier

Le signal s'écrit:
$$s(t) = g(t) * \sum_{n=-\infty}^{n=+\infty} \delta(t - nT)$$

La transformation de Fourier d'un tel signal donne :

$$\hat{S}(f) = \hat{G}(f) \cdot \frac{1}{T} \sum_{n=-\infty}^{n=+\infty} \delta\left(f - \frac{n}{T}\right)$$

où $\hat{G}(f)$ est la TF de $g(t)$.

Cette dernière expression est un échantillonnage de $\hat{G}(f)$ à une fréquence $1/T$.

En notons que $\exp(-\pi t^2)$ est inchangée par transformation de Fourier, et en tenant compte que:

$$\begin{aligned} \text{si } f(t) &\xrightarrow{TF} \hat{F}(f) \\ f(\alpha t) &\xrightarrow{TF} \frac{1}{|\alpha|} \hat{F}\left(\frac{f}{\alpha}\right) \end{aligned}$$

on trouve:

$$A \exp\left(\frac{-t^2}{2\sigma^2}\right) \xrightarrow{TF} A \sigma \sqrt{2\pi} \exp(-2\pi^2 \sigma^2 f^2)$$

L'expression de $\hat{S}(f)$ est finalement:

$$\hat{S}(f) = A \sigma \sqrt{2\pi} \exp(-2\pi^2 \sigma^2 f^2) \cdot \frac{1}{T} \sum_{n=-\infty}^{n=+\infty} \delta\left(f - \frac{n}{T}\right)$$

$\hat{S}(f)$ est un échantillonnage de $\hat{G}(f)$ avec une période $\frac{1}{T}$.

L'information qui nous intéresse ici concerne la "netteté" des lignes de Z , donc l'importance de la séparation entre les différents pics temporels. Nous allons commencer par voir comment calculer la largeur de ces pics au niveau de l'espace de Fourier, nous définirons ensuite un facteur qui rend compte de la qualité de séparation entre pics. La largeur de ceux-ci peut être difficilement accessible au niveau de l'espace temporel, surtout en cas de recouvrement des pics (figure I.2.c), on va voir dans ce qui suit qu'on peut la calculer facilement à partir de la TF du signal.

$\hat{S}(f)$ est non nulle pour $f = k/T$; k appartenant à Z , en particulier:

$$\begin{aligned} \hat{S}(0) &= \hat{G}(0) = \frac{A}{T} \sigma \sqrt{2\pi} \\ \text{et } \hat{S}\left(\frac{1}{T}\right) &= \hat{G}\left(\frac{1}{T}\right) = \frac{A}{T} \sigma \sqrt{2\pi} \exp\left(\frac{-2\pi^2 \sigma^2}{T^2}\right) \\ \frac{\hat{S}\left(\frac{1}{T}\right)}{\hat{S}(0)} &= \frac{\hat{G}\left(\frac{1}{T}\right)}{\hat{G}(0)} = \exp\left(-\frac{2\pi^2 \sigma^2}{T^2}\right) \end{aligned} \quad (3)$$

Ce qui permet d'exprimer σ en fonction des valeurs du spectre du signal en $f=0$ et $f=1/T$, et de la distance inter-pics T :

$$\sigma = \frac{T}{\pi\sqrt{2}} \sqrt{-Ln \left(\frac{\hat{S}\left(\frac{1}{T}\right)}{\hat{S}(0)} \right)} \quad (4)$$

I.2.4. Utilité pratique:

Comme nous allons le voir par la suite, le contrôle de signaux issus de modules de détection d'INDRA consistera à suivre l'évolution dans le temps de signaux déterministes tels que celui présenté sur la figure I.1, mais bruités par un bruit statistique, et présentant certaines distorsions qui seront explicitées dans la suite.

Le suivi de l'évolution dans le temps d'un tel signal consistera en une saisie et une analyse périodiques d'une "réalisation" de ce dernier. On pourra alors détecter toute dégradation de la résolution du détecteur ou de la chaîne électronique associée, en constatant une augmentation de la valeur de σ . L'évaluation de σ se fait simplement en évaluant les valeurs du spectre du signal en deux points ($f=0$ et $f=1/T$), et en utilisant l'expression (4) ci-dessus.

On peut voir sur la figure I.2 l'effet sur le spectre de Fourier de l'élargissement des pics temporels, où le rapport de l'expression (3) diminue lorsque σ augmente. Cet exemple illustre la meilleure lisibilité de l'information qui nous intéresse dans l'espace de Fourier que dans l'espace temporel. La facilité d'exploitation de cette information à des fins de prise de décision est plus évidente dans l'espace de Fourier, puisque son extraction est plus immédiate.

L'extraction de la même information au niveau de l'espace temporel est moins évidente lorsque les gaussiennes de l'espace temporel se recouvrent. Une façon de procéder alors est d'utiliser des algorithmes d'ajustement de fonctions aux données. Ces algorithmes sont itératifs, donc assez coûteux en temps.

Notons enfin qu'une dérive de gain pourra être détectée ici puisque correspondant à un élargissement des lignes de Z pour une dérive lente (une dérive rapide étant simple à détecter).

I.2.5. Facteur de qualité:

L'intérêt premier, pour un physicien chargé de la supervision d'une expérience et du suivi du bon fonctionnement du multidétecteur, est de s'assurer que les modules de détection fournissent des données permettant l'identification de chaque particule (introduction), donc que les lignes de Z au niveau de la matrice $(E, \Delta E)$ associée sont

séparables. Aussi a-t-on défini un facteur de qualité Q rendant compte du degré de séparation entre les lignes de Z .

$$Q = \frac{\sigma}{T}$$

σ est la largeur des pics gaussiens, et T la distance entre eux.

On considérera $[0,0.5]$ comme plage de variation de ce facteur de qualité. La valeur $Q=0.5$ est la limite quand la résolution est tellement mauvaise que les pics ne sont pas discernables (leur largeur à mi-hauteur est égale à la distance entre deux pics). En pratique, une valeur de $Q=0.4$ constitue déjà une valeur limite, la résolution correspondante n'est pas satisfaisante pour les besoins d'identification.

L'intérêt d'un tel facteur de qualité est qu'il fournit une valeur numérique directement interprétable en termes de degrés de recouvrement entre les pics temporels. Ce ne sera pas le cas d'autres méthodes que nous aborderons par la suite.

I.3. Effet de la discrétisation - La transformée de Fourier discrète:

Nous avons décrit, en introduction à ce travail, la chaîne d'acquisition des données lors d'une expérience de physique. Une des opérations effectuées lors de la saisie des données est la conversion analogique-numérique. Les signaux à la base de notre analyse sont obtenus en histogrammant les données ainsi acquises.

La transformée de Fourier décrite précédemment est définie par une intégrale. La transformée de Fourier discrète permet d'évaluer par ordinateur la TF de signaux discrets, où une sommation discrète permet d'approcher l'intégrale de l'expression (1). La TFD a connu un essor considérable depuis le développement de l'algorithme "Fast Fourier Transform" (FFT), et qui permet, par une organisation particulière des calculs (décrite entre autres dans [BEA 86]), de réduire considérablement le nombre d'opérations nécessaires à l'évaluation de la TFD.

Nous allons rappeler ici la définition de la TFD, ainsi que certaines de ses propriétés.

Un signal $s(t)$ échantillonné à une fréquence $f_e=1/T_e$, admet pour transformée de Fourier :

$$s(t) \cdot \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \delta(t - k T_e) \xrightarrow{TF} \hat{S}(f) * \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \delta\left(t - \frac{k}{T_e}\right)$$

Cela implique une périodification de son spectre avec une période $1/T_e$. Le théorème d'échantillonnage intervient à ce niveau pour préciser que pour éviter toute

perte d'information (par repliement de spectre), il est nécessaire que la fréquence d'échantillonnage vérifie:

$$f_e \geq 2 f_{\max}; \text{ où } f_{\max} \text{ est la fréquence maximale dans le spectre du signal.}$$

Le théorème d'échantillonnage est implicitement vérifié dans notre cas. En effet, les réglages des gains des chaînes d'amplification des différents modules de détection sont faits de façon à ce que l'échantillonnage qui en découle conduise à des lignes de Z nettement séparables.

Expression de la TFD:

Les expressions permettant d'évaluer la transformation de Fourier directe et inverse d'un signal échantillonné sont largement répandues en littérature. On pourra trouver dans [PRE 90] entre autres, les justifications du passage du cas continu des expressions (1) et (2) au cas discret donné par les expressions suivantes:

$$\hat{S}\left(\frac{k}{T_0}\right) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} s(nT_e) \exp\left(-2i\pi \frac{n}{N} k\right) ; k = 0, \dots, N-1 \quad (\text{TFD directe})$$

$$s(nT_e) = \sum_{k=0}^{N-1} S\left(\frac{k}{T_0}\right) \exp\left(2i\pi \frac{n}{N} k\right) ; n = 0, \dots, N-1 \quad (\text{TFD inverse})$$

où $T_0 = nT_e$.

N est le nombre d'échantillons du signal, T_0 la largeur de la fenêtre d'observation du signal, T_e sa période d'échantillonnage.

$s(nT_e)$ sont les échantillons de $s(t)$ en $t=nT_e$; $n=0, \dots, N-1$.

$\hat{S}(k/T_0)$ sont les échantillons de $\hat{S}(f)$ en $f=k/T_0$; $k=0, \dots, N-1$.

La transformée de Fourier du signal est aussi recueillie sous forme échantillonnée, à une période $f_c=1/T_0$ (figure 1.3). Ceci correspond, par application du théorème de convolution, à une périodification du signal temporel avec une période T_0 .

La T.F ainsi calculée est, en définitif, celle d'un signal continu observé sur un intervalle temporel T_0 , mais prolongé périodiquement avec la période T_0 .

Effet de troncature de la fenêtre d'observation rectangulaire:

Les signaux discrets dont on dispose sont constitués de pics gaussiens et équidistants (ou dont on corrige l'équidistance quand ce n'est pas le cas comme on le verra plus tard). Ces signaux sont alors quasi périodiques de période T (distance entre 2 pics). Pour des besoins de calcul de la TFD, ils sont limités à une fenêtre d'observation rectangulaire de largeur T_0 (où sont inclus quelques pics). Ceci revient dans le domaine fréquentiel à une convolution du spectre du signal échantillonné et de celui de la fenêtre

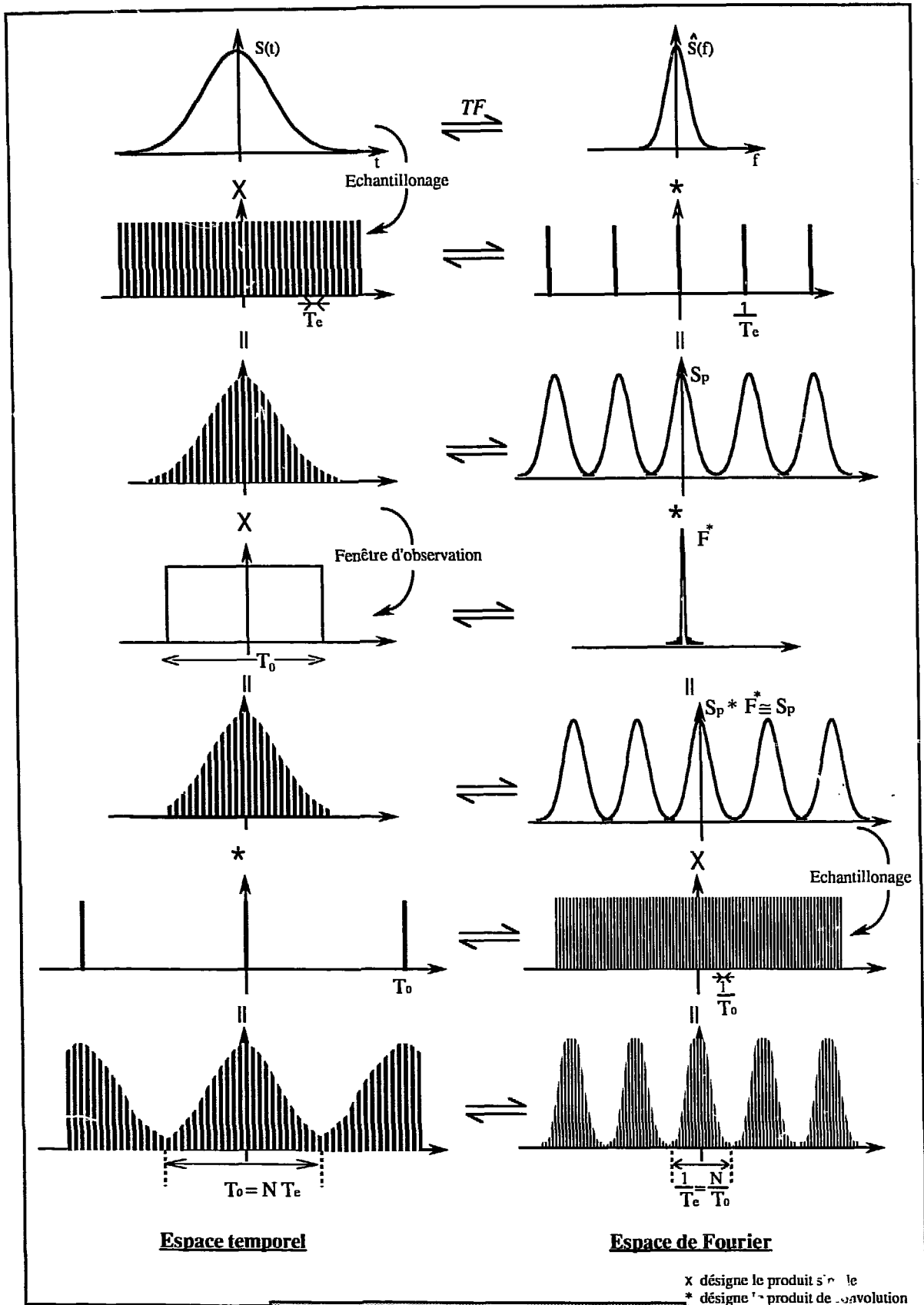


Fig I.3 : Différentes étapes de calcul de la TFD

rectangulaire. Celle-ci admet pour TF:

$$\text{rect}\left(\frac{t}{T_0}\right) \xrightarrow{TF} T_0 \frac{\text{sinc}(\pi f T_0)}{\pi f T_0} \quad (5)$$

Le signal étant périodique de période T , son spectre est constitué de raies en $f=k/T$, $k \in \mathbb{Z}$. La convolution par la TF de la fonction fenêtre donnée par l'expression (5), conduit dans le cas général à des perturbations au niveau du spectre du signal. Celles-ci se manifestent par un élargissement des raies de ce dernier, et par d'autres distorsions provenant de la contribution, en un point donné de l'espace fréquentiel, des autres raies du spectre. En effet, le sinus cardinal donné par l'expression (5) présente des lobes secondaires importants (figure 1.4), d'amplitude décroissant seulement en $1/f$.

L'approche souvent adoptée pour diminuer l'effet de troncature (appelé aussi "leakage") est l'apodisation, c.a.d la multiplication du signal par des fenêtres temporelles plus appropriées que la fenêtre rectangulaire, dont la TF présente des lobes secondaires plus amortis. Plusieurs fenêtres sont proposées en littérature ([TRA 86]) pour ce faire:

- Fenêtre de Hann:

$$f(t) = \frac{1}{2} (1 + \cos(2\pi t/T_0))$$

- Fenêtre de Hamming:

$$f(t) = 0.54 + 0.46 \cos(2\pi t/T_0) \quad (\text{fig 1.4})$$

- Fenêtre de Blackmann:

$$f(t) = 0.42 + 0.5 \cos(2\pi t/T_0) + 0.08 \cos(4\pi t/T_0)$$

D'autres fenêtres d'apodisation, et une présentation détaillée de leurs caractéristiques sont proposées par LEE [LEE 89]. D'autres méthodes sont proposées pour réduire cet effet. On pourra trouver dans [REN 84],[AND 89]et [SCH 92] une comparaison entre des méthodes dites d'interpolation spectrale, tandis que Ferrero [FER 91] propose un algorithme de TFD modifié en complément à l'utilisation de fenêtre d'apodisation.

Ces méthodes sont utilisées pour trouver un compromis entre un minimum de distorsions dues aux lobes secondaires du spectre de la fenêtre d'observation, et une bonne résolution fréquentielle (le spectre calculé étant le résultat de la convolution du spectre réel de $s(t)$ par la TF de la fenêtre temporelle). On peut voir sur la figure 1.4 que la décroissance de l'amplitude des lobes secondaires de la TF de la fenêtre de Hann est plus importante que dans le cas de la fenêtre rectangulaire, mais au détriment d'une largeur plus importante du lobe principal.

Les approches mentionnées ci-dessus ne faisant qu'atténuer l'effet de la fenêtre de troncature, nous allons voir que nous pourrions l'éliminer, par une mise en forme

préalable du signal à traiter. Cette mise en forme est possible vu la nature de nos signaux, et l'objectif que nous nous sommes fixé. Nous allons voir dans ce qui suit que dans un cas particulier, la fenêtre de troncature rectangulaire n'a aucun effet sur le spectre du signal. En effet, le spectre calculé par TFD et le spectre réel de $s(t)$ ne sont rigoureusement égaux aux points d'échantillonnage de $\hat{S}(f)$ que si le signal $s(t)$ est périodique et que l'intervalle d'observation du signal est un multiple entier de sa période. Nous nous efforcerons alors, en pratique, à nous conformer à ce cas.

La TFD fournit le spectre du signal échantillonné avec la période $1/T_0 = 1/NT_e$. Le signal périodique possède une raie à $f=1/T$. La fenêtre de troncature temporelle conduit à une convolution par le sinus cardinal donné en (5). Cette raie est alors transformée en :

$$\hat{S}\left(\frac{1}{T}\right) \xrightarrow{\text{devient}} \sum_{k=0}^{N-1} \hat{S}\left(\frac{k}{T_0}\right) \cdot \hat{F}\left(\frac{1}{T} - \frac{k}{T_0}\right)$$

$$\text{où } \hat{F}\left(\frac{1}{T} - \frac{k}{T_0}\right) = T_0 \frac{\sin\left(\pi\left(\frac{1}{T} - \frac{k}{T_0}\right)T_0\right)}{\pi\left(\frac{1}{T} - \frac{k}{T_0}\right)T_0}$$

Deux cas se présentent alors (figure I.5):

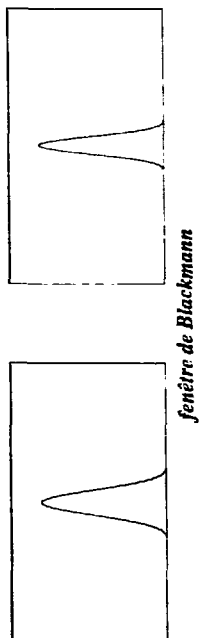
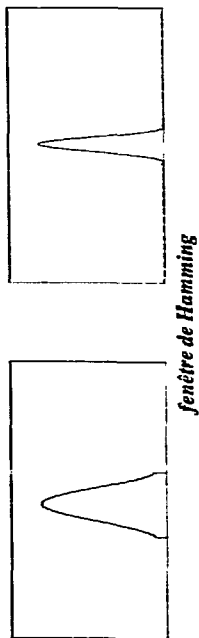
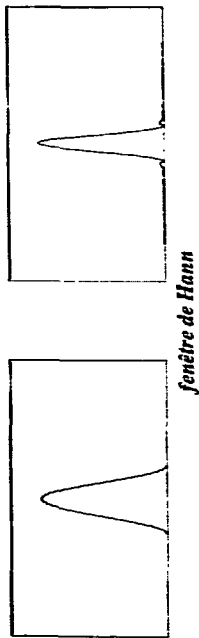
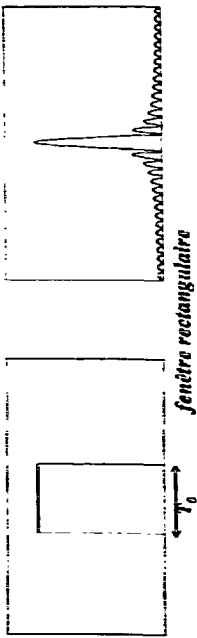
- T_0 est multiple entier de T :

auquel cas : $\left(\frac{1}{T} - \frac{k}{T_0}\right)T_0$ est entier ; la fonction sinus cardinal est nulle aux positions des échantillons du signal, sauf à l'origine ($f=1/T$). On récupère alors la raie du spectre du signal en $f=1/T$ sans distorsion (figure I.5).

- T_0 n'est pas multiple entier de T :

$\hat{F}(f)$ ne s'annule alors pas aux instants d'échantillonnage. La convolution conduit alors aux distorsions que nous avons mentionnées plus haut. La valeur du spectre en un point donné est alors affectée par la contribution des autres échantillons du spectre à travers les différents lobes de $\hat{F}(f)$ (figure I.5).

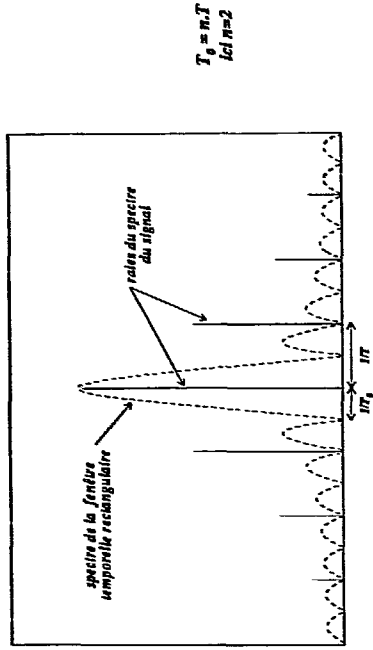
Pour éviter l'effet de la troncature, nous nous efforcerons donc de vérifier la condition du premier cas. On n'aura alors pas à avoir recours à une apodisation du signal. Ceci demande une segmentation préalable du signal pour repérer les positions de



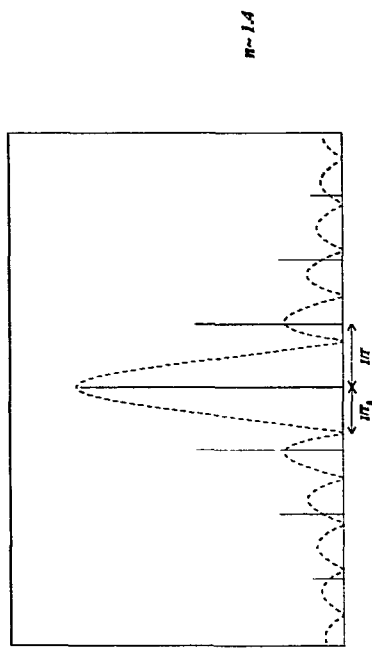
Espace temporel

Espace de Fourier

Fig 1.4: fenêtres d'apodisation et leur transformée de Fourier



I.S.a: la largeur de la fenêtre d'observation est multiple entier de la période du signal



I.S.b: la largeur de la fenêtre d'observation n'est pas multiple entier de la période du signal

Fig 1.5: Effet de la troncature du signal: perturbations dues aux lobes secondaires du spectre de la fenêtre temporelle.

pics temporels. La connaissance de T permet alors un choix en conséquence de la largeur de la fenêtre d'observation. Nous aborderons la mise en oeuvre pratique dans un chapitre indépendant.

Voyons maintenant l'effet sur le spectre du signal des différentes perturbations existant dans le cas réel.

I.4. Effet des différentes Perturbations:

Les signaux à analyser sont en pratique constitués d'un nombre fini P de pics, contenus à l'intérieur d'une fenêtre d'observation du signal de largeur T_0 . Le spectre évalué par transformation de Fourier discrète, comme nous l'avons vu dans le paragraphe consacré à la TFD, est celui du signal à P pics, périodifié avec la période T_0 .

I.4.1. Pics temporels de largeurs différentes:

Les pics temporels ne sont pas de même largeur σ , chaque pic est une gaussienne de largeur σ_i et s'exprime:

$$g_i(t) = A \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_i^2}\right)$$

$s(t)$ s'écrit alors:

$$s(t) = \sum_{n=1}^P g_n(t) * \delta(t - nT)$$

le signal périodifié correspondant est :

$$s_{T_0}(t) = s(t) * \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \delta(t - nT_0)$$

Par transformation de Fourier on obtient:

$$\hat{S}_{T_0}(f) = \hat{S}(f) \cdot \frac{1}{T_0} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \delta\left(f - \frac{n}{T_0}\right)$$

où

$$\hat{S}(f) = \sum_{n=1}^P \hat{G}_n(f) \exp(-2i\pi n f T)$$

$\hat{S}(f)$ est échantillonné avec une "fréquence" T_0 , T_0 étant un multiple entier de T $T_0 = k T$.

Nous nous intéressons à l'évaluation du facteur de qualité défini précédemment, qui est directement lié au rapport de l'expression (3). Ce rapport est donné par la valeur de l'échantillon du spectre en $f=1/T=k/T_0$ normalisé à celle en $f=0$:

$$\frac{\hat{S}(1/T)}{\hat{S}(0)} = \frac{\sum_{n=1}^P \hat{G}_n(1/T)}{\sum_{n=1}^P \hat{G}_n(0)}$$

$$= \frac{1}{P} \sum_{n=1}^P \exp\left(-\frac{2\pi\sigma_n}{T^2}\right) \text{ si les pics ont la même amplitude}$$

L'expression ci-dessus est intéressante puisqu'elle montre que le rapport donné par l'expression (3) est, dans le cas de pics de largeurs différentes et de même amplitude, la moyenne des rapports que l'on obtiendrait si tous les pics avaient la même largeur σ_1 puis σ_2, \dots, \dots , puis σ_P .

Ceci dit, l'expression (4) qui exprime σ en fonction du rapport $\hat{S}(1/T)/\hat{S}(0)$ est non linéaire, ce qui veut dire que la moyenne des rapports $[\hat{S}(1/T)/\hat{S}(0)]_i$ (effectuée par la transformée de Fourier) ne fournit pas, en général, la valeur moyenne des σ_i . On peut voir cependant sur la figure 1.6 représentant le graphe de la fonction: $\sqrt{-\log(x)}$; $0 \leq x \leq 1$, que sa non-linéarité est assez faible pour $0.1 < x < 0.4$. Cette plage représente au fait la plage de fonctionnement la plus courante, voir exclusive. En dehors de cette plage, la valeur de σ_{moy} serait soit sous-estimée ou surestimée suivant les valeurs des σ_i .

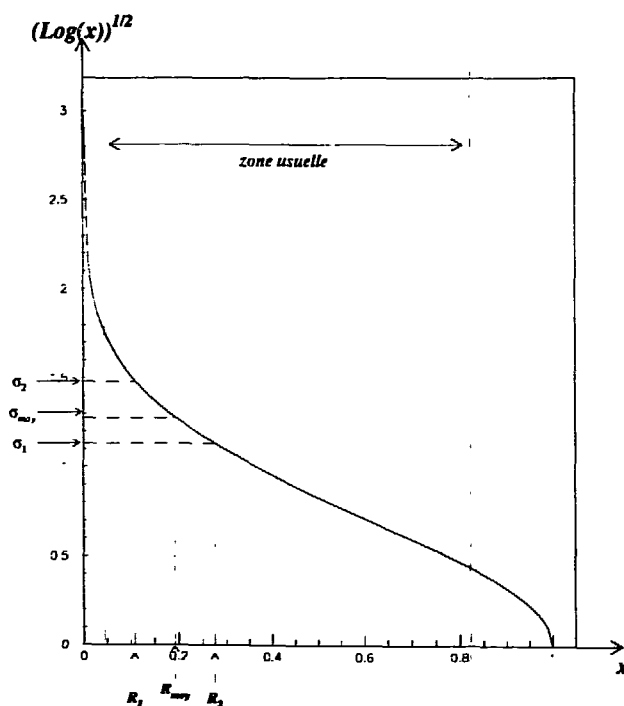


Fig 1.6: fonction $y = (\text{Log}(x))^{1/2}$

Si les rapports $[\hat{S}(1/T)/\hat{S}(0)]_i$ de l'expression (3) sont à l'intérieur de cet intervalle, on pourra négliger la non linéarité, et considérer que la largeur calculée par l'expression (4) est la moyenne des largeurs des pics temporels, d'autant plus qu'en pratique les pics temporels sont de largeurs assez proches.

I.4.2. Cas d'une faible non équidistance entre pics temporels:

On verra que dans le cas réel, les pics du signal à analyser peuvent ne pas être équidistants, et que même après mise en forme du signal (sera précisée plus tard), les pics ne sont pas exactement à une distance T les uns des autres.

supposons que la distance inter-pics s'écrive: $T+(\Delta T)_i$, où $(\Delta T)_i = \alpha_i T$; $|\alpha_i| \ll 1$.

$s(t)$ s'écrit alors:

$$s(t) = \sum_{n=1}^P g(t) * \delta(t - nT \pm (\Delta T)_n)$$

La TF du signal périodifié correspondant est alors :

$$S_{\tau_n}(f) = \left[\sum_{n=1}^P \hat{G}_n(f) \exp(-2i\pi n f T) \exp(-2i\pi f (\Delta T)_n) \right] \cdot \frac{1}{T_0} \sum_{m=-\infty}^{\infty} \delta\left(f - \frac{m}{T_0}\right)$$

l'expression (3) devient dans ce cas:

$$\frac{\hat{S}\left(\frac{1}{T}\right)}{\hat{S}(0)} = \frac{\sum_{n=1}^P \hat{G}_n\left(\frac{1}{T}\right) \exp\left(-\frac{2i\pi(\Delta T)_n}{T}\right)}{\sum_{n=1}^P \hat{G}_n(0)}$$

La contribution de chaque pic dans l'estimation de ce rapport normalisé est pondérée par un terme perturbatif d'autant plus important que la périodicité est non vérifiée ($(\Delta T)_i$ grand).

$\hat{S}\left(\frac{1}{T}\right)$ est alors un nombre complexe, alors qu'il était réel positif jusqu'ici. On

le remplace alors par son module dans l'expression (4):

$$\left| \hat{S}\left(\frac{1}{T}\right) \right| = \left| \sum_{n=1}^P \hat{G}_n\left(\frac{1}{T}\right) \exp\left(-2i\pi \frac{(\Delta T)_n}{T}\right) \right| \leq \left| \sum_{n=1}^P \hat{G}_n\left(\frac{1}{T}\right) \right|$$

Donc en cas de non équidistance des pics, le module de $\hat{S}\left(\frac{1}{T}\right)$ est sous estimé par rapport à un cas d'équidistance parfaite. Cette sous-estimation est d'autant plus faible que les $(\Delta T)_i$ sont petits devant T .

I.4.3. Pics d'amplitudes différentes:

Les amplitudes des pics constituant le signal temporel ne sont souvent pas identiques. La distribution statistique des particules constituant les lignes de Z peut donner dans certains cas, suivant la zone choisie pour l'analyse, des pics à amplitude

modulée par une fonction gaussienne ou exponentielle. Nous allons voir ici son effet sur le rapport de l'expression (3).

Pour cela, On suppose avoir un signal de pics d'amplitude constante, que l'on multiplie par une fonction de modulation d'amplitude, et qui revient donc à une convolution des spectres du signal et de la fonction de modulation.

fenêtre à décroissance exponentielle:

$$f(t) = \exp(-at)\varepsilon(t) \xrightarrow{TF} \hat{F}(f) = \frac{1}{a + 2i\pi f}$$

où $\varepsilon(t)$ est l'échelon unité.

fenêtre gaussienne:

$$f(t) = \exp\left(-\frac{t^2}{2\sigma^2}\right) \xrightarrow{TF} \hat{F}(f) = \sigma\sqrt{2\pi} \exp(-2\pi^2\sigma^2 f^2)$$

Les zones d'analyse sont choisies de façon à ce que le signal occupe tout l'intervalle temporel. Les fonctions de modulation sont donc assez étendues dans l'espace temporel, donc très peu larges dans l'espace de Fourier, la limite étant une fonction constante (lorsque les pics sont de même amplitude), dont la TF est une Dirac, élément neutre de la convolution.

Le spectre du signal est constitué de raies à une distance $1/T$ l'une de l'autre. Si les fenêtres de modulation sont suffisamment larges, on peut considérer leur effet négligeable (leur TF est quasiment une Dirac). Sinon, on peut expliquer l'effet de cette convolution spectrale en revenant au rapport de l'expression (3) qui donne dans le cas de pics d'amplitude et de largeur variables:

$$\frac{\hat{S}(1/T)}{\hat{S}(0)} = \frac{\sum_{n=1}^P A_n \exp\left(-\frac{2\pi^2 \sigma_n^2}{T^2}\right)}{\sum_{i=1}^P A_i} ; g_i(t) = A_i \exp\left(\frac{t^2}{2\sigma_i^2}\right)$$

Cette expression montre que le rapport $[\hat{S}(1/T)/\hat{S}(0)]$ ainsi calculé est une moyenne pondérée des rapports $[\hat{S}(1/T)/\hat{S}(0)]_i$ correspondant à chacune des largeurs. Un pic contribue d'autant plus que son amplitude est importante par rapport à la somme des amplitudes de tous les pics temporels. Comme les pics sont en fait des réalisations de variables aléatoires, on donne ainsi d'autant plus de crédit à un pic qu'il est statistiquement plus significatif.

1.4.4. Autres perturbations:

- Distance inter-pics monotone croissante:

En réalité, La distance entre les lignes de Z est croissante lorsque Z augmente, la distance entre les pics temporels des signaux 1D à la base de notre analyse l'est aussi.

Lorsque cette non équidistance est significative, il n'y a plus de régularité spatiale dans le signal, l'approche TFD (TF du signal périodifié) perd son intérêt. En effet, le spectre du signal n'est plus constitué de raies équidistantes.

Il est alors possible de s'affranchir de cette difficulté par une mise en forme préalable du signal par transformation d'échelle. Nous détaillerons cette transformation au paragraphe I.6.1. Cette transformation nous ramène au cas du paragraphe I.4.2, où les positions des pics temporels variaient autour des positions nT , $n=1,2,\dots$, T est la distance moyenne entre pics.

• La forme des pics n'est pas parfaitement gaussienne:

Cette perturbation n'est pas importante, du moment que le but du contrôle est de dégager un paramètre temporel caractéristique de la résolution du détecteur concerné, et non pas d'avoir une description de la forme des pics. Leur approximation par une gaussienne permet d'exprimer de façon simple le coefficient de qualité défini précédemment comme fonction de la valeur du spectre en $f=0$ et $f=1/T$ (expression 3). L'évaluation de l'évolution de σ entre deux réalisations du signal n'est nullement affectée par cette approximation.

I.4.5. Cas réel:

En pratique tous les cas décrits au paragraphe précédent peuvent coexister au niveau du signal à analyser. Les pics temporels sont alors de largeurs différentes, d'amplitudes différentes, et sont à une distance $(T+(\Delta T)_i)$ l'un de l'autre.

le rapport de l'expression (3) s'écrit alors:

$$\frac{\hat{S}(1/T)}{\hat{S}(0)} = \frac{\sum_{n=1}^p \hat{G}_n\left(\frac{1}{T}\right) \exp\left(-2i\pi \frac{(\Delta T)_n}{T^2}\right)}{\sum_{n=1}^p \hat{G}_n(0)}$$

$$= \sum_{n=1}^p \frac{A_n}{\sum_{i=1}^p A_i} \exp\left(-\frac{2\pi^2 \sigma_n^2}{T^2}\right) \exp\left(-2i\pi \frac{(\Delta T)_n}{T}\right)$$

La contribution de chaque pic dans le rapport donné par l'expression ci-dessus est pondérée par son amplitude. Si les valeurs des différentes σ_n sont proches, σ ainsi calculée (par l'expression (4)) peut être considéré comme étant la moyenne pondérée des σ_n .

Si cette pondération est un avantage de la méthode, le terme de déphasage en est un inconvénient. En effet, celui-ci conduit à une sous estimation de la largeur moyenne des pics. La phase de mise en forme du signal permettra de réduire cet effet.

I.5. Quels renseignements tirer du facteur de qualité ?

L'approche que nous venons de présenter ici permet l'analyse de signaux constitués de pics quasi équidistants. Elle consiste en une évaluation, au niveau du spectre du signal, d'un paramètre temporel caractérisant, à un instant donné, la résolution du module de détection correspondant.

Le facteur de qualité Q n'est pas une mesure très précise de la résolution d'un module de détection compte tenu de la façon dont on est amené à extraire les signaux à la base de notre analyse (voir introduction), et les différentes incertitudes que cela comporte:

- les zones de projection ne sont pas rigoureusement identiques pour tous les modules d'une même couronne, et encore moins quand il s'agit de couronnes différentes (précision de délimitation de la zone par l'utilisateur, gains et seuils de l'électronique différents).

- la direction de projection estimée visuellement par l'utilisateur peut ne pas être la direction de projection optimale (parallèle aux lignes de Z dans la zone choisie), les pics temporels du signal 1D sont alors plus larges, donc moins bien séparés que ne le sont les lignes de Z dans l'image $(E, \Delta E)$.

Ceci dit, les valeurs prises par Q (0 à 0.5) sont suffisamment significatives pour renseigner le physicien sur la plus ou moins bonne séparation des lignes de Z (son évaluation à quelques pour-cents près suffit).

D'autre part, Nous avons vu que plusieurs perturbations par rapport au cas idéal décrit en II.3 pouvait conduire à un biais dans l'estimation de ce facteur de qualité, notamment la non équidistance entre pics (I.4.2), ou, à moindres conséquences, leur différence de largeur. Ce biais n'est pas aléatoire, mais est fixe pour une zone et une direction de projection données sur $(E, \Delta E)$. Il n'introduit pas d'erreur aléatoire sur l'estimation de Q .

Pour résumer, le facteur de qualité Q ne peut pas servir comme critère absolu de comparaison de qualité de détection de modules différents à un moment donné. On se contentera d'en avoir une valeur approchée, qui nous donne une idée assez précise de la "netteté" de la séparation entre ligne de Z . Par contre il pourra servir à évaluer le comportement au cours d'une expérience d'un module, et donc à comparer les comportements de plusieurs modules dans le temps.

I.6. Mise en forme du signal :

Les perturbations que l'on a vu précédemment sont de deux sortes : celles dont nous pourrions soit tenir compte soit corriger, et celles dont le faible effet sur le spectre

permettra de négliger. Si on peut négliger l'effet de la forme des pics lorsqu'elle n'est pas parfaitement gaussienne, on devra par contre tenir compte des contraintes qu'impose l'utilisation de la transformation de Fourier discrète.

En effet, si la distance entre pics est croissante (I.4.4), cela implique une perte de "régularité" du signal. Son spectre ne permet plus une extraction correcte de l'information nous permettant d'estimer la largeur moyenne des pics, donc le facteur de qualité. Une étape importante préalable à l'analyse spectrale du signal est alors sa transformation de façon à le rapprocher au mieux du cas d'équidistance de pics. Cette étape de mise en forme permet d'atténuer l'effet des perturbations, donc de réduire (voir supprimer) une éventuelle erreur intrinsèque à la méthode lors de l'évaluation de σ moyenne (et donc de Q).

Il est clair que cette transformation aura pour seule contrainte de ne pas altérer (tout au moins le moins possible) l'information que l'on cherche à extraire, et qui est ici le facteur de qualité Q . L'évaluation de sa valeur avec grande précision n'est pas une priorité. Le but étant d'abord de disposer d'un paramètre qui rende compte de toute dégradation de la qualité de séparation entre lignes de Z .

Nous décrirons brièvement la mise en forme du signal ici. Nous en reparlerons au chapitre V.

I.6.1. Correction d'équidistance par transformation d'échelle:

On peut voir sur les matrices $(E, \Delta E)$ que la distance entre les lignes de Z est croissante. Les pics au niveau de notre signal d'analyse ont alors cette même propriété. Une transformation d'échelle de la forme $t \longrightarrow t^\alpha$; avec $0 < \alpha < 1$, permettra de se ramener au cas du paragraphe IV.2 de pics quasi équidistants.

I.6.2. Périodicité du signal et fenêtre d'observation:

L'utilisation de la transformée de Fourier discrète pour calculer le spectre du signal, et plus particulièrement le choix d'une fenêtre d'observation de largeur T_0 est équivalente, comme nous l'avons vu précédemment, à une convolution au niveau du spectre de Fourier. Si cette largeur de la fenêtre n'est pas un multiple entier de la période correspondant à la présence de pics à intervalles réguliers (T), des perturbations importantes apparaissent alors au niveau du spectre du signal. Pour éviter ces effets, on veillera à tenir compte de cette contrainte en phase de mise en forme du signal, en prenant $T_0 = nT$; $n \in \mathbb{N}^*$.

I.7. Effet de la statistique (Fluctuations du facteur de qualité):

Comme pour pratiquement tous les cas réels, une source d'erreur sera à l'origine d'une incertitude sur l'évaluation de la largeur moyenne des pics temporels. Celle-ci est d'origine statistique, et va conduire à une fluctuation de Q autour d'une valeur moyenne. En effet, les histogrammes que l'on se propose d'analyser, et que l'on a décrit en introduction, sont des réalisations de variables aléatoires de distribution de probabilité que l'on considère comme gaussienne. La moyenne et la variance de chaque variable sont donc aussi des variables aléatoires. Le facteur de qualité, calculé au niveau du spectre de Fourier, et que nous avons introduit précédemment dépend de ces variables, il va donc également varier aléatoirement autour d'une valeur moyenne avec une variance donnée. Ces caractéristiques vont dépendre de celles des variables aléatoires temporelles que sont les différents pics.

Nous allons tenter de comprendre la relation qui existe entre les caractéristiques statistiques des pics temporels, et celles du facteur de qualité. Ceci est important pour pouvoir distinguer des variations de ce facteur imputables à des fluctuations statistiques, de celles signifiant une dégradation de la qualité de la détection. Quelques rappels concernant les caractéristiques statistiques de la variance d'une variable aléatoire, ainsi que la comparaison de variances d'une V.A estimées à partir de réalisations différentes sont présentés en annexe 2.

I.7.1. Cas où les pics temporels ne se recouvrent pas:

Dans le cas où les pics temporels de la fenêtre d'observation ne se recouvrent pas, chaque pic est alors une réalisation permettant une estimation de σ . Plus on a de pics dans cette fenêtre, et plus la variance de l'estimation de σ est faible. Ceci est le cas lorsque l'augmentation du nombre de pics à l'intérieur de la fenêtre n'implique pas une diminution de la statistique de ces derniers (nombre de coups par pic).

Nous avons vu que si les pics temporels du signal $s(t)$ sont équidistants ($s(t)$ périodique), et de largeurs peu différentes, on pouvait considérer la largeur σ calculée au niveau du spectre du signal par l'expression (4) comme une moyenne pondérée des largeurs des pics.

$$\sigma = \frac{\sum_{i=1}^P A_i}{\sum A_i} \sigma_i$$

Chaque σ_i peut s'écrire:

$$\sigma_i = \sigma_{i, moy} + b_{\sigma_i}$$

Si b_{σ_i} est centré, et si deux réalisations différentes de b_{σ_i} sont décorrélées, la variance de σ est alors donnée par :

$$Var(\sigma) = \sum_{i=1}^P \left(\frac{A_i}{\sum A_i} \right)^2 Var(\sigma_i)$$

Dans le cas de pics de même amplitude et de même largeur:

$$Var(\sigma) = \frac{1}{P} Var(\sigma_i)$$

Chaque σ_i est la variance estimée d'une variable aléatoire gaussienne dont on dispose d'une réalisation de n_i échantillons. L'expression suivante ([BOX 78]) donne la variance de l'estimation de σ_i^2 à partir d'une réalisation:

$$Var(\sigma_i^2) = \frac{2\sigma_i^4}{n_i - 1}$$

où on a remplacé, dans le 2^{ème} terme, la vraie valeur de la variance par sa valeur estimée σ_i (la vraie valeur étant inconnue).

On en déduit la variance de σ_i :

$$Var(\sigma_i) = \frac{Var(\sigma_i^2)}{4\sigma_i^2} = \frac{1}{2} \frac{\sigma_i^2}{n_i - 1}$$

On obtient alors la variance de σ , comme fonction des amplitudes, des largeurs et de la statistique de chaque pic:

$$Var(\sigma) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^P \left(\frac{A_i}{\sum A_i} \right)^2 \frac{\sigma_i^2}{n_i - 1}$$

ce qui donne pour P pics identiques de variance σ et de statistique N:

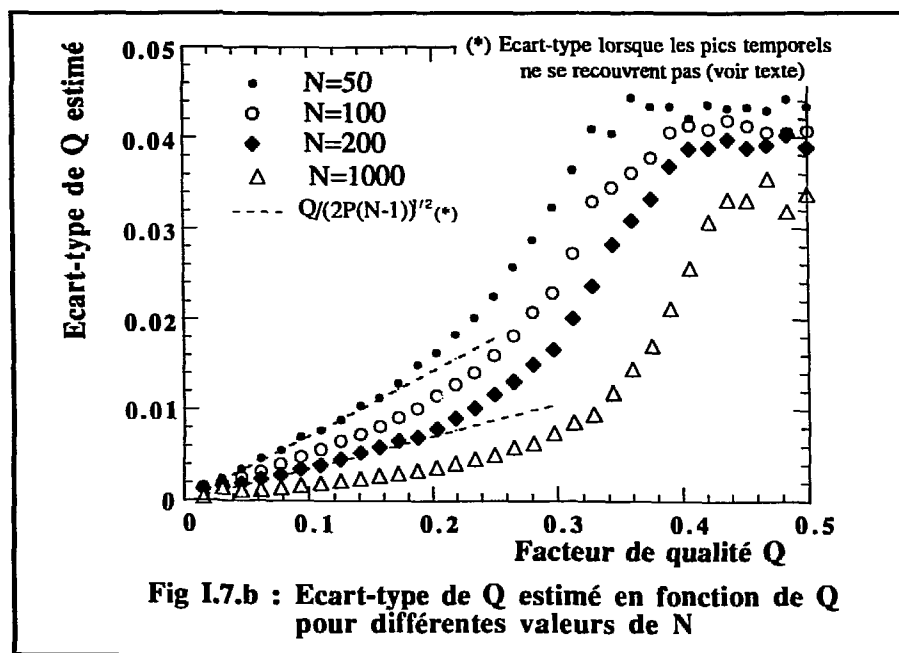
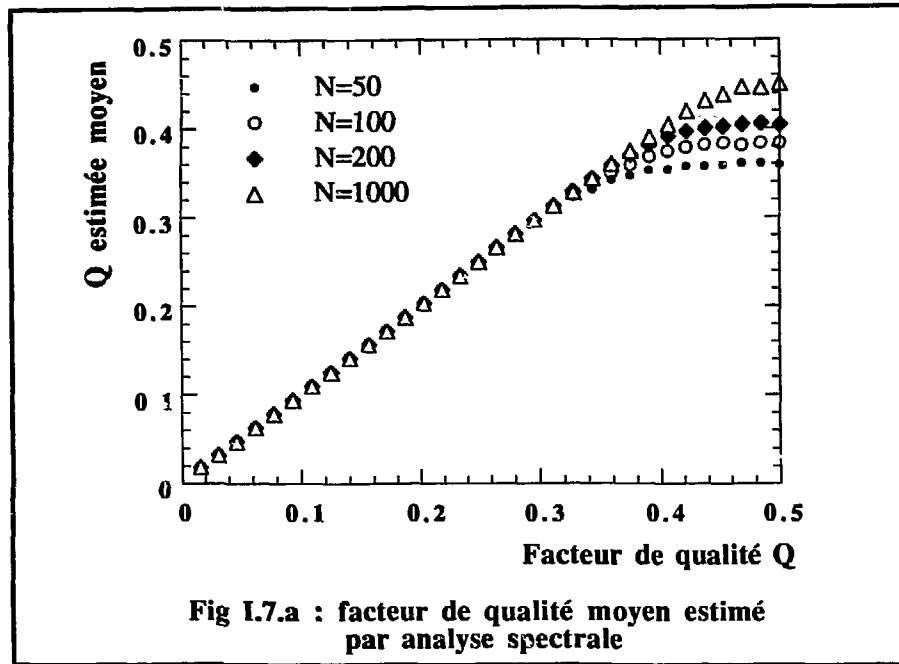
$$Var(\sigma) = \frac{\sigma^2}{2P(N-1)}$$

Nous avons représenté sur la figure I.7 construite par simulation l'écart-type de $Q = \frac{\sigma}{T}$ dans le cas où la fenêtre d'observation est constituée de 2 pics de même largeur et amplitude.

La variance sur l'estimation de σ dépend de la statistique de chaque pic (n_i), et du nombre de pics P. Lorsque les pics temporels ne se recouvrent pas, l'estimation de σ par analyse spectrale en prenant P pics à l'intérieur de la fenêtre d'observation est équivalente, lorsque la fenêtre d'observation est correctement choisie, à son estimation par calcul direct pour chacune des P réalisations ($Var(X) = \frac{1}{n_i - 1} \sum_j (x_j^{(i)} - \bar{x}^{(i)})^2$ pour la réalisation i).

I.7.2. Cas où les pics temporels se recouvrent:

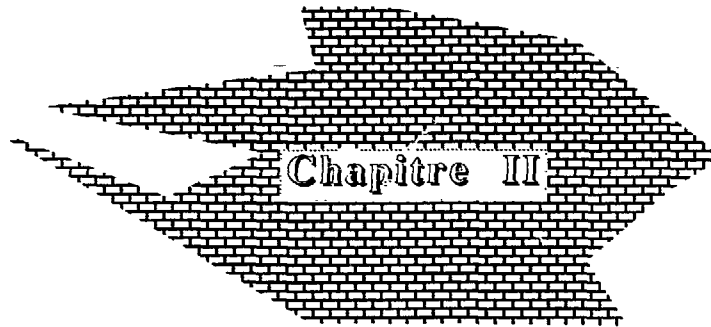
L'expression précédente donnant la variance de σ n'est plus valable. En effet, le recouvrement des pics est une perte d'information qui se répercute au niveau de cette variance. L'écart-type de σ n'est alors plus linéaire en fonction de σ à partir de $Q \approx 0.17$



qui correspond au début du recouvrement des pics temporels. Cette augmentation de variance est d'autant plus importante que le recouvrement est important.

Pour N donné, il existe une limite supérieure de Q pour laquelle le signal ne présente plus une structure en pics, le niveau de bruit étant trop important. Le signal n'est alors plus que du bruit dont le spectre est plat. On peut mieux comprendre cela en regardant l'allure de signaux concernés (fig II.7 du chapitre II). Cette limite dépend naturellement de N .

Nous avons décrit dans ce chapitre une approche permettant une estimation directe du paramètre temporel qui nous intéresse, les deux prochains chapitres utiliserons des méthodes de comparaisons de formes de signaux.



LA MÉTHODE DES FONCTIONS DE RÉPARTITION

CHAPITRE II

La méthode des Fonctions de Répartition

II.1. Introduction:

Une approche différente de celle présentée précédemment peut être envisagée pour mesurer l'évolution d'un signal. L'analyse de Fourier était un moyen d'estimer la valeur d'un paramètre du signal susceptible de varier dans le temps. Nous proposons ici une analyse relative à la forme du signal, basée sur une méthode permettant de fournir une mesure de la différence de forme entre signaux. Pour cela, il est nécessaire de définir ce qu'est un changement de forme. Pour un opérateur humain, la notion de forme dans le cas général est liée à la perception visuelle, et à l'interprétation que donne le cerveau à cette perception. L'approche adoptée par le cerveau pour comparer la forme de deux objets est complexe et mal connue. La notion de forme reste ambiguë et subjective.

Dans notre cas, les signaux à comparer sont de forme relativement simple, et se prêtent bien à une approche de comparaison de forme. La méthode des fonctions de répartition permet de prendre en compte uniquement l'information contenue dans la forme du signal. Elle utilise une intégration normée du signal, et contrairement à d'autres approches (ajustement à un modèle, déconvolution), elle ne requiert aucune modélisation, ni du signal, ni du système de mesure, et permet ainsi d'éviter l'introduction d'éventuelles erreurs de modélisation.

Plusieurs exemples d'applications sont décrits en littérature. Rix expose dans [RIX 80a,b] et [RIX 86] une application en chromatographie et mesure de pureté de

produits, dont les résultats de simulation illustrent la sensibilité de la méthode à de faibles variations de formes pour un cas particulier de signaux. Thierry [THI 89] présente une application sur des signaux biomédicaux. On pourra également trouver des applications en séparation de cibles radar dans [MOR 86]. Cette méthode est aussi utilisée pour la validation de la modélisation d'un signal réel (choix parmi plusieurs modèles candidats). Elle sera utilisée ici dans le but de vérifier une hypothèse d'invariance d'un même signal, à travers plusieurs de ses réalisations, que l'on comparera à une référence .

II.2. Présentation de la méthode des fonctions de répartition:

II.2.1. Hypothèse de base:

Les fonctions décrivant le signal que nous nous proposons d'analyser sont supposées réelles, continues, positives et intégrables.

En pratique, cette hypothèse devra être vérifiée au moins sur l'intervalle d'observation du signal.

Notons que ces propriétés permettent d'assimiler de telles fonctions à des densités de probabilité de variables aléatoires (après normalisation).

La comparaison de deux signaux, vérifiant l'hypothèse ci-dessus, en vue d'évaluer leur "degré de ressemblance", va dépendre de la définition de la similarité utilisée pour effectuer la comparaison.

II.2.2. Définition de la similarité entre deux formes:

La mesure de similarité introduite par Rix [RIX 80a] consiste à considérer les signaux à analyser comme des distributions de probabilité de variables aléatoires. Une intégration normalisée de ces signaux permettra d'obtenir l'équivalent d'une fonction de répartition. Cette dernière sera à la base de la comparaison de formes.

Nous commencerons par rappeler ici certaines propriétés mathématiques des fonctions de répartition.

II.2.3. Propriétés des fonctions de répartition:

soit $s(t)$ un signal vérifiant l'hypothèse de base.

Considérons la fonction $S(t)$ définie par:

$$S(t) = \frac{\int_{-\infty}^t s(x) dx}{\int_{-\infty}^{\infty} s(x) dx}$$

Comme $s(t)$ est proportionnelle à une distribution de probabilité (donc positive par hypothèse), S possède les propriétés d'une fonction de répartition (positive et croissante). Elle admet donc une fonction inverse S^{-1} .

La définition de l'invariance de s découle de la propriété suivante de S ([RIX 80a]) : on montre que S est invariante par toute transformation de s du type:

$$s(t) \longrightarrow v(t) = k s(\phi^{-1}(t)) \frac{d}{dt}(\phi^{-1}(t)) \quad (1)$$

où k est une constante positive, ϕ une fonction continue et croissante, et ϕ^{-1} sa fonction réciproque.

On montre que v vérifie également l'hypothèse de base, et que les fonctions de répartition S et V de s et v sont égales en tous points t et t' reliés par: $t'=\phi(t)$. $S(t)$ s'écrit alors:

$$S(t)=V(t')=(V \circ \phi)(t) \quad (2).$$

ce qui donne: $S=V \circ \phi$ ou encore $V^{-1} \circ S=\phi$.

Cette relation représente la propriété d'invariance des fonctions de répartition de signaux reliés par la relation (1). Ce qui permet de définir l'invariance de la forme d'un signal.

On dira que la forme d'un signal $v(t)$ est la même que celle de $s(t)$ s'il existe une fonction réelle ϕ de la variable réelle (continue, croissante, et à dérivée continue), telles que les fonctions de répartition S de s et V de v sont reliées par: $V^{-1} \circ S=\phi$, donc que v vérifie la relation (1).

Cette définition est une généralisation de la similarité visuelle entre deux signaux. En effet, s et v sont considérés comme ayant la même forme visuelle s'ils sont déduits l'un de l'autre par un changement d'échelle de l'ordonnée, et une transformation linéaire de l'abscisse dans le plan de représentation. s et v vérifient alors:

$$v(t) = k' \cdot s\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (k', a > 0)$$

qui n'est autre que la relation (1) dans le cas particulier :

$$k' = ka \text{ et } \phi(t) = a t + b.$$

La similarité visuelle est donc le cas particulier où ϕ est une fonction affine.

II.2.4. Principe de la méthode (évaluation de la différence de forme):

Lorsqu'elle est utilisée dans un but de classification de signaux sur un critère de forme, la comparaison d'un signal v à un signal s pourra se faire en introduisant une notion de distance d , qui fournit une mesure de la différence entre formes. s et v seront considérés de formes différentes si d est supérieure à un certain seuil d_0 , seuil dépendant du rapport S/B des signaux à comparer.

Dans le cas du suivi de l'évolution d'une forme, la MFR fournit une distance dont la valeur n'est pas significative en elle-même, mais qu'il convient de convertir en

termes de paramètres décrivant la perturbation que l'on cherche à détecter. Cette conversion pourra se faire suivant une échelle préalablement déterminée. Nous aborderons cette question dans la suite.

Remarquons ici que la comparaison de deux signaux pourra être en pratique, soit la confrontation de deux réalisations d'un même signal, ou la comparaison d'un signal à une référence (dans le but de tester la stabilité de conditions expérimentales). Dans le second cas, la référence peut être un modèle mathématique ou un signal réel.

La procédure de calcul de cette distance commencera par une évaluation numérique de $S(t)$ et $V(t)$. On calculera alors pour tout t la quantité $(V^{-1} \circ S)(t)$, la fonction ϕ ainsi obtenue devra vérifier les critères de similarité exposés précédemment. On calculera, en pratique, une distance de la fonction ϕ par rapport aux critères de similarité visuelle.

Le lecteur intéressé pourra trouver dans [RIX 80a] une étude des propriétés de l'ensemble Φ de ces fonctions ϕ , où le cas des fonctions affines (similarité visuelle) est un cas particulier.

II.2.5. Cas particulier de notre contrôle:

La fonction ϕ décrite plus haut est une fonction affine: $\phi(t)=at + b$. Notre application en est un cas particulier, puisque sur une fenêtre d'observation donnée, les réalisations successives du signal ne sont pas décalées les unes par rapport aux autres ($b=0$). De plus la comparaison porte sur deux réalisations ayant le même nombre de coups intégrés ($a=1$). Si l'hypothèse d'invariance est vérifiée, $\phi(t)$ s'écrit alors: $\phi(t)=t$.

Des contraintes pratiques nous amènent à comparer, non pas des réalisations successives entre elles, mais chacune des réalisations à une référence. En effet, dans le cas d'une dégradation lente de la résolution, la différence de forme entre deux réalisations successives pourrait être trop faible, et être noyée dans l'incertitude de mesure de la différence de forme. Se pose alors la question du choix de la référence que nous aborderons au paragraphe II.3.1.

II.2.6. Algorithme:

Intégration: l'évaluation de la fonction de répartition du signal échantillonné $s(t)$ (N échantillons) est effectuée par:

$$S(t_k) = \frac{\sum_{k=1}^N s(t_k)}{\sum_{k=1}^N s(t_k)} \quad \text{et} \quad V(t'_k) = \frac{\sum_{k=1}^N v(t'_k)}{\sum_{k=1}^N v(t'_k)} \quad (3)$$

Calcul de $\phi(t)$:

Deux options sont envisageables pour ce calcul:

- Pas constant en ordonnée:

Comme $S(t_i)$ et $V(t'_i)$ sont compris entre 0 et 1, l'intervalle $[0,1]$ est divisé en P points équidistants ($s(t)$ est alors divisé en P aires égales). On cherche alors les abscisses t_i et t'_i telles que:

$$S(t_i) = V(t'_i) = i \times \frac{1}{P} \quad i = 1, \dots, P.$$

Une interpolation est souvent nécessaire pour déterminer t_i et t'_i . Ces couples de valeurs donnent ainsi la fonction ϕ sous forme échantillonnée: $\phi(t_i) = t'_i$.

- pas constant en abscisse:

A partir de P valeurs équidistantes $t_i = t_1, \dots, t_P$ en abscisse, on détermine les valeurs correspondantes $t'_i = t'_1, \dots, t'_P$ vérifiant:

$$S(t_i) = V(t'_i) \quad i = 1, \dots, P.$$

Pour cette dernière option, les valeurs t_i sont directement données par l'échantillonnage de $s(t)$ ($P=N$).

La fig.II.1 montre un exemple de fonction obtenue pour deux signaux de formes semblables (fig. a) et de formes différentes (fig. b).

Ecart entre s et v :

Dans le cas général, il est nécessaire, pour calculer cet écart, de trouver la droite des moindres carrés s'ajustant à $\phi(t)$: $y=a t + b$. Cette étape est inutile dans notre cas ($a=1$ et $b=0$ sont connus).

Plusieurs possibilités sont proposées en littérature pour évaluer l'écart de forme entre 2 signaux [RIX 86]:

- Ecart quadratique moyen entre les points de $\phi(t)$ et la droite de régression de t'_i par rapport à t_i .
- Ecart quadratique moyen entre les points de $\phi(t)$ à l'extérieur d'une fenêtre $[t_i, t_i+L]$ et la droite des moindres carrés ajustée sur les points de la fenêtre.
- Maximum des écarts obtenus dans le cas précédent, lorsqu'on fait glisser la fenêtre sur un intervalle donné.
- Coefficient de corrélation linéaire entre les points t_i et t'_i .

Le premier écart semble le plus adapté à notre application. La distance que nous utiliserons est alors donnée par:

$$d(s, v) = \left(\frac{1}{P} \sum_1^P (t_i - \phi(t_i))^2 \right)^{1/2}$$

$$\text{et donc } d(s, v) = \left(\frac{1}{P} \sum_1^P (t_i - t'_i)^2 \right)^{1/2}$$

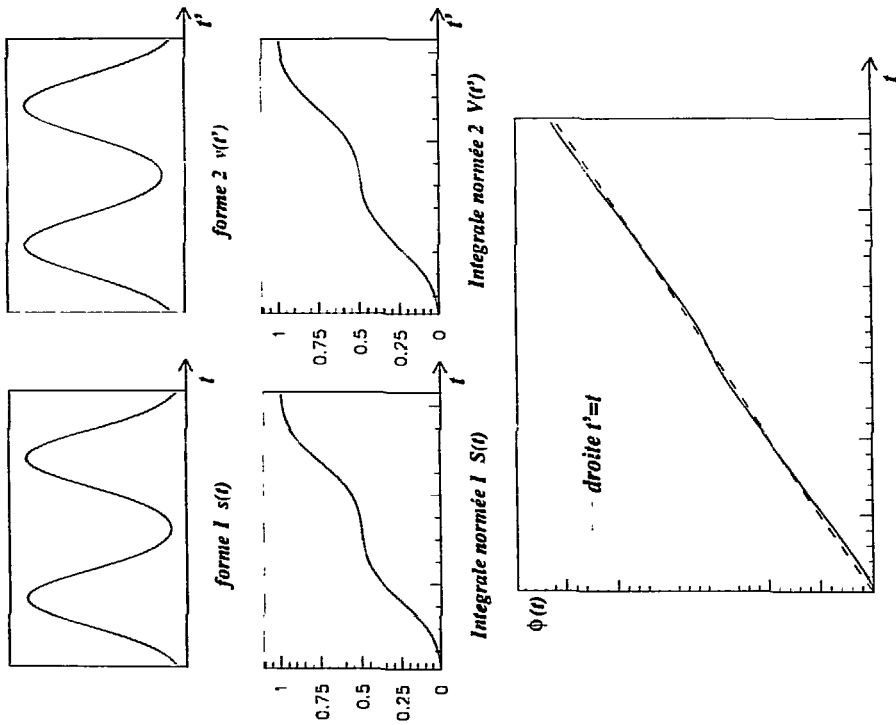


fig II.1.a: METHODES DES FONCTIONS DE REPARTITION
signaux de formes semblables

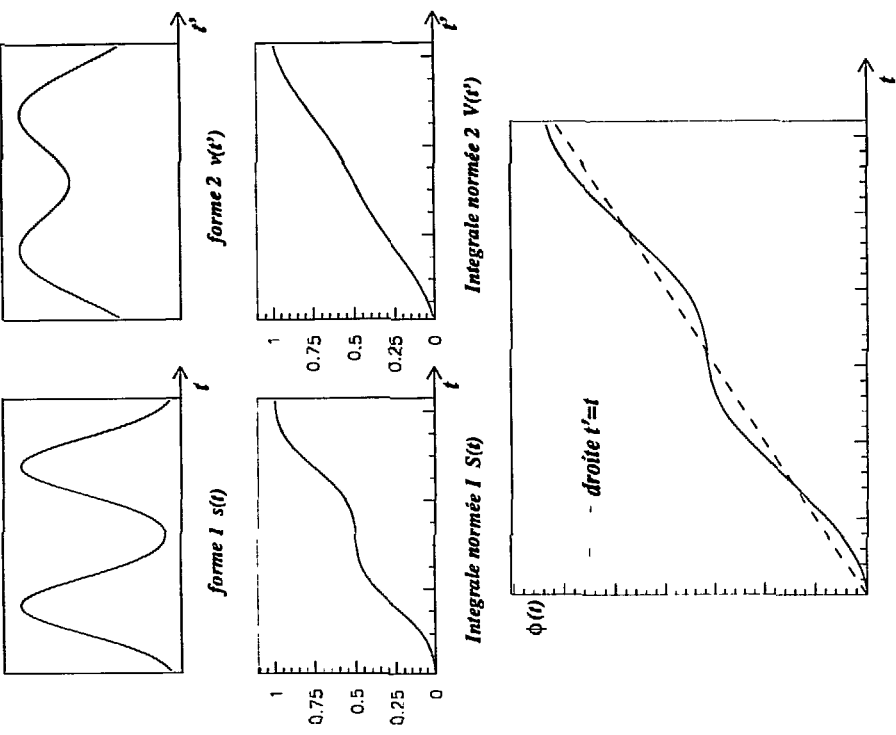


fig II.1.b: METHODES DES FONCTIONS DE REPARTITION
signaux de formes différentes

la distance MFR entre deux signaux est symétrique lorsque ϕ est déterminée avec l'option "pas constant en ordonnée". Elle ne l'est pas dans le cas d'utilisation de l'autre option. Si nécessaire, on pourra utiliser:

$$d_{sym}(s,v) = \frac{d(s,v) + d(v,s)}{2}$$

II.3. Application de la MFR au contrôle de la dégradation de la résolution:

La MFR fournit une distance entre signaux, distance d'autant plus grande que les formes des signaux comparés sont différentes. Elle ne fournit pas une modélisation de la déformation existant entre les signaux comparés, ni une estimation de paramètre liée à une modélisation quelconque du signal.

La valeur numérique de la distance fournie par la MFR n'ayant pas de signification en elle-même, il est utile de pouvoir la convertir en valeurs correspondantes du facteur de qualité Q (défini dans le chapitre I). Cela permet de faire plus facilement le lien avec la plus ou moins bonne séparation des lignes de Z. Nous verrons dans ce qui suit la distance que fournit la MFR en fonction du choix du signal référence.

Pour notre application, nous avons donc à définir une référence par rapport à laquelle vont être comparés les signaux à tester. Pour décider par exemple quelle référence choisir, ou plus tard, dans le chapitre consacré à la confrontation des méthodes, quelle méthode offre les meilleures performances, nous allons évaluer dans chaque cas, à l'aide de simulations, le pouvoir de chacune des méthodes confrontées à détecter une dégradation du facteur de qualité Q.

Nous appellerons dans la suite "signal-test" tout signal que l'on utilisera lors des simulations pour comparer les performances de différentes approches, en évaluant sa différence de forme (distance MFR) par rapport à la référence choisie. On considérera comme signal-test pour ces simulations un signal de même type que ceux obtenus par projection des images (E, ΔE) dans le cas réel (comme décrit en introduction): il correspond à une réalisation de plusieurs variables aléatoires de moyennes correspondants aux positions des pics temporels, et dont on évaluera la distance MFR par rapport à une référence en fonction de son facteur de qualité Q. On considérera pour constituer un signal-test bruité que les pics sont des variables aléatoires indépendantes.

Le bruit au niveau d'un signal-test est d'origine statistique. Ce bruit ne peut pas être considéré comme décorrélé du signal, aussi ne peut-on pas définir un rapport signal à bruit dans le sens classique où celui-ci est défini comme étant le rapport de l'énergie du signal à celle du bruit. Pour deux signaux-tests correspondants à des réalisations de

variables aléatoires de mêmes moyennes et variances, nous considérerons comme ayant un meilleur "rapport S/B", celui constitué d'un plus grand nombre de coups N (nombre de coups correspondants à chaque V.A à l'intérieur de la fenêtre d'observation du signal), ou à même nombre de coups N, celui formé des V.A dont la variance est la plus faible. Ainsi, à un nombre de coups N fixe, le "rapport S/B" se dégrade lorsque Q augmente.

Pour un signal-test de facteur de qualité Q, N détermine la variance de la distribution de la distance MFR résultat de la comparaison de la forme d'une réalisation du signal-test à celle d'une référence. Nous verrons dans la suite que cette variance dépend également de la référence choisie.

Pour évaluer la capacité de deux approches différentes à détecter une dégradation du facteur de qualité d'une valeur Q_1 à une valeur Q_2 , nous effectuerons une statistique sur l'information fournie par chaque approche (il s'agira d'une estimation de Q pour l'analyse de Fourier, ou d'une distance pour la MFR) pour un assez grand nombre de réalisations du signal-test de facteur de qualité Q_1 puis $Q_2 > Q_1$. On obtient, pour chacune des approches, deux distributions correspondant à Q_1 et Q_2 . Moins ces deux distributions se recouvrent et plus l'approche concernée est capable de détecter une telle dégradation de Q (fig II.2.a). Nous évaluerons l'importance du recouvrement entre deux distributions à l'aide de deux informations définies ci-après. Rappelons que tel qu'il a été défini, Q est compris entre 0 et 0,5, et plus Q est faible, moins les lignes de Z se recouvrent.

☛ Indice de résolution entre deux distributions:

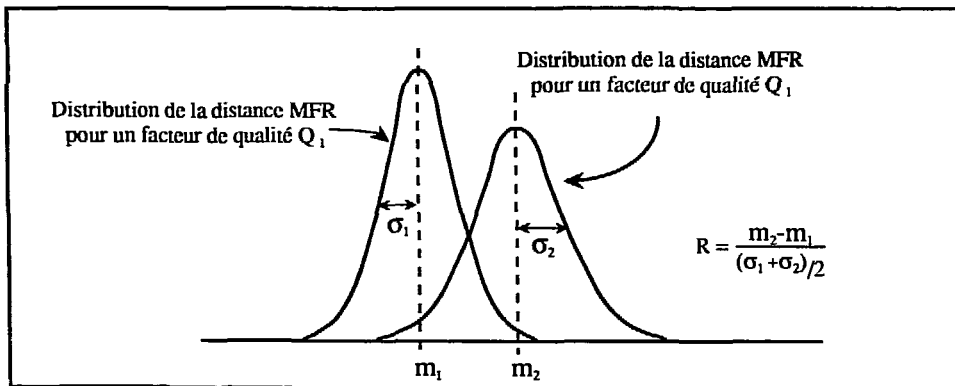


Fig II.2.a: Indice de résolution

Pour chaque méthode (ou chaque référence), deux distributions de la distance correspondants à Q_1 et Q_2 sont obtenues. Nous évaluerons alors pour chacune des méthodes l'indice de résolution qui traduit le degré de recouvrement entre ces distributions.

L'indice de résolution est défini par:

$$R = \frac{\text{différence des moyennes des distributions}}{\text{demi - somme de leur écart - type}}$$

☛ Taux de non détection et taux de fausses alarmes:

Les distributions n'étant pas obligatoirement de forme gaussienne, on pourra également utiliser les taux de non détection et de fausse détection correspondants (figure II.2.b). On pourra, par exemple, évaluer pour chaque méthode le taux de non détection d'une dégradation du facteur de qualité de Q_1 à Q_2 , lorsqu'on fixe le taux de fausses détections à une valeur de 5% .

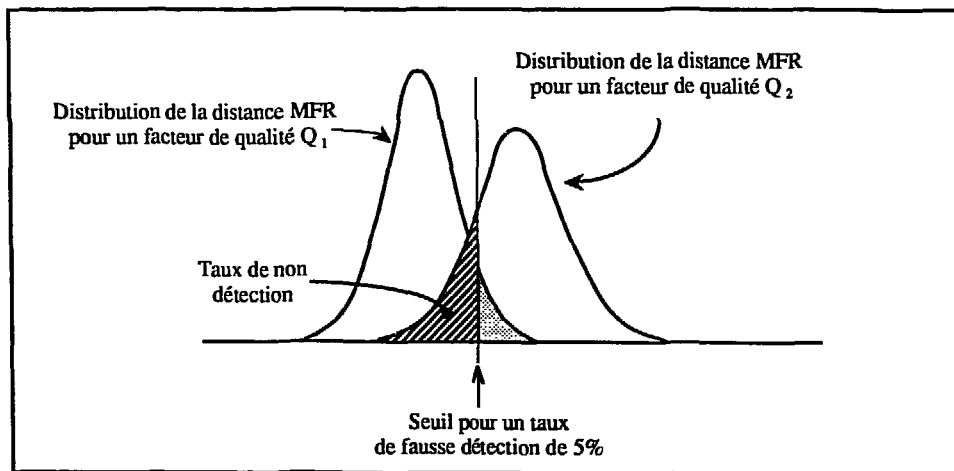


Fig II.2.b: Taux de non détection à un taux de fausse détection fixe

II.3.1. Choix d'une référence:

Comme nous l'avons mentionné précédemment, l'utilisation de la MFR passe par le choix d'une référence à laquelle seront comparés les signaux. Cette étape va conditionner le résultat fourni par la MFR, ainsi que les performances de celle-ci. Nous allons énumérer ici les trois signaux-références que l'on est susceptibles d'utiliser, nous verrons ensuite, dans les simulations présentées au prochain paragraphe, les distances correspondant à chaque cas, et les performances obtenues avec chacune des références en fonction du facteur de qualité du signal à tester.

Une première possibilité de choix consiste à prendre comme référence le signal correspondant aux pics temporels non bruités contenus dans l'intervalle d'observation. La distance MFR est alors minimale, et augmente lorsque une dégradation de la résolution

se produit. La mise en oeuvre pratique d'une telle référence n'est pas immédiate, puisqu'il serait nécessaire pour cela de déterminer préalablement la position et l'écart-type de ces pics, nous désignerons celle-ci par "référence 2" dans la suite.

Une autre possibilité est de comparer les signaux-tests par rapport à des signaux limites. La limite lorsque la résolution est très mauvaise (pics temporels de largeur infinie) est un signal constant (plat), l'autre limite, avec une résolution supposée parfaite, correspondrait à des diracs aux positions des pics temporels du signal-test, nous désignerons celle-ci par "référence 3" et "référence 1" respectivement.

Pour un signal bruité de facteur de qualité Q donné, la valeur de son intégrale normée en un point t de l'intervalle d'observation est une V.A. Chaque valeur en t de $\phi(t)$ obtenue par sa comparaison à une référence est également une V.A. Son allure dépend évidemment de la référence choisie. La variance en un point t de ϕ dépend de N .

II.3.2. Distance MFR suivant la référence choisie:

Nous allons effectuer des simulations ici, en considérant comme signal-test un signal constitué de réalisations d'une suite de variables aléatoires gaussiennes et de moyennes fixes. On considérera le cas d'équidistance entre pics temporels. Nous calculerons alors la distance MFR de ce signal-test par rapport à chacune des références mentionnées précédemment, à l'aide de l'algorithme décrit en II.2.6. Cet algorithme présente deux options de calcul de la distance MFR : à pas constant en abscisse ou en ordonnée. Le choix de l'une ou l'autre de ces options dépend des signaux à comparer. Si le signal référence 1 est adopté, l'option d'un pas constant en abscisse est plus adapté. Pour une référence plate (3) les deux options peuvent être indifféremment utilisées, elles sont d'ailleurs dans ce cas équivalentes.

La distance MFR sera calculée pour un facteur de qualité Q des signaux-tests et un nombre N de tirages de chaque variable aléatoire qui constitue ces signaux. Commençons d'abord par voir l'allure de la distance MFR pour chacune des références en fonction de Q en absence de bruit ($N \rightarrow +\infty$).

Les trois graphes de la figure II.3 donnent la distance MFR par rapport à chacune des références en fonction du facteur Q du signal-test non bruité.

La distance MFR diminue lorsque la forme du signal-test s'approche de celle de la référence. Cette distance n'est pas linéaire en fonction du facteur de qualité, et ce, quelque soit la référence utilisée.

Il est intéressant d'évaluer, lorsque le signal est bruité, la variance de la distance MFR en fonction de Q pour une valeur donnée de N . La figure II.4 donne, pour chacune des références, la variance de la distribution de cette distance. Celle-ci augmente naturellement lorsque Q augmente à $N=100$ fixe.

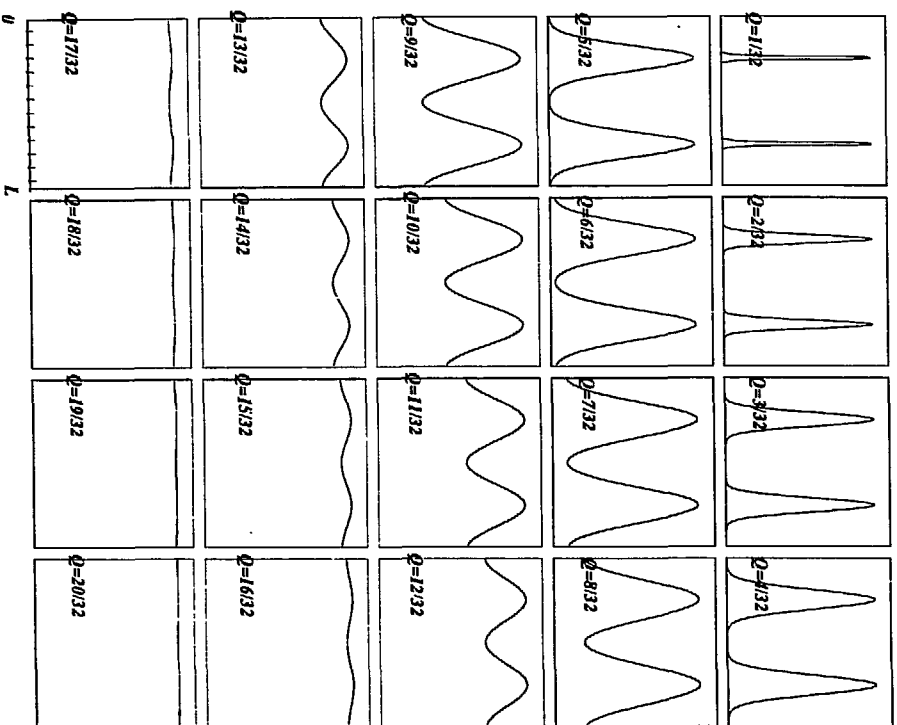


fig II.3.a: allure des signaux utilisés pour la fig xx.b
(dist MFR est calculé entre une référence et un de ces signaux-test)

L: longueur de l'intervalle d'observation
Q est le facteur de qualité

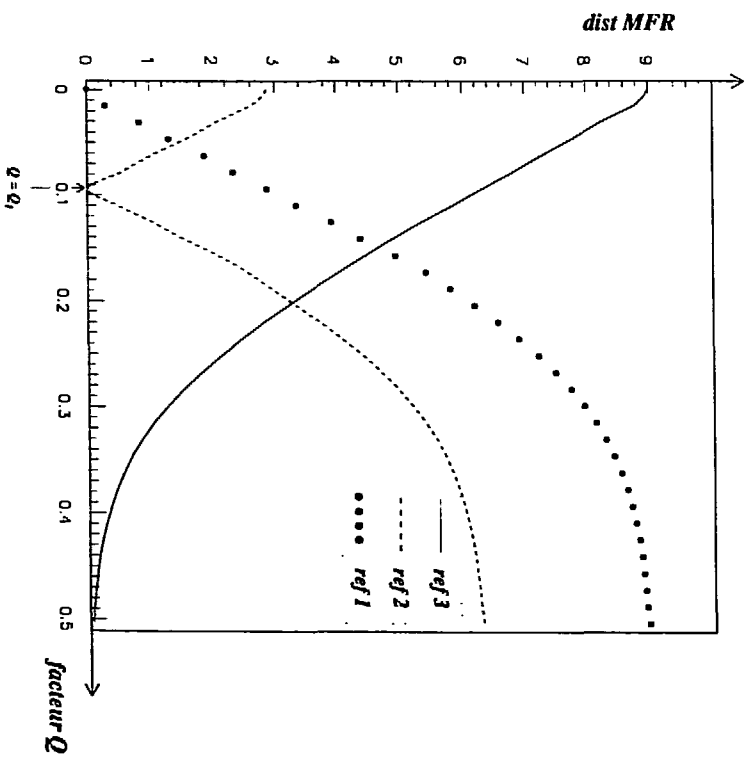


fig II.3.b: distance MFR pour les 3 types de références

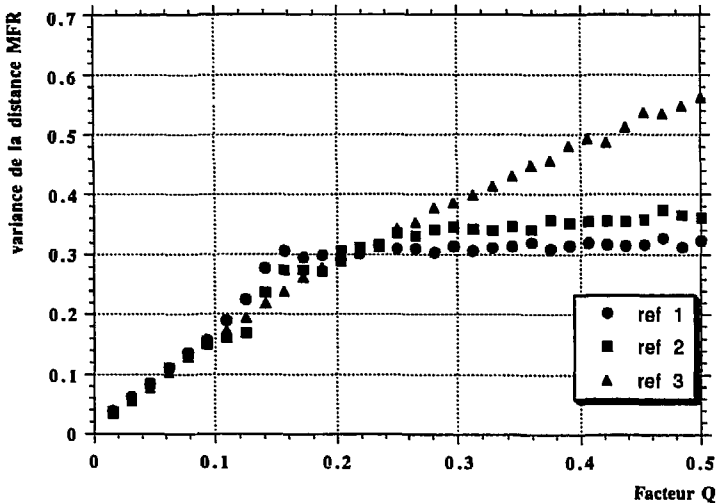


Fig II.4: Variance des distributions de distance pour les 3 références en fonction du facteur de qualité (N=100).

La variance de la distance MFR est quasiment linéaire en fonction de Q lorsque la référence considérée est du type 3 (référence plate). Cette variance est plus faible à partir de $Q=0.2$ pour les références 1 et 2. La distance MFR entre un signal plat bruité et une référence plate est très sensible au bruit, alors qu'elle l'est moins lorsque la comparaison de forme est faite par rapport à une référence du type 1. Ce dernier cas de choix de référence a tendance à limiter cet effet des fluctuations du signal plat autour de sa valeur moyenne, et qui conduit à une variance importante de la distance. Le même effet est constaté mais de façon moins remarquable (car le niveau de bruit est plus faible dans ce cas) pour un signal test de facteur Q faible, où il est plus avantageux d'adopter une référence plate. Cet effet sera confirmé lors de la comparaison des performances ci-après.

Pour pouvoir déterminer quelle référence donne les meilleures performances, la dispersion de la distribution de distance n'est pas suffisante. Nous allons évaluer, pour les trois références, l'indice de résolution obtenu pour une même dégradation du facteur de qualité pour une valeur du facteur de qualité faible, intermédiaire, et grande, ainsi que le taux de non détection à un taux de fausse détection de 5%. Nous résumons les résultats obtenus dans les deux tableaux suivants:

Facteur Q → Référence ↓	$Q_1=.1 / Q_2=.15$	$Q_1=.2 / Q_2=.25$	$Q_1=.3 / Q_2=.35$	$Q_1=.4 / Q_2=.45$
1	7.0	3.9	1.6	0.5
2	6.3	2.7	0.6	0.2
3	7.6	3.4	0.6	0.03

Indice de résolution pour les trois références pour différentes zones de variation de Q (N=100 fixe)

L'indice de résolution (ainsi que le taux de non détection dans le tableau suivant), est calculé entre les deux distributions de distances obtenues en comparant à la référence, un signal-test dont $Q=Q_1$ puis $Q=Q_2$. Une statistique de 2000 signaux-tests tirés aléatoirement a été considérée pour chaque cas.

Lorsqu'on évalue les capacités de la méthode à détecter une dégradation du facteur de qualité de Q_1 à Q_2 avec une référence du type 2, cette référence est considérée de même facteur de qualité que le premier signal (Q_1).

Facteur Q → Référence ↓	$Q_1=.1 / Q_2=.15$	$Q_1=.2 / Q_2=.25$	$Q_1=.3 / Q_2=.35$	$Q_1=.4 / Q_2=.45$
1	0 %	1.1 %	54.3 %	89.7 %
2	0 %	19.5 %	87.0 %	X
3	0%	4.4 %	91.6 %	X

x: distribution pratiquement confondues

Taux de non détection pour un taux de fausses alarmes de 5% (N=100 fixe)

On peut voir sur la figure II.5 (a,b et c) des exemples des distributions obtenues. Celles-ci correspondent au cas $Q_1=0.2$ et $Q_2=0.25$, d'où ont été tirés les résultats de la deuxième colonne de chaque tableau.

Dans un cas pratique, le signal à analyser est bruité, et a un facteur de qualité Q. Sa distance de forme par rapport à la référence suit une distribution donnée. Lorsqu'une dégradation de la résolution intervient, moyenne et variance de la distribution de la distance fournie par la MFR changent. Les tableaux ci-dessus montrent qu' il est

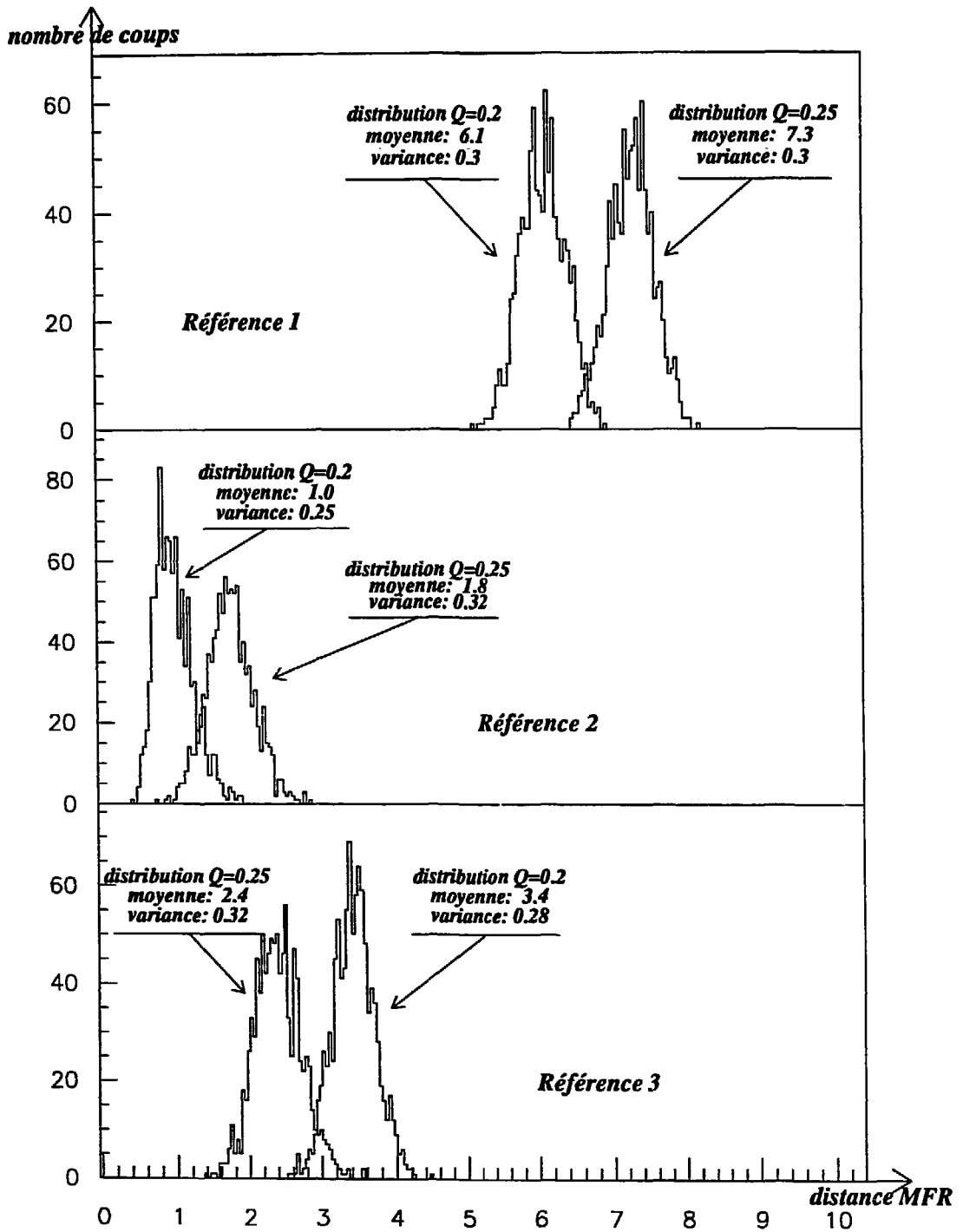


Fig II.5: exemple de distributions obtenues ($Q_1=0.2$ $Q_2=0.25$ $N=100$)

préférable de calculer cette distance par rapport à la référence 3 pour un facteur de qualité faible. Par contre la référence 1 permet une meilleure détection d'une dégradation du facteur de qualité lorsque celui-ci est compris entre 0.3 et 0.5. Il n'y a cependant aucun avantage à prendre comme référence un signal correspondant à la forme non bruitée du signal-test dont la construction est plus contraignante.

Il est clair qu'il est préférable, lorsqu'on le peut, d'utiliser la référence 3 dont la construction est très simple. et ne nécessite aucune connaissance sur les pics du signal à analyser, la référence 1 nécessitant la détermination de leur position .

II.3.3. Biais de la distance MFR:

Une remarque importante est à noter dans l'exemple des distributions présentées sur la figure II.5, où on montre la distribution de la distance MFR obtenue en comparant un signal-test à une référence qui à la même forme que le signal, à la seule différence qu'elle n'est pas bruitée ($N \rightarrow +\infty$). En effet, la distance entre la référence et le signal-test n'est en moyenne pas nulle.

Lorsque la référence est la version non bruitée du signal-test (type 2), une différence de niveau de bruit entre signal-test et référence conduit à un biais au niveau de la distance MFR. Il est attribué par Thierry [THI 89], dans le cas d'un bruit additif décorrélé du signal, à des problèmes de bords, l'énergie du signal dans leur cas étant plus faible aux bords de la fenêtre d'observation qu'en son centre (le bruit étant stationnaire). Les bords de cette fenêtre (où la variance de $\phi(t)$ est plus grande qu'ailleurs) n'y sont alors pas utilisés pour évaluer la distance MFR.

Des effets de bords apparaissent dans notre cas pour une référence du type 2, et lorsque Q est suffisamment faible. Ceux-ci sont dus à la quantification du signal-test de par même sa construction (le signal test est à valeurs dans \mathbb{N}^+ alors que la référence est à valeurs dans \mathbb{R}^+). Nous avons alors opté pour une troncature de la référence lors de nos tests afin de réduire cette erreur de mesure.

Même en l'absence des problèmes de bords, un biais dans la mesure de la distance MFR persiste. Il est dû d'une part au bruit de quantification puisqu'un signal-test non bruité mais simplement quantifié donne une distance MFR non nulle par rapport à une référence à valeur dans \mathbb{R} . D'autre part, le bruit statistique intervient au niveau de la distance MFR aussi bien par un biais, que par une dispersion de la distribution de la distance MFR, plus ce bruit est important (N petit), plus le biais et la variance de la distribution sont importants.

Nous avons vu précédemment que la variance de la distribution de la distance MFR dépend de la référence utilisée. Il en est de même pour le biais comme le montrent les figures II.6.a et II.6.b. La simulation est effectuée pour chaque valeur de Q et N sur

2000 tirages aléatoires de signaux-tests. La moyenne de la distribution de la distance MFR obtenue dans chaque cas est reportée sur la figure correspondante.

Pour le cas de la référence 3, le biais devient important à partir de $Q > 0.2$. Ce biais n'est pas nul même pour des valeurs relativement élevées de N . Des exemples de signaux-tests pour $Q=0.2$ et $Q=0.4$ et différentes valeurs de N permettent de mieux comprendre ce phénomène (fig II.7). Les fluctuations de la forme du signal dans la cas $Q=0.4$ sont en effet assez importantes même pour N assez grand. La comparaison à une référence du type 1 est moins sensible à ces fluctuations, la mesure qu'elle fournit est alors peu biaisée, même lorsque le rapport S/B est faible.

En pratique, le contrôle consisterait à analyser la forme du signal de la fenêtre d'observation à intervalles de temps réguliers. Plus précisément, le contrôle est effectué lorsqu'un nombre de coups intégrés total, fixé à l'avance, est atteint à l'intérieur de la fenêtre d'observation. Ce qui a une conséquence importante sur la mesure de différence de forme par la MFR. En effet, cela implique que les amplitudes respectives des deux pics temporels sont des variables aléatoires pour un nombre de coups total fixe. Il en résulte alors un biais supplémentaire dans la distance calculée. Une variation d'amplitude des pics temporels contribue significativement dans la différence de forme fournie par la MFR, étant donné que la référence est fixe. Ce point est un inconvénient important de la méthode. Il se manifeste de façon d'autant plus importante que Q est faible.

Dans un contexte où les contraintes de temps le permettraient, une solution pour atténuer cet effet est d'estimer la distribution de probabilité des amplitudes des pics. On pourra en déduire alors non plus une référence du type 1 mais un ensemble de références de ce type. La distance MFR retenue est la plus petite des distances obtenues en comparant le signal-test à chacune de ces références. Si on suppose, par exemple, que pour un nombre total de coups intégrés de 200, l'amplitude des deux pics suit une loi normale centrée en 100 et de variance σ , on comparera alors le signal aux $6\sigma+1$ références de type 1 d'amplitudes de pics: $(100-3\sigma, 100+3\sigma)$, $(100-3\sigma+1, 100+3\sigma-1)$, $(100-3\sigma+2, 100+3\sigma-2)$, $(100+3\sigma, 100-3\sigma)$. La procédure devient très lourde lorsque σ est grand. Le nombre de référence pourra être réduit (en augmentant le pas de variation de l'amplitude entre deux références successives) si une faible erreur sur la détermination de Q est tolérée. Cette procédure permet d'éviter qu'une variation de l'amplitude des pics soit interprétée comme une différence de forme.

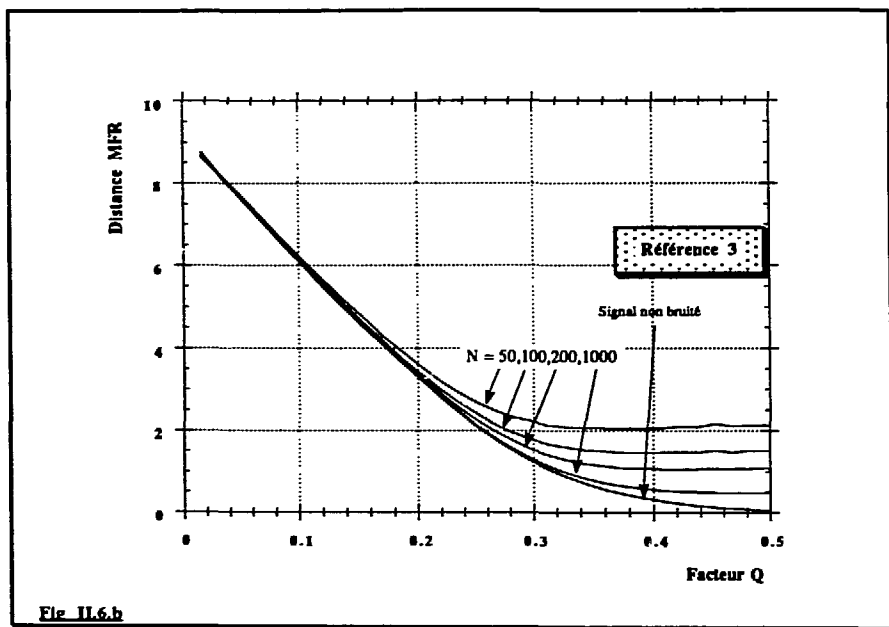
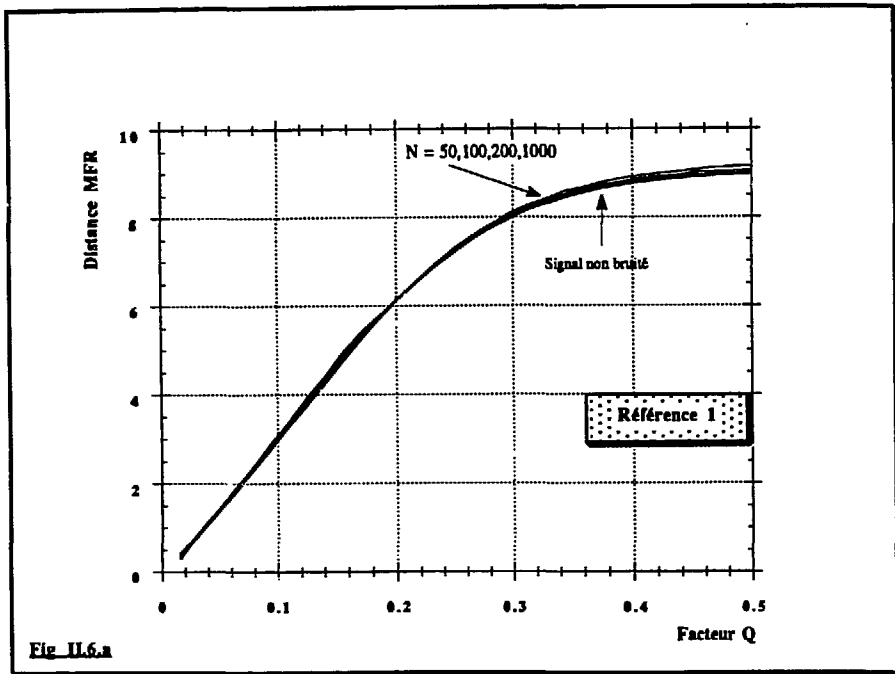


Fig II.6: Biais de mesure de la distance MFR dans le cas de références de type 1 et 3.

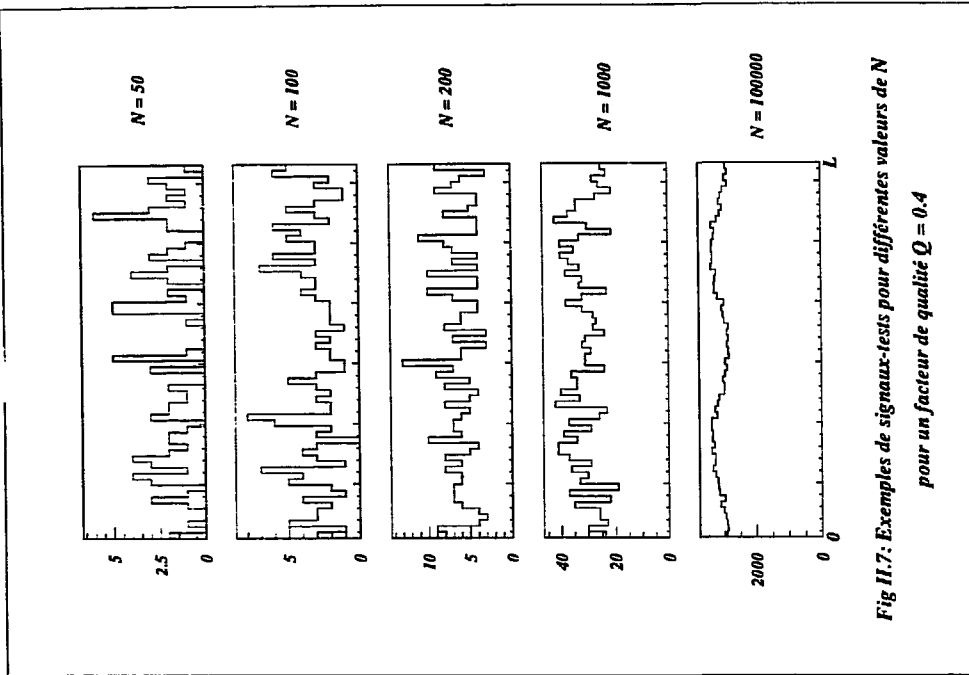


Fig II.7: Exemples de signaux-tests pour différentes valeurs de N pour un facteur de qualité $Q = 0.4$

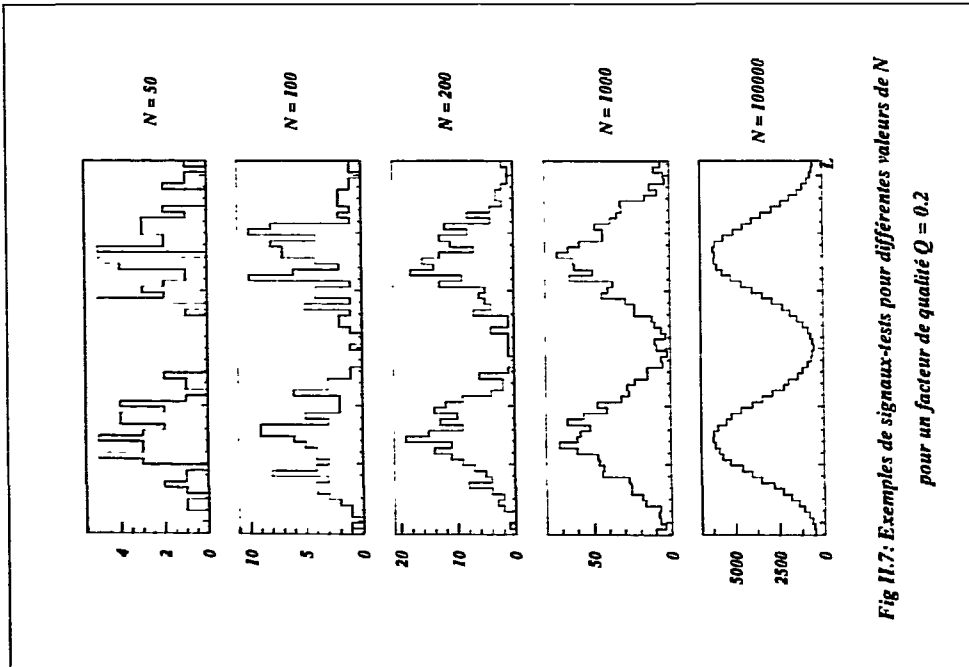


Fig II.7: Exemples de signaux-tests pour différentes valeurs de N pour un facteur de qualité $Q = 0.2$

La distance MFR entre deux signaux n'est donc pas uniquement une distance entre les formes de ceux-ci mais inclut également un biais de mesure consécutif aussi bien à un bruit de quantification qu'aux fluctuations aléatoires de la forme du signal. Ce biais est beaucoup moins important lorsque la référence est du type 1.

Une référence du type 1 a donc un double avantage:

- elle possède de meilleures performances pour des valeurs de Q élevées.
- le bruit statistique ne biaise pas l'information qu'elle fournit.

Le biais provenant d'une variation aléatoire de l'amplitude des pics n'étant pas propre à un type de référence.

II.3.4. Échelle de conversion:

Déterminer l'échelle de conversion consiste à traduire pour un signal-test donné la distance MFR en termes de degré de recouvrement des pics temporels du signal analysé c.a.d en fonction du facteur de qualité Q du signal-test. Ceci correspond à déterminer la réciproque de la fonction distance $MFR = f(Q)$ donnée dans le cas idéal par la figure II.3. Il est clair qu'en toute rigueur cette échelle de conversion nécessite une connaissance précise de la position et de la forme (gaussienne ou autre) de chaque pic. En pratique, le besoin en contrôle n'exige pas une évaluation très précise de Q. On peut alors continuer à considérer que la forme des pics est gaussienne, la faible erreur de quelques pour-cent que cela implique au niveau de Q peut être négligée. La figure II.8 (a et b) donne sur deux exemples réalistes une idée sur l'erreur commise lorsque la position des pics est mal déterminée, ou que les pics ne sont pas de même largeur (à lire dans le sens: ayant calculé la distance MFR entre un signal-test et la référence, quel est le facteur de qualité de ce signal-test ?). De plus, Il est important de déterminer la position des pics susceptibles d'intervenir dans la forme du signal à l'intérieur de la fenêtre d'observation. En effet, les pics qui entourent la fenêtre contribuent dans la forme du signal observé lorsque Q est suffisamment grand (fig II.8.c).

La mise en oeuvre de la MFR, et notamment la détermination de l'échelle de conversion nécessitent donc, en une phase de préanalyse, de segmenter préalablement le signal, c'est-à-dire de déterminer la position des pics temporels susceptibles de contribuer dans la forme du signal d'analyse. En particulier ici, les deux pics de la fenêtres d'observation, et les deux pics immédiatement à côté. Lorsque la différence d'amplitude entre les pics de la fenêtre d'observation est grande il est alors important d'en tenir compte pour la construction de la référence. Une échelle par module de détection est alors nécessaire. Dans un cas général où l'amplitude des pics est fortement variable pour un même nombre de coups total à l'intérieur de la fenêtre d'observation, la mise en oeuvre de la MFR est assez difficile et lourde. Ceci dit, lorsque la zone d'analyse choisie au niveau

— amplitude des pics extérieurs = A
 ··· amplitude des pics extérieurs = A/2
 - - - amplitude des pics extérieurs = 0.
 A: amplitude des pics de la fenêtre d'observation

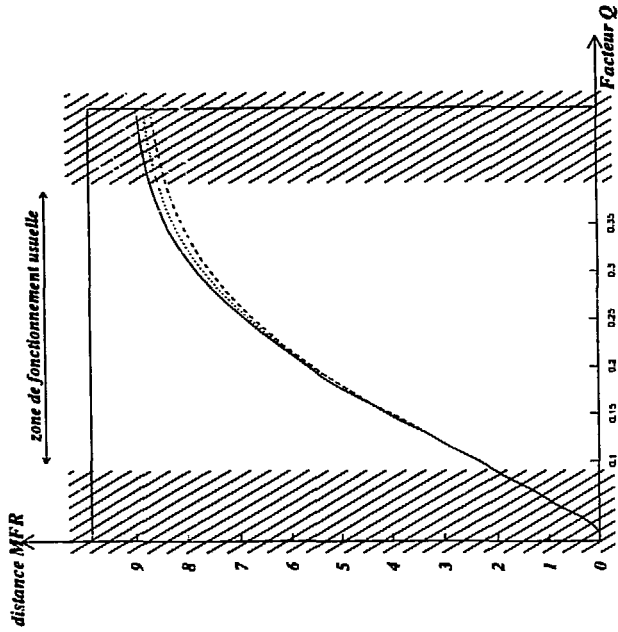


Fig 11.8.c: Erreur de conversion
 influence des pics extérieurs à la fenêtre d'observation

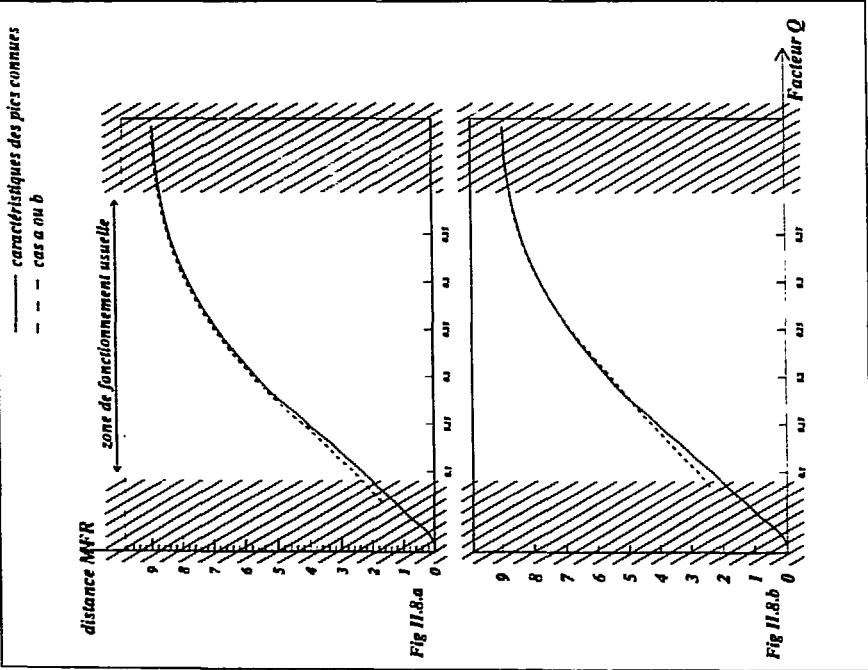
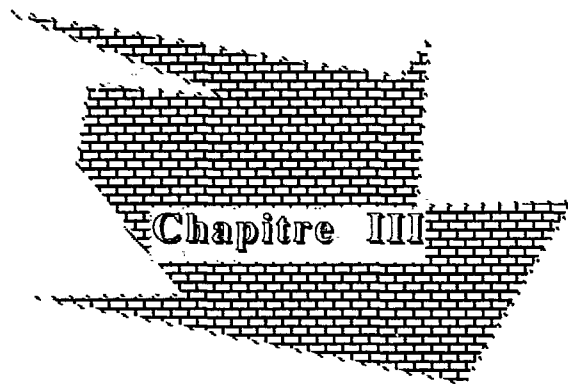


Fig 11.8: Erreur de conversion
 a: erreur de T1/6 sur la position (le moyenne) d'un pic
 b: largeur des pics différente (différence de T1/10)

de la matrice $(E, \Delta E)$ est constituée de pics d'amplitudes comparables et peu variables, une incertitude sur la position des pics temporels, ou une différence de largeurs de ces pics conduit à une faible erreur sur la valeur de Q . Une évaluation grossière de l'importance des amplitudes des pics extérieurs par rapport aux pics principaux reste cependant nécessaire pour une évaluation correcte à Q élevé (fig II.8.c), c'est le cas lorsque la nature de la matrice $(E, \Delta E)$ ne permet pas le choix d'une zone où l'amplitude des pics est uniforme.

La méthode des fonctions de répartition présente plusieurs inconvénients, et moins de souplesse d'utilisation que le contrôle par analyse spectrale, elle exige la construction d'une référence tenant compte des caractéristiques de la zone d'analyse, ainsi que la détermination d'une échelle de conversion dépendant de ces mêmes caractéristiques. Nous comparerons les différents avantages et inconvénients de chaque méthode dans le chapitre IV. Nous allons brièvement décrire la mesure de forme par corrélation avant de passer à la comparaison des trois méthodes.



LA MESURE DE FORME PAR CORRÉLATION

CHAPITRE III

La mesure de forme par corrélation

III.1. Introduction :

Une autre méthode permettant de mesurer le degré de ressemblance entre les formes de deux signaux est l'utilisation de l'intercorrélation normalisée entre ces signaux. Le coefficient de corrélation ainsi obtenu peut servir, dans le cas général, à mesurer la différence de forme entre deux signaux, indépendamment d'un changement d'échelle en abscisse ou en ordonnée. Une adaptation à notre cas en fera une mesure de différence de forme entre un signal référence et un signal réel dont on veut suivre l'évolution du facteur de qualité Q défini au paragraphe I.2.5 du chapitre I.

Le coefficient d'intercorrélation a été largement utilisé en classification, pour répertorier un ensemble de signaux en plusieurs classes contenant chacune des signaux de forme identique. Un exemple d'application de la MFC sur des signaux biomédicaux pourra être consulté dans [AGN 81] et [BER 89].

D'autres méthodes temporelles de comparaison de forme sont présentées par Throne [THR 91], et consistent à diviser l'intervalle d'observation en plusieurs sous-intervalles disjoints, et à comparer les amplitudes ou les pentes des signaux confrontés à l'intérieur de ces intervalles. Dans le cas d'un rapport S/B élevé, ces méthodes présentent des performances comparables à celles de la MFC, elles sont cependant, de par leur principe, peu robustes en cas de niveau de bruit important.

III.2. Le coefficient d'intercorrélation:

On pourra trouver dans [TDS 92a] une brève description du principe d'utilisation de l'intercorrélation entre signaux comme mesure de la différence entre leur forme. Nous allons rappeler ici brièvement cette méthode. Nous verrons ensuite son application pour le cas de nos signaux.

Cas continu:

Considérons deux signaux $s(t)$ et $v(t')$, dont la forme peut être identique à un changement d'échelle près. La comparaison de la forme des deux signaux indépendamment d'un changement d'échelle est effectuée en calculant la valeur maximale du coefficient d'intercorrélation dans le plan (β, τ) entre les signaux $s(t)$ et $v(\beta(t'-\tau))$. τ est le retard de v par rapport à s , et β le facteur d'échelle représentant le rapport des largeurs entre s et v .

Si on note $u_{\beta, \tau}(t) = v(\beta(t-\tau))$, L'expression du coefficient d'intercorrélation largement utilisée en traitement du signal est donnée par:

$$\rho(s, v) = \frac{\int [s(t) - E(s(t))] [u_{\beta, \tau}(t) - E(u_{\beta, \tau}(t))] dt}{\left[\int [s(t) - E(s(t))]^2 dt \int [u_{\beta, \tau}(t) - E(u_{\beta, \tau}(t))]^2 dt \right]^{1/2}}$$

Les bornes d'intégration sont celles du domaine de définition des expressions sous le signe intégrale.

$E(s(t))$ représente l'espérance mathématique de $s(t)$. Elle est retranchée de $s(t)$ pour éliminer une éventuelle ligne de base dans le signal. L'absence de toute perturbation de la sorte dans notre cas permet d'utiliser:

$$\rho(s, v) = \frac{\int_0^L [s(t)] [u_{\beta, \tau}(t)] dt}{\left[\int_0^L [s(t)]^2 dt \int_0^L [u_{\beta, \tau}(t)]^2 dt \right]^{1/2}}$$

Les signaux sont considérés nuls hors de la fenêtre d'observation $[0, L]$.

La mesure de la distance de forme entre s et v se fera dans le cas général en calculant la valeur maximale du coefficient ci-dessus par rapport à β et τ . La normalisation au dénominateur de cette expression permet de s'affranchir d'une différence d'amplitude entre les deux signaux, et permet également une normalisation de cette corrélation: $\rho(s, v) = 1$ pour $s(t) = v(t)$; $t \in [0, L]$.

La distance entre les formes des signaux s et v est alors donnée par:

$$d(s, v) = 1 - \max_{\beta, \tau} (\rho(s, v))$$

Dans le cas de notre application, nous désirons comparer des signaux de même amplitude, et d'échelle en abscisse identique. On est alors dans le cas particulier $\beta=1$ et $\tau=0$.

Cas discret:

Les signaux $s(t)$ et $v(t)$ sont sous forme échantillonnée. La fonction d'intercorrélation discrète entre s et v est donnée par:

$$\Gamma_{sv}(i) = \sum_{j=0}^{L-1} s(j) v(j-i)$$

où L est la longueur de la fenêtre d'observation, et i le décalage entre s et v .

Le coefficient d'intercorrélation normé correspondant est :

$$\rho_{s,v}(i) = \frac{\sum_{j=0}^{L-1} s(j) v(j-i)}{(\Gamma_{ss}(0) \Gamma_{vv}(0))^{1/2}}$$

$\Gamma_{ss}(0)$ et $\Gamma_{vv}(0)$ représentent la valeur à l'origine de la fonction d'autocorrélation de s et v respectivement, équivalente à l'énergie de $s(t)$ et de $v(t)$ à l'intérieur de la fenêtre $[0, L]$.

$$\Gamma_{ss}(0) = \sum_{j=0}^{L-1} s^2(j) \quad \text{et} \quad \Gamma_{vv}(0) = \sum_{j=0}^{L-1} v^2(j) .$$

On considère comme mesure de la ressemblance de forme entre $s(t)$ et $v(t)$ la valeur maximale que prend $\rho_{s,v}(i)$ pour tous les décalages temporels i .

$$\rho_{s,v} = \sup_i \rho_{s,v}(i)$$

Dans le cas de notre application, nous savons a priori que $s(t)$ et $v(t)$ ne sont pas décalés l'un par rapport à l'autre, et donc:

$$\sup_i \rho_{s,v}(i) = \rho_{s,v}(0)$$

le coefficient d'intercorrélation (C.I) que nous utiliserons par la suite est alors donné par:

$$\rho(s, v) = \frac{\Gamma_{sv}(0)}{(\Gamma_{ss}(0) \Gamma_{vv}(0))^{1/2}} = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} s(i) v(i)}{(\sum_{i=0}^{L-1} s^2(i) \quad \sum_{i=0}^{L-1} v^2(i))^{1/2}}$$

La distance MFC entre s et v est définie par : $d(s, v) = 1 - \rho(s, v)$.

III.3. Choix d'une référence:

Le problème du choix d'une référence se pose de la même façon pour la MFC que pour la MFR. En effet, on calculera le C.I entre le signal à tester et un signal référence non bruité car cela minimise la variance de la distance MFC obtenue. Cela permet, comme nous l'avons mentionné dans le chapitre II consacré à la MFR, de détecter une dégradation lente de la qualité de séparation entre lignes de Z, et qui ne serait pas suffisamment visible sur deux réalisations consécutives dans le temps du signal à analyser. Comme pour la MFR, les trois types de références seront considérées ici.

Revenons à l'expression du coefficient d'intercorrélation défini précédemment lorsque $s(t)$ est l'une des trois références par rapport à laquelle est évaluée la distance MFC. On notera ci-après, L la longueur de la fenêtre d'observation (L échantillons du signal), et N le nombre de coups intégrés à l'intérieur de cette fenêtre (intégrale du signal).

- Dans le cas d'une référence du type 1 :

$s(i)$ est non nulle pour $i=m_1$ et $i=m_2$, le C.I s'écrit alors :

$$\rho(s, v) = \text{cste} \cdot \frac{v(m_1) + v(m_2)}{\Gamma_{vv}^{1/2}(0)} ; \quad \text{cste} = \frac{1}{\Gamma_{ss}^{1/2}(0)} = \frac{\sqrt{2}}{N}$$

m_1 et m_2 sont les positions des pics temporels, et $N = \sum_0^{L-1} v(i)$.

$v(m_1)$, $v(m_2)$ et $\Gamma_{vv}^{1/2}(0)$ sont des variables aléatoires.

- Avec une référence du type 2:

$$s(i) = \exp\left(-\frac{(i-m_1)^2}{2\sigma^2}\right) + \exp\left(-\frac{(i-m_2)^2}{2\sigma^2}\right)$$

$$\rho(s, v) = \frac{1}{\Gamma_{ss}^{1/2}(0)} \cdot \sum_0^{L-1} s(i) \frac{v(i)}{\Gamma_{vv}^{1/2}(0)}$$

chaque $v(i)$ est une variable aléatoire dont la variance dépend de i .

- Avec une référence du type 3:

$$s(i) = \text{cste} = N/L$$

$$\rho(s, v) = \frac{s(i)}{\Gamma_{ss}^{1/2}(0)} \sum_0^{L-1} \frac{v(i)}{\Gamma_{vv}^{1/2}(0)} = \frac{1}{\sqrt{L}} \sum_0^{L-1} \frac{v(i)}{\Gamma_{vv}^{1/2}(0)}$$

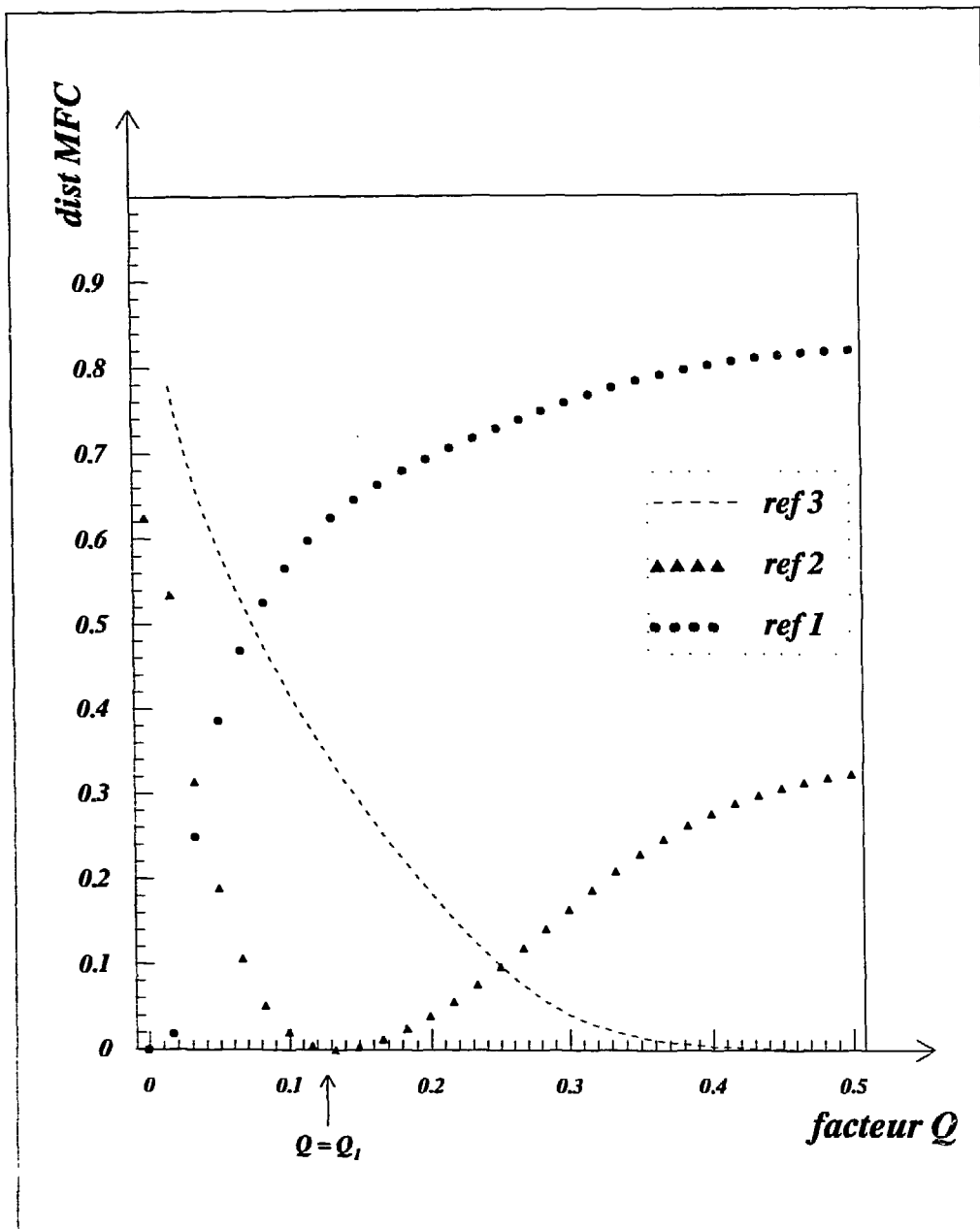


fig III.1: distance MFC pour les trois types de références

Dans les trois cas, la V.A $p(s,v)$ est une fonction de plusieurs V.A de densités de probabilité différentes, la détermination de sa densité de probabilité n'est pas immédiate. Une approche par simulations, similaire à celle utilisée pour la MFR, va nous permettre de comparer les différentes références. Pour cela, nous évaluerons l'indice de résolution entre deux distributions de distances fournies par la MFC (l'indice de résolution a été défini en II.3) : la première distribution est obtenue en calculant la distance entre un signal constitué de réalisations de deux variables aléatoires de moyennes m_1 et m_2 constituant un signal de facteur de qualité Q_1 , et une référence, et la deuxième étant celle obtenue avec la même référence, lorsqu'on simule une dégradation de la résolution (le facteur de qualité vaut alors $Q_2 > Q_1$). Cette procédure est réalisée pour chacune des trois références.

Dans le cas non bruité, la distance MFR obtenue pour chacune des références est donnée par la figure III.1.

La simulation est effectuée, pour le cas bruité, sur 2000 tirages aléatoires de signaux-tests, avec $N=100$ coups/pic. Les mêmes signaux, ainsi obtenus, sont utilisés pour évaluer les distances par rapport aux trois références.

Les deux tableaux qui vont suivre donnent les indices de résolution, et les taux de non détection à un taux de fausse alarme fixe de 5%, correspondants aux trois références pour plusieurs valeurs de (Q_1, Q_2) .

Une référence plate est de loin la micux adaptée à un suivi de dégradation de la résolution par la méthode de la MFC. Elle présente de meilleures performances sur pratiquement toute la zone de fonctionnement usuelle ($Q \in [0.1, 0.4]$). Une référence du type 2 pouvant être plus attrayante vers $Q=0.4$, ce qui constitue la limite de fonctionnement usuel (les lignes de Z sont très mal séparées à une telle valeur de Q). Les performances que présente cette référence ne justifient pas son utilisation, vu la simplicité, dans le cas pratique, de construction d'une référence du type 3.

Facteur Q → Référence ↓	$Q_1=1 / Q_2=1.15$	$Q_1=2 / Q_2=2.25$	$Q_1=3 / Q_2=3.35$	$Q_1=4 / Q_2=4.45$
1	1.2	0.5	0.4	0.1
2	3.1	1.7	0.7	0.1
3	6.1	2.7	0.6	0.05

Indice de résolution obtenu pour les trois références

Facteur Q → Référence ↓	Q ₁ =.1 / Q ₂ =.15	Q ₁ =.2 / Q ₂ =.25	Q ₁ =.3 / Q ₂ =.35	Q ₁ =.4 / Q ₂ =.45
1	72.2	84.	91.4	non significatif
2	6.	44.3	80.5	92.8
3	0.	17.1	83.	non significatif

Taux de non détection en % à un taux de fausse détection de 5%

On comprend mieux ces différences importantes de performances selon la référence en analysant sur la figure III.2 suivante la variance de la distance MFC correspondant aux valeurs Q₁ du facteur de qualité, et en tenant compte de la valeur de $|dist_MFC(Q_1) - dist_MFC(Q_2)|$ permettant de discriminer Q₁ de Q₂ pour la valeur de N considéré (Fig III.3).

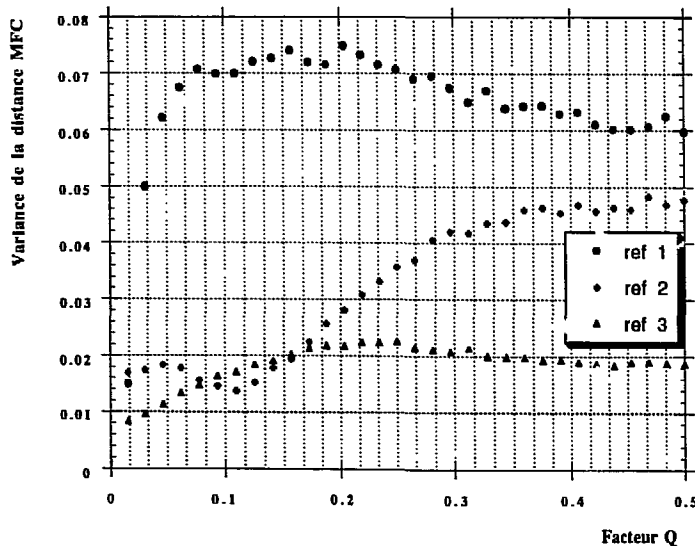


FIG III.2: Variance de la distance MFC pour les trois types de références

III.4. Biais et échelle de conversion:

Le problème de biais introduit par le bruit de quantification et le bruit statistique se pose de la même façon pour la MFC que pour la MFR (fig III.3).

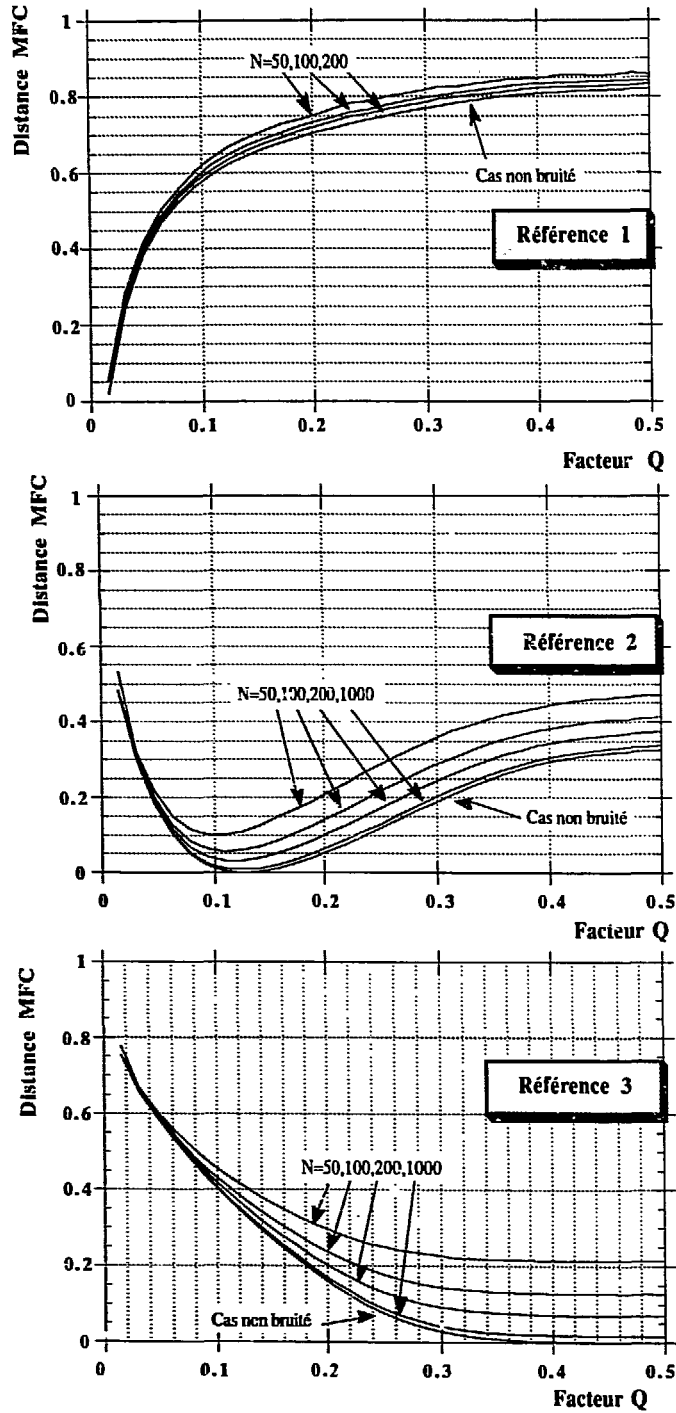


Fig III.3: Biais de la distance MFC en fonction de Q et N .

La difficulté à définir une échelle de conversion distance MFC \rightarrow Q se pose également dans les mêmes termes que pour la MFC, où une connaissance des caractéristiques des pics temporels serait nécessaire dans une phase de préanalyse pour déterminer une échelle de conversion précise, une échelle grossière pouvant être déterminée avec moins de contraintes. Nous ne détaillerons pas ce problème ici, puisque nous verrons dans le chapitre IV que les piètres performances de la MFC, nous amèneront à écarter cette méthode. On peut noter sur la figure précédente que le biais lorsque le signal est bruité est beaucoup plus important pour la MFC que pour la MFR, et qu'à $N=100$ (valeur raisonnable dans notre cas) la distance qu'elle fournit ne permet pratiquement plus de discrimination de signaux de facteur de qualité supérieur à 0.3.

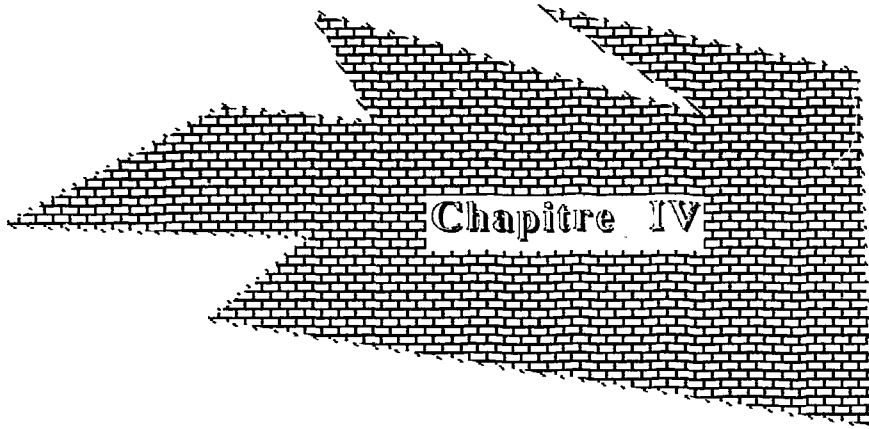
III.5. Performances du coefficient d'intercorrélation en littérature:

Des études sur les performances du C.I ont été menées dans le cas d'applications en classification de signaux ou en détection de déformation, et sont présentées dans [AGN 81] et [BER 75]. Elles montrent la capacité de la MFC à détecter des changements de formes, ainsi que les résultats de classification corrects auxquels elle aboutit lorsqu'elle est couplée à des algorithmes de classification. Ces applications concernent des signaux à rapport S/B relativement élevé (quelques dizaines de dB).

Rix [RIX 89] et Thierry [THI 89] présentent une étude comparative entre la MFC et la MFR, et montrent, aussi bien sur des simulations que sur des signaux réels, que les performances de la MFR sont supérieures à celles de la MFC, dans le cas d'un signal superposé à un bruit blanc gaussien additif. La supériorité de la MFR reste vraie pour une large gamme de rapport S/B. Elles montrent une plus grande robustesse au bruit de la MFR lorsque le niveau de celui-ci est élevé, et ce pour plusieurs types de bruit décorrelés du signal (gaussien, uniforme, ...). La comparaison de la MFC aux autres méthodes exposées précédemment, et que nous présenterons dans le chapitre suivant, va dans le sens de ces résultats. Notons que l'utilisation du C.I est classique en analyse de signal, les performances de cette approche ont été utilisées dans plusieurs travaux en littérature (mentionnées précédemment) comme point de repère par rapport auquel sont comparées d'autres méthodes.

Ce paragraphe nous a permis d'entamer la comparaison des méthodes proposées. Nous allons présenter, dans le chapitre IV suivant, une étude comparative des trois méthodes à partir de simulations. Nous considérerons alors les différents aspects rencontrés dans le cas réel. De cette étude sera dégagé un choix de la méthode

qui offre les meilleures performances pour nos types de signaux. Sa mise en oeuvre expérimentale sera alors présentée dans le dernier chapitre de la partie I.



CONFRONTATION DES DIFFÉRENTES MÉTHODES

CHAPITRE IV

Confrontation des différentes méthodes

IV.1. Introduction:

L'objectif des trois approches d'analyse présentées précédemment étant le suivi de la qualité de séparation des lignes de Z au niveau de l'image (E, ΔE), chacune des méthodes fournit une grandeur descriptive différente de cette qualité de séparation.

L'évaluation de l'évolution d'un signal en estimant un paramètre d'un modèle de ce signal (σ donc Q), ou par une mesure d'information relative à sa forme sont des approches différentes. Le comportement, en présence de bruit, de chacune des approches n'a pas de raison à priori d'être équivalente (en particulier le biais et la variance de la mesure que fournit chacune d'elle).

Plusieurs études montrent sur des simulations les performances intéressantes que présente la MFR, toutes considèrent le cas d'un signal contaminé par un bruit blanc gaussien additif. Thierry [THI 89] montre, dans une application sur des signaux biomédicaux, une meilleure capacité de la MFR à détecter une différence de forme que la mesure par corrélation, elle y compare des signaux bruités entre eux (sans utilisation de référence). Morgera [MOR 86] montre que la MFR est plus performante pour l'évaluation de distance entre cibles-radar que certaines autres méthodes classiques de ce domaine d'application, et ce pour une large gamme de rapport S/B.

Nous allons comparer ici les performances des trois approches, dans le but d'en dégager une méthode que nous utiliserons sur les signaux réels. La comparaison de nos

résultats à ceux mentionnés précédemment est délicate, la notion de rapport S/B n'étant pas claire dans notre cas (bruit non stationnaire corrélé au signal).

Le critère principal que nous considérerons pour comparer nos trois méthodes sera la capacité de chaque approche à rendre compte d'un changement de la qualité de la résolution. Il faudra cependant tenir compte de la facilité de mise en oeuvre pratique de chacune des approches, et des avantages et inconvénients dans chaque cas. Il est clair que la méthode retenue devra répondre à la contrainte d'un temps d'exécution raisonnable.

IV.2. Performances des méthodes:

Nous avons présenté précédemment, pour les deux méthodes basées sur la comparaison de la forme du signal-test à celle d'une référence, les performances auxquelles pouvait prétendre chaque méthode suivant la référence utilisée pour cette mesure de ressemblance. Une référence du type 1 était préférable pour la MFR, alors que la MFC donnait de meilleurs résultats lorsqu'une référence du type 3 était adoptée. Nous reprendrons pour cette comparaison les meilleures performances de chacune des méthodes (c'est-à-dire avec la référence la plus adaptée). Ces deux méthodes nécessitent cependant de déterminer la relation:

Distance fournie par la méthode \rightarrow facteur de qualité Q.

Le contrôle par analyse spectrale est une approche différente, elle fournit directement une évaluation du paramètre du signal susceptible de varier dans le temps (largeur "moyenne" des pics, donc Q).

Les deux tableaux suivants reprennent les performances obtenues précédemment par simulations, pour les méthodes de comparaison de forme, et incluent celles obtenues par l'analyse spectrale, pour le même ensemble de signaux, et à $N=100$.

Facteur Q \rightarrow Méthode \downarrow	$Q_1=.1 / Q_2=.15$	$Q_1=.2 / Q_2=.25$	$Q_1=.3 / Q_2=.35$	$Q_1=.4 / Q_2=.45$
TF	7.8	3.8	1.5	0.3
MFR	7.0	3.8	1.6	0.5
MFC	6.1	2.7	0.6	0.05

Indice de résolution obtenu pour les trois méthodes

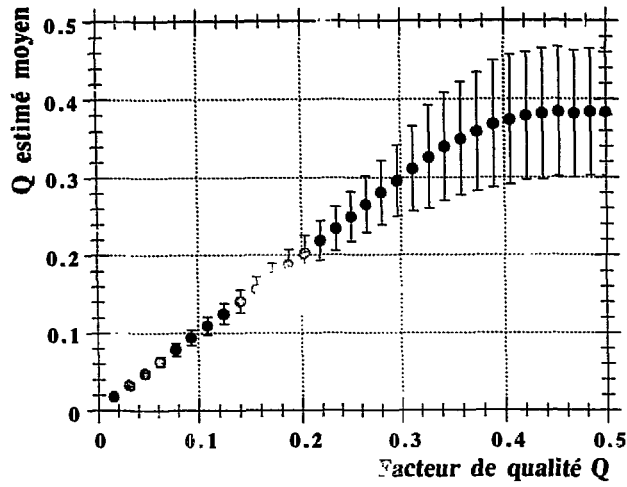


Fig IV.1.a: Facteur de qualité estimé par analyse spectrale (N= 100)

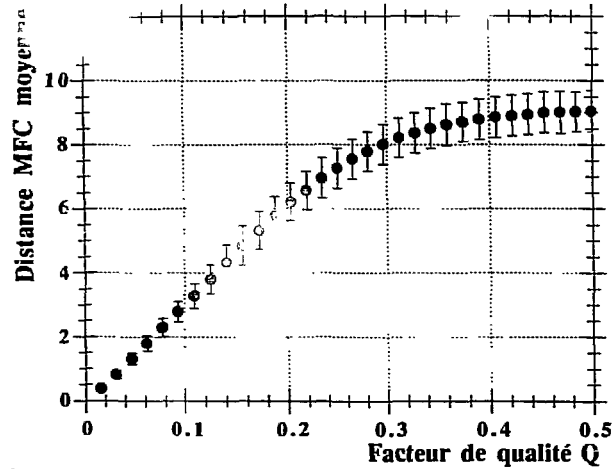


Fig IV.1.b: Distance MFR en fonction du facteur de qualité (Référence 1 N=100)

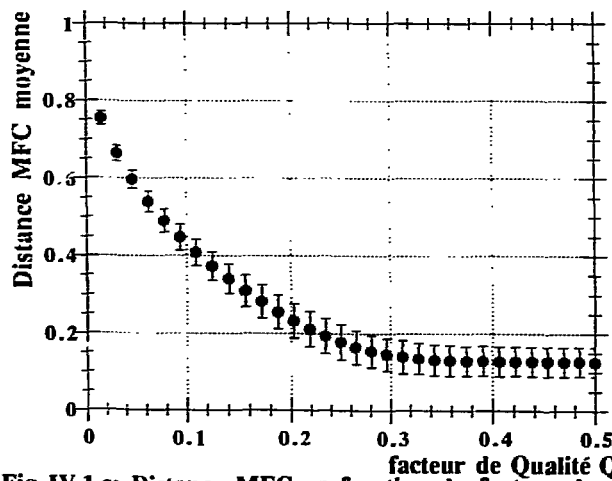


Fig IV.1.c: Distance MFC en fonction du facteur de qualité (Référence 3 N=100)

Facteur Q → Méthode ↓	$Q_1=.1 / Q_2=.15$	$Q_1=.2 / Q_2=.25$	$Q_1=.3 / Q_2=.35$	$Q_1=.4 / Q_2=.45$
TF	0.	1.5	54	93.7
MFR	0.	1.1	54.3	89.7
MFC	0.	17.1	83.	non significatif

Taux de non détection en % à un taux de fausse détection de 5%

Nous avons représenté sur la figure IV.1 la valeur moyenne de la distribution des distances en fonction de Q, dans le cas de la MFR et la MFC, et celle de la valeur moyenne de la distribution du facteur de qualité Q estimé, en ce qui concerne l'analyse spectrale (pour ce dernier cas, la valeur de Q en abscisse représente celle utilisée pour la construction des signaux-tests que l'on compare à une référence, alors qu'en ordonnée est représentée la valeur estimée par analyse spectrale). Les barres d'erreurs représentent sur toutes les figures le double de l'écart-type de la distribution obtenue pour la valeur de N considérée.

Les performances de la MFC sont moins bonnes que celles des deux autres méthodes. La MFC utilise directement les valeurs des échantillons des signaux à comparer, elle est alors plus sensible aux fluctuations statistiques de celles-ci. Nous comparerons surtout les deux autres méthodes dans la suite. La plus grande robustesse des ces dernières au bruit tient à leur principe même, l'une utilisant une intégration du signal, et l'autre un espace de représentation différent de l'espace d'origine.

Nous avons comparé ici les méthodes dans le cas de signaux de simulation où le seul paramètre est la largeur des pics temporels. Le comportement de ces méthodes lorsqu'on tient compte de différents aspects du cas réel, ainsi que leurs contraintes pratiques sont déterminants quant à leurs performances, comme nous le verrons dans le paragraphe suivant.

IV.3. Comportement dans le cas réel (Avantages et inconvénients):

IV.3.1. MFR:

La MFR conduit à des performances comparables à celles de l'estimation par analyse spectrale lorsqu'on connaît précisément la forme du signal à analyser, et que le seul paramètre non contrôlé est l'évolution, par rapport à un état initial, de la largeur des pics temporels.

La MFR étant basée sur le choix d'une référence par rapport à laquelle est évaluée une différence de forme, le choix d'une référence du type 1 devra tenir compte d'un certain nombre de caractéristiques du signal à analyser. Une différence d'amplitude entre les pics du signal contribuerait, si la référence n'en tient pas compte, dans la valeur de la distance MFR. Une référence du type 1 devra donc avoir des amplitudes de pics conformes à celle du signal. En tout cas, même pour une référence du type 3, suivant que le signal à analyser est constitué de pics de même amplitude ou pas, la distance MFR entre ce signal et la référence n'est pas la même. Ceci rend la mise en oeuvre de la MFR trop contraignante. Pour une évaluation correcte de l'échelle de conversion [distance MFR → facteur de qualité], il faudrait en effet déterminer différentes caractéristiques du signal à analyser dans une phase de préanalyse (position, rapport d'amplitudes et largeurs des pics initialement). On peut alors évaluer la correspondance distance MFR → facteur de qualité.

De par le principe de la MFR, la construction d'une référence du type 1 sans tenir compte du rapport d'amplitude entre les pics temporels change sensiblement l'allure de la distance MFR comme fonction de Q , voir ne permet plus d'établir une échelle de conversion correcte. Ceci nous amène, dans cette comparaison de performances, à tenir compte d'un problème supplémentaire constituant un inconvénient pour la MFR. En effet, en pratique, chaque réalisation du signal à la base de notre analyse est constituée de N coups intégrés à l'intérieur de la fenêtre d'observation. Le rapport d'amplitudes des pics à l'intérieur de cette fenêtre est alors une variable aléatoire (si A_1 et A_2 sont les amplitudes moyennes des pics, avec $A_1 + A_2 = N$, une réalisation du signal donnera comme amplitudes $A_1 + \Delta A$ et $A_2 - \Delta A$, où ΔA est une variable aléatoire centrée de variance (loi de distribution) inconnue). La MFR est évidemment sensible à une telle variation de l'amplitude des pics, elle se traduit aussi bien par un changement de l'allure de $\text{dist_MFR} = f(Q)$ que par une augmentation de la variance de cette distance. Son indice de résolution s'en retrouve détérioré, la MFR n'est alors plus compétitive par rapport à l'analyse spectrale. La figure IV.2 illustre cet effet dû à une fluctuation aléatoire de l'amplitude des pics, dans le cas $N=100$. On y a simulé des fluctuations d'amplitude

uniformes sur $[-N/20, N/20]$ et $[-N/5, N/5]$. Ceci implique que même lorsqu'on peut déterminer avec précision les différentes caractéristiques des pics temporels, une composante aléatoire intervient dans la mesure donnée par la MFR, et en plus d'introduire un biais dans cette mesure, elle augmente également sa variance.

En définitif, La MFR présente plusieurs inconvénients dans le cas de notre application. Le biais introduit par le bruit statistique dans le cas d'une référence du type 3, les différentes contraintes pour une détermination correcte de l'échelle de conversion compliquent sa mise en oeuvre pratique. Mais surtout, sa sensibilité à une fluctuation de l'amplitude des pics temporels, comme c'est le cas pour nos signaux, conduit à une dégradation de ses performances.

IV.3.2. L'analyse spectrale:

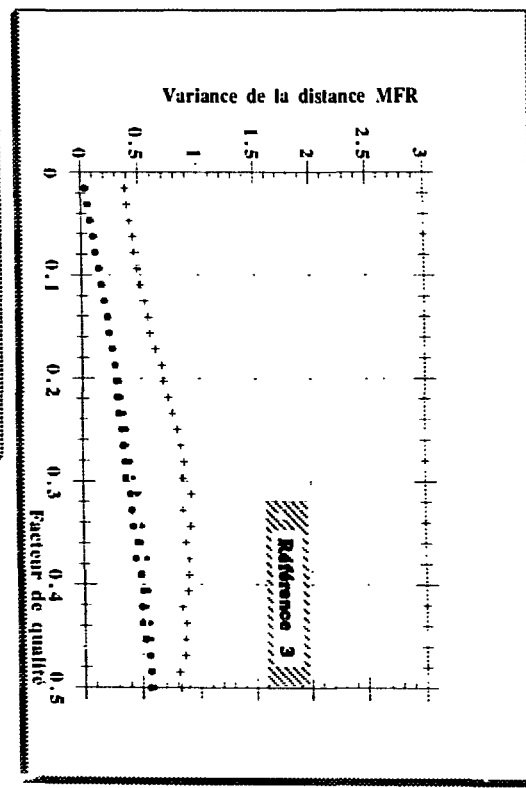
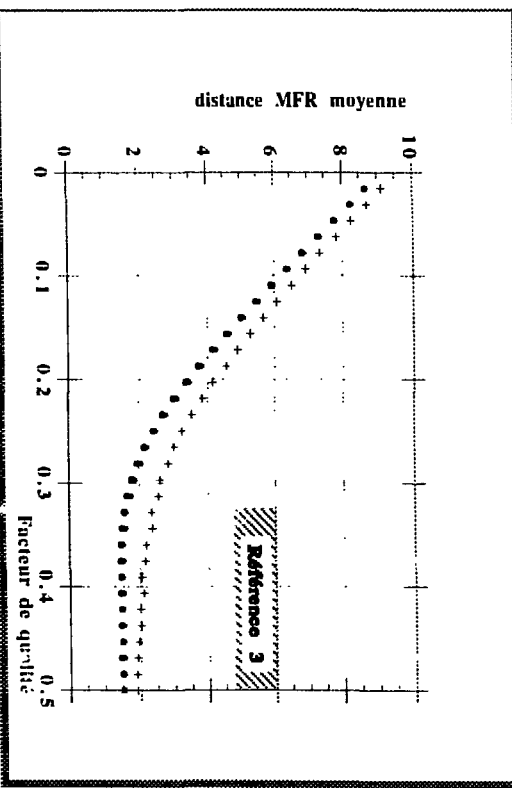
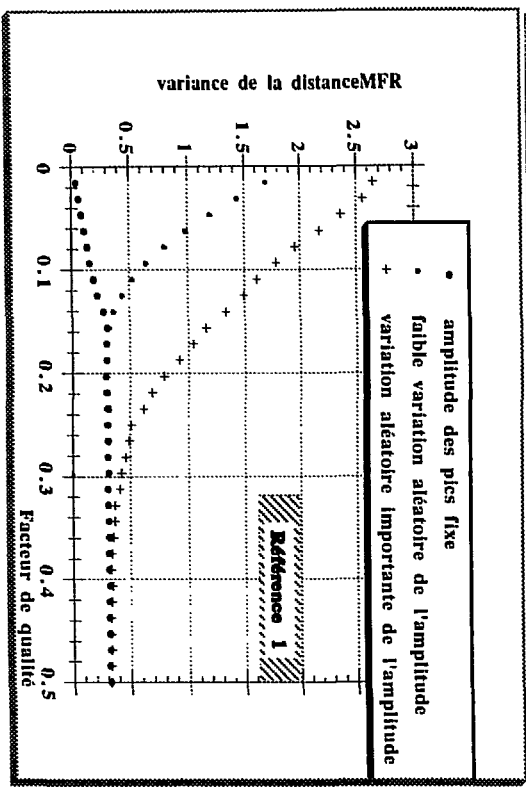
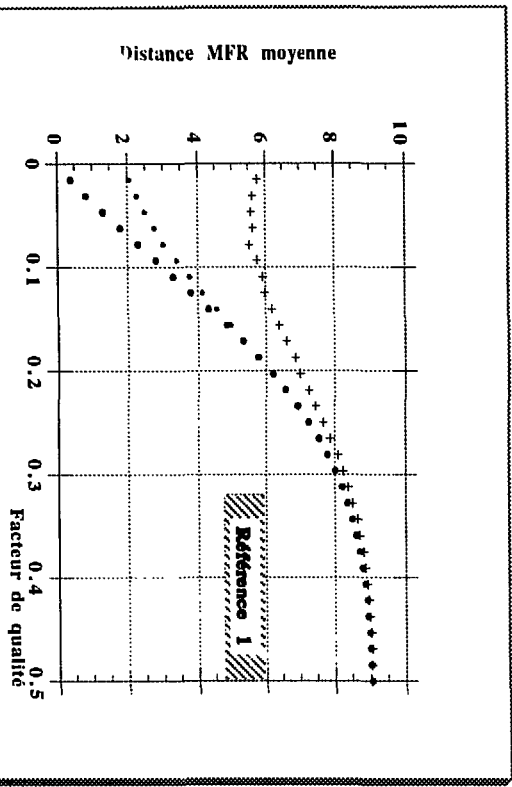
L'estimation par analyse spectrale permet d'éviter la plupart des inconvénients de la méthode précédente. En effet, une variation d'amplitude aléatoire des pics temporels n'est pas pénalisant quant à l'information fournie par cette méthode, pas plus qu'une différence de largeur entre ces pics. L'analyse spectrale fournit une moyenne pondérée des largeurs des pics, le facteur de pondération étant l'amplitude de chaque pic (voir le chapitre correspondant). Sur le même ensemble de signaux correspondants à la figure IV.2, l'analyse spectrale ne présente pas de biais tant que le niveau de bruit n'est pas trop élevé, ni d'augmentation de variance suite à la fluctuation aléatoire de l'amplitude des pics.

De plus cette approche fournit directement l'information qui nous intéresse, et n'a pas besoin de conversion préalable.

Cependant, il est nécessaire pour cette approche de passer par une segmentation préalable du signal (au début du contrôle dans une phase de préanalyse), pour déterminer la position des pics temporels, permettant ainsi d'en déduire des paramètres de mise en forme du signal par transformation de l'échelle temporelle. Cette transformation est nécessaire pour réaliser les conditions imposées par l'utilisation de la TFD.

IV.4. Conclusion:

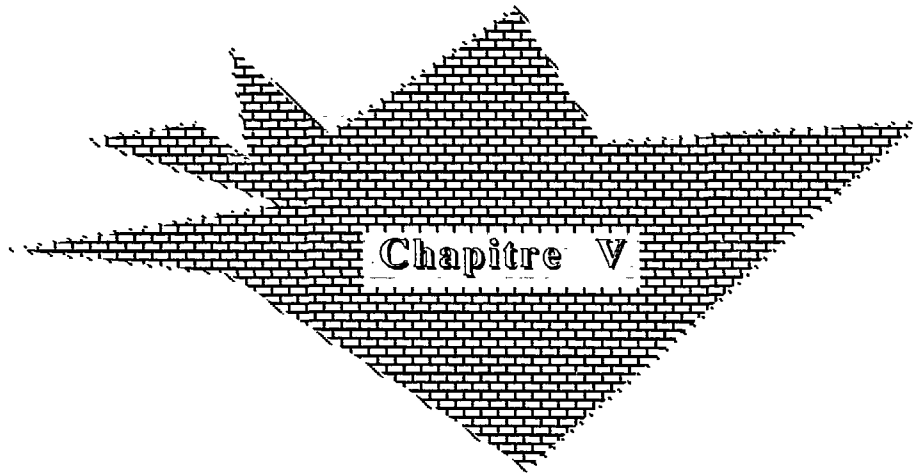
Nous avons montré que les performances de la mesure de forme par corrélation n'étaient pas compétitives par rapport à celles des deux autres méthodes. La méthode des fonctions de répartition, est assez contraignante dans sa mise en oeuvre pratique, et est en tout cas moins performante que l'estimation par analyse spectrale, dès lors que l'on tient



- amplitude des pics fixe
- faible variation aléatoire de l'amplitude
- + variation aléatoire importante de l'amplitude

Fig IV.2: Influence d'une variation d'amplitude aléatoire sur l'évaluation de la distance MFR

compte de la fluctuation aléatoire dans l'amplitude des pics temporels du signal analysé. L'analyse spectrale est la plus adaptée pour notre contrôle. Nous allons voir dans le chapitre suivant, et qui termine la première partie de ce travail, l'application de cette méthode sur des données réelles acquises lors d'expériences de physique.



**MISE EN OEUVRE DE L'ESTIMATION
PAR ANALYSE SPECTRALE**

•

CHAPITRE V

Mise en oeuvre de l'estimation par analyse spectrale.

V.1. Introduction :

Un certain nombre de points que nous avons vus au chapitre I concernant l'analyse spectrale doivent être considérés lors de la mise en oeuvre de cette méthode. En effet l'estimation du facteur de qualité d'un signal dans le cas réel peut être faussée si les hypothèses sous-jacentes à l'utilisation de la Transformation de Fourier Discrète ne sont pas vérifiées. Nous allons rappeler ici cette contrainte. Nous verrons ensuite comment une transformation préalable du signal, ne modifiant pratiquement pas le facteur de qualité que l'on désire estimer, permettra de la satisfaire. Nous passerons alors à l'application sur des données réelles. Ceci dit, l'étape de choix de la zone d'analyse est déterminante quant aux résultats que donne la méthode par la suite. Nous commencerons par aborder ce point.

V.2. Critères de choix de la zone d'analyse:

Les matrices $(E, \Delta E)$ sont utilisées pour extraire par projection les signaux utilisés pour le suivi de la qualité de séparation des lignes de Z . En général, plusieurs possibilités de choix de zones d'analyses s'offrent à l'utilisateur. Il faudra alors tenir compte des quelques remarques suivantes pour faire ce choix.

Choix de la Largeur de la zone d'analyse et du nombre de pics dans cette zone:

L'acquisition de plusieurs valeurs d'une variable aléatoire diminue la variance sur l'estimation de sa valeur moyenne. Cette réduction de bruit par accumulations successives peut s'expliquer simplement comme suit :

On cherche à estimer la moyenne m_s d'une variable aléatoire S gaussienne de variance v_s , une réalisation de celle-ci peut s'écrire:

$$s = m_s + b; \quad \text{où } b \text{ est un bruit gaussien centré de variance } v_s.$$

Si on considère la variable aléatoire S_c somme de c réalisations de S , on peut écrire:

$$s_c = \sum_{i=1}^c (m_s + b_i)$$

$$\overline{s_c} = c m_s$$

$$\overline{s_c^2} = \left[\sum_{i=1}^c (m_s + b_i) \right] \left[\sum_{j=1}^c (m_s + b_j) \right]$$

Deux réalisations différentes du bruit étant non corrélées on obtient:

$$\overline{s_c^2} = c^2 m_s^2 + c v_s$$

S_c est donc de moyenne $c m_s$ et de variance $c v_s$.

$\frac{1}{c} S_c$ est donc de moyenne m_s et de variance v_s/c . L'estimation de m_s par c accumulations de réalisations de S réduit la variance du bruit d'un facteur c .

Dans notre cas, on pourrait penser que plus on a de pics temporels (c grand) à l'intérieur de la fenêtre d'observation, et plus on réduit la variance de l'estimation de la valeur moyenne de σ donc du facteur de qualité Q . La variance est réduite d'un facteur c si, d'une part le nombre de coups par pic reste constant quand on inclut c pics au lieu de deux dans la fenêtre, et d'autre part si cette nouvelle zone ne conduit pas à des pics plus larges après projection.

Sur des images réelles, les spectres en énergie des différentes particules étant différents, les amplitudes des pics obtenus par projection ne sont pas les mêmes. On peut souvent trouver une zone dont la projection correspondante contient 2 pics d'amplitudes comparables, les pics du voisinage étant d'amplitude plus faible. Inclure les 2 pics entourant cette zone en augmentant la largeur de celle-ci (suivant ΔE), ne se ferait qu'au détriment d'une réduction significative de la longueur (suivant E) de cette zone d'analyse, donc de l'amplitude des 2 pics centraux.

Les lignes de Z étant des lignes courbes, les pics obtenus par projection sont d'autant plus étroits (de largeur σ petite) que la longueur de cette zone (suivant E) est faible.

D'un autre côté, le nombre de coups par pic est d'autant plus important que cette longueur est grande. On doit alors ajuster cette zone de façon à y inclure un nombre P de pics et un nombre N de coups par pic les plus grands possibles, sans pour autant trop dégrader σ . En effet, l'écart-type de σ étant en $\sigma/\sqrt{P \times N}$, une zone de largeur L_1 et qui augmente le nombre de coups par pic d'un facteur a , devra être préférée à une zone de largeur $L_2 > L_1$ (qui contiendrait un nombre $P' > P$ de pics de largeur moyenne σ' et de statistique plus faible), si cette dernière implique une détérioration de l'écart-type d'un facteur supérieur à \sqrt{a} ($\sigma'/\sqrt{P'} > \sqrt{a}$). Le raisonnement précédent est correct tant que les pics de la projection ne se recouvrent pas. Tout recouvrement entre ces pics conduit à une augmentation de l'écart-type de Q (i.e. de σ moyenne). Celui-ci croît alors plus vite que σ/\sqrt{N} . Plus le recouvrement entre pics est important, plus la perte d'information sur σ est importante (chapitre I).

Il est donc souvent préférable de réduire le nombre de pics de la zone d'analyse à deux. Les contraintes pratiques pour en inclure plus conduisant généralement, et contrairement au but recherché, à une augmentation de la variance de l'estimation du facteur de qualité Q .

V.3. Mise en forme du signal:

Suite à l'utilisation de la Transformation de Fourier Discrète (TFD) pour l'estimation de Q , deux hypothèses de travail doivent être vérifiées pour que celle-ci donne les résultats attendus. Nous avons vu, en effet, que l'analyse spectrale exige, pour une évaluation correcte de Q que les pics soient équidistants. De plus, la largeur de la fenêtre temporelle sur laquelle est calculée la TFD du signal doit être un multiple entier de sa période.

►► La deuxième contrainte est facile à satisfaire puisqu'il suffit d'ajuster la zone d'analyse pour avoir $L=nT$; où L est la longueur de la fenêtre contenant n pics distants de T (lorsque les pics ne sont pas équidistants, il faut alors commencer par la correction de cette non équidistance).

►► La correction de la non équidistance entre pics exige, elle, une transformation d'échelle que nous décrivons brièvement dans ce qui suit.

Si on considère le cas d'une fenêtre à 4 pics de moyenne m_1, m_2, m_3 et m_4 , il s'agit alors de transformer l'échelle "temps" $t \rightarrow t'$, de façon à avoir:

$$m'_2 - m'_1 \equiv m'_3 - m'_2 \equiv m'_4 - m'_3. \quad (1)$$

La distance entre pics est dans le cas de nos signaux croissante. Une possibilité simple de transformation d'échelle pour corriger la non équidistance entre pics, sans changer significativement le paramètre que l'on cherche à estimer est : $t' = \text{cst} \times (t)^\alpha$. où cst et α sont des constantes positives; $0 < \alpha < 1$.

α doit être solution de $m_2^\alpha - m_1^\alpha = m_3^\alpha - m_2^\alpha$ pour vérifier la première égalité de (1) et de $m_4^\alpha - m_3^\alpha = m_3^\alpha - m_2^\alpha$ pour vérifier la deuxième égalité, m_1, m_2, m_3 et m_4 étant connus.

Notons au passage que ce type d'équation n'admet pas de solution analytique simple. Sa résolution numérique est par contre immédiate (en prenant en compte que $0 < \alpha < 1$, du fait que la distance entre pics est croissante et que nous n'avons pas besoin d'une grande précision sur α).

En pratique ces deux équations en α ne donnent naturellement pas la même solution, les valeurs obtenues sont cependant proches. La moyenne de ces valeurs constitue un paramètre de transformation d'échelle correcte. Si, dans le cas de 3 pics, la transformation d'échelle les rend exactement équidistants, il est clair que dans le cas de 4 pics et plus, cette équidistance n'est pas exacte. On se retrouve alors dans le cas décrit au paragraphe 1.4.2 du chapitre I.

Le problème d'équidistance ne se pose pas pour une fenêtre à 2 pics, alors qu'une transformation non linéaire de l'échelle en abscisse est nécessaire lorsque la zone d'analyse contient plus de 2 pics. Le choix de plus de 2 pics dans la zone d'analyse n'est justifié que si cela implique une réduction significative de la variance de Q .

La délimitation grossière de la zone d'analyse est effectuée par l'utilisateur comme nous l'avons décrit en introduction. Une phase de préanalyse (effectuée automatiquement) est alors nécessaire pour déterminer avec précision la zone d'analyse qui va effectivement servir au suivi de la qualité de séparation de lignes de Z , et ce dans le but de vérifier les hypothèses sous-jacentes à l'utilisation de la TFD. Cela consistera donc à mieux délimiter la fenêtre d'observation, et à calculer, dans le cas de plus de 2 pics, les paramètres de mise en forme permettant de corriger la non équidistance entre pics. Une segmentation de la zone d'analyse pour déterminer les positions des pics est alors nécessaire.

Nous travaillerons essentiellement sur des zones à deux pics, vu qu'il n'y a pas intérêt, pour la plupart des matrices à en prendre plus. Nous présentons cependant ci-après, entre autres, une évaluation de Q sur une zone à 4 pics ayant nécessité une correction d'équidistance.

V.4. Application à des données réelles:

Les données d'expériences sont stockées en "buffers", chacun contenant un ensemble d'événements sauvegardés séquentiellement. Un événement contient en principe l'ensemble des particules produites lors d'une réaction nucléaire et détectées dans les différents modules.

Les buffers sont stockés sur bande magnétique. On peut alors se replacer en relecture de bande dans des conditions identiques à un cas d'acquisition réel, où on relit les données dans l'ordre où elles ont été acquises. Il faut tenir compte cependant des différences de temps d'acquisition, puisque les conditions de transfert des données peuvent conduire, dans le cas réel, à un nombre d'événements vus par les tâches de contrôle, significativement plus faible que le nombre effectivement acquis et stocké sur bande.

V.4.1. Dégradation de la résolution:

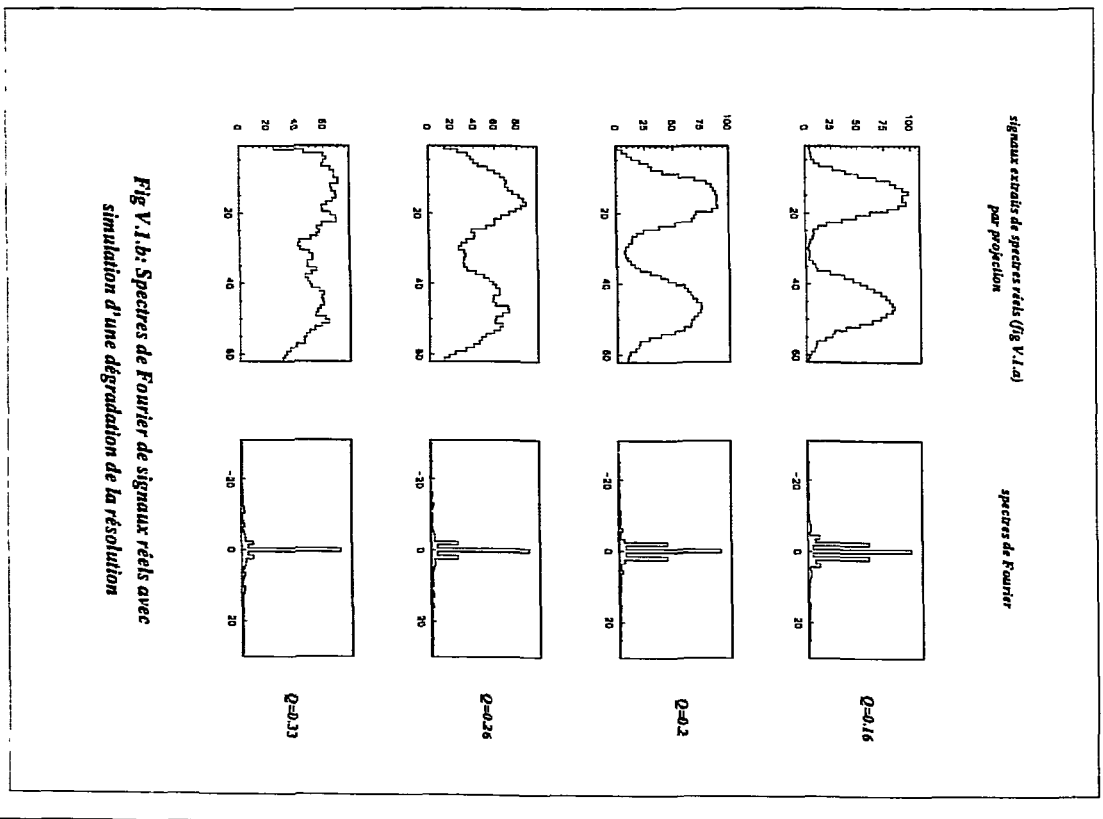
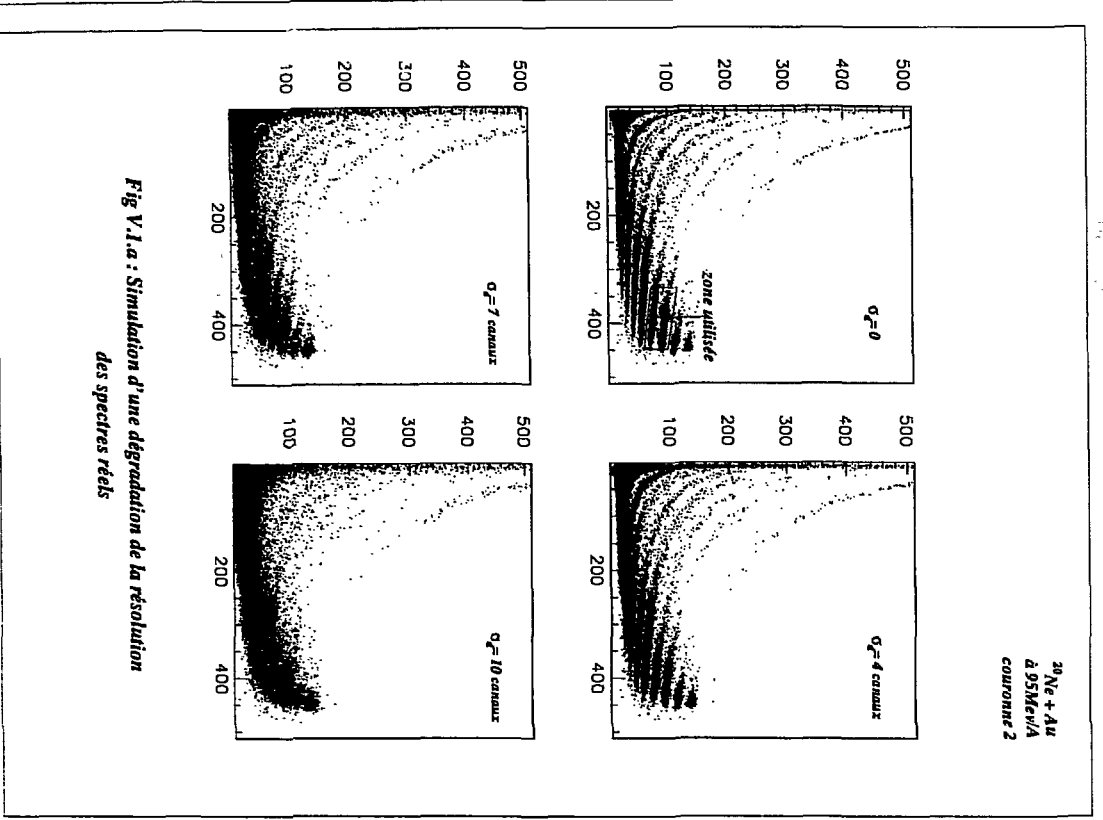
Nous allons voir ici le résultat de l'estimation du facteur de qualité sur des données physiques. Pour cela, nous allons utiliser des données provenant de différentes campagnes de mesures effectuées avec INDRA.

Le spectre présenté sur la figure V.1.a est celui acquis au niveau d'un module de la couronne 2 pour le système Ne+Au à 95 Mev/A. Les quatre graphes de cette figure représentent le même spectre dont on a simulé une dégradation de la résolution. Celle-ci est effectuée par redistribution de l'abscisse et l'ordonnée de chaque particule du spectre de façon aléatoire en utilisant une distribution gaussienne de variance σ_d choisie.

La figure V.1.b présente les signaux monodimensionnels obtenus à partir des images de la figure V.1.a, ainsi que leur spectre de Fourier et la valeur du facteur de qualité estimé. Lors d'un contrôle en ligne, la fréquence avec laquelle est effectuée l'évaluation de Q pour un module de détection donné dépend de la statistique. Les données acquises permettent une incrémentation des signaux utilisés pour l'analyse. Lorsque la statistique désirée (c'est-à-dire le nombre de coups total N_t à l'intérieur de la fenêtre d'observation) est atteinte, l'évaluation de Q est alors effectuée. Fixer N_t détermine la variance de Q . Nous verrons dans la suite que les temps d'acquisition de données nécessaires pour atteindre N_t peuvent être très longs, et amènent à une trop faible fréquence de contrôle. Il convient alors de mettre en œuvre toute procédure susceptible d'aboutir à une zone d'analyse à grande statistique.

La figure V.2 présente les évaluations successives de Q pour un module de la couronne 3, pour le système Ar+Ni à 84 Mev/A. Sur chaque graphe sont représentées les estimations de Q (calculées par analyse spectrale) sans simulation d'une dégradation de la résolution, ainsi que dans le cas où une dégradation survient à un instant que l'on choisit. Les signaux 1D utilisés sont extraits de la matrice $(E, \Delta E)$ de la figure V.2.a (une correction d'équidistance préalable est effectuée avant l'évaluation de Q).

La faible statistique (N_t) conduit à une variance assez importante du facteur de qualité. De faibles variations de ce dernier sont difficilement visibles sur le graphe donnant la variation de Q au cours d'une expérience. Des variations importantes sont par contre facilement repérables.



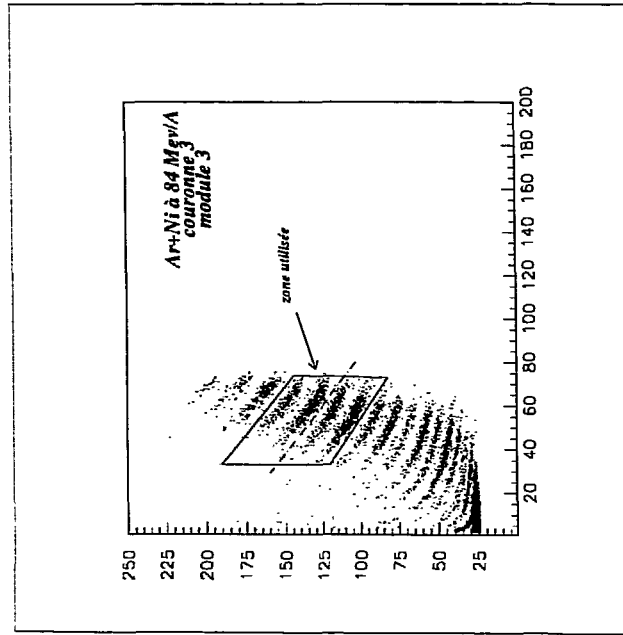


Fig V.2.a : spectre contrôlé

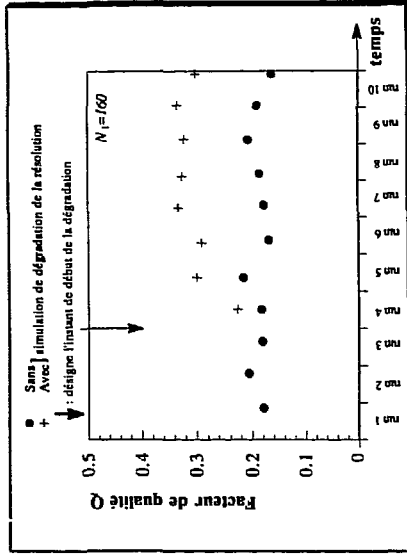


Fig V.2.b₁ : Estimation du facteur de qualité de façon périodique sur les $N_1 = 160$ dernières données acquises

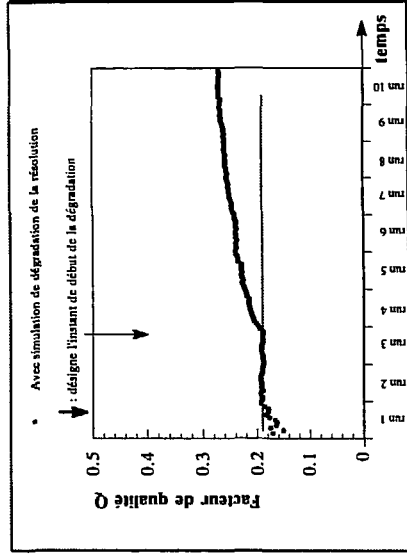


Fig V.2.b₂ : Estimation du facteur de qualité sur toutes les données cumulées

V.4.2. Comportement en cas de dérive de gain:

Nous avons essentiellement invoqué jusqu'ici le comportement de la méthode en cas de dégradation de la résolution. Une dérive de gain ou toute autre cause ayant pour effet une dégradation de la qualité de séparation des lignes de Z peut également être détectée par évaluation du facteur de qualité. La figure V.3 montre les estimations successives de Q lorsqu'on simule différents types de dérives du gain dans le cas de spectres identiques à celui de la figure V.2 (autres modules de la même couronne).

Il n'en reste pas moins que pour une telle panne, les générateurs d'impulsions et de lumière (lorsqu'ils peuvent la détecter) sont plus approchés, puisqu'ils fournissent directement la réponse impulsionnelle du système de détection. La fréquence de contrôle, et la statistique (N_c) sont alors des paramètres contrôlés par l'utilisateur, et non imposés par les conditions d'expérience (système physique étudié, couronne concernée...etc).

Si les simulations de dégradation de la résolution sont réalistes, celles d'une dérive de gain ne tiennent pas compte du fait, que dans le cas d'une dérive impliquant une augmentation du gain dans le temps, celle-ci générerait un bruit important au niveau du module de détection. Le bruit de fond de la chaîne électronique s'en retrouverait en effet amplifié, et dépasserait le seuil du discriminateur associé. Ceci générerait un bruit aléatoire se traduisant par un signal à spectre plat au niveau de notre fenêtre d'analyse (donc de valeur de Q élevée). Ceci dit, une échelle de comptage prévue au niveau de chaque module de détection constitue un outil plus robuste pour la détection d'une telle panne. En effet, le taux de comptage d'un module de détection augmente significativement lorsque le bruit de fond électronique est au-dessus du seuil du discriminateur. De même, ce taux de comptage diminue si la dérive correspond à une diminution du gain (on peut voir par ailleurs la nette diminution du taux de comptage à l'intérieur de la zone d'analyse dans le cas de la dérive rapide de la figure V.3.b).

V.5. Limitations en fréquence de contrôle dues à des contraintes pratiques:

Les estimations précédentes ont été effectuées sur la totalité des données acquises. En cours d'expérience, une contrainte pratique conduit à un nombre d'événements contrôlés (envoyés à notre tâche de contrôle) beaucoup plus faible que celui de la totalité des événements acquis.

Cette contrainte, et qui pénalise de façon importante le taux d'événements contrôlés, donc la fréquence de contrôle des modules de détection, est la vitesse de transfert des données vers le process d'acquisition parallèle que constitue notre tâche. (voir la description de l'acquisition des données présentée en Annexe). En effet, l'acquisition principale

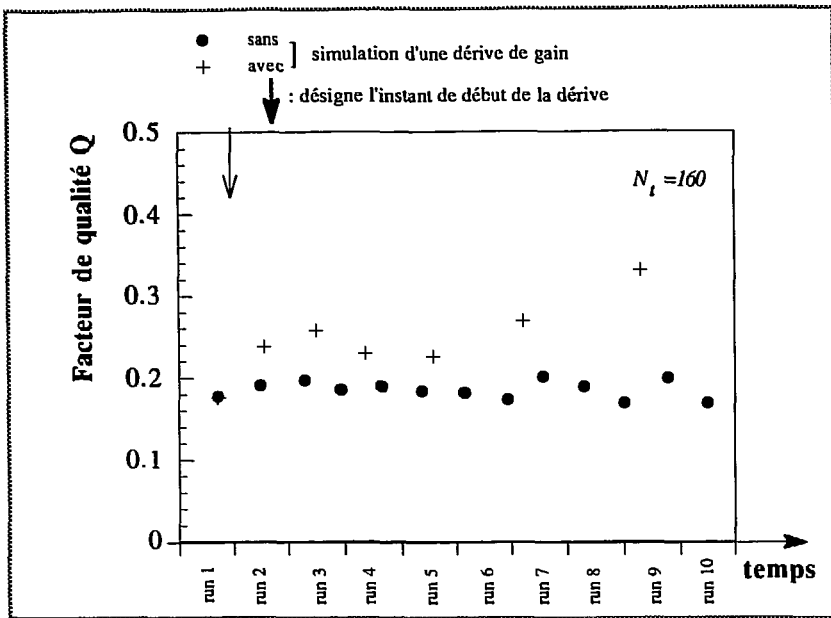


Fig V.3.a: Exemple de comportement du facteur de qualité dans le cas d'une dérive très lente du gain

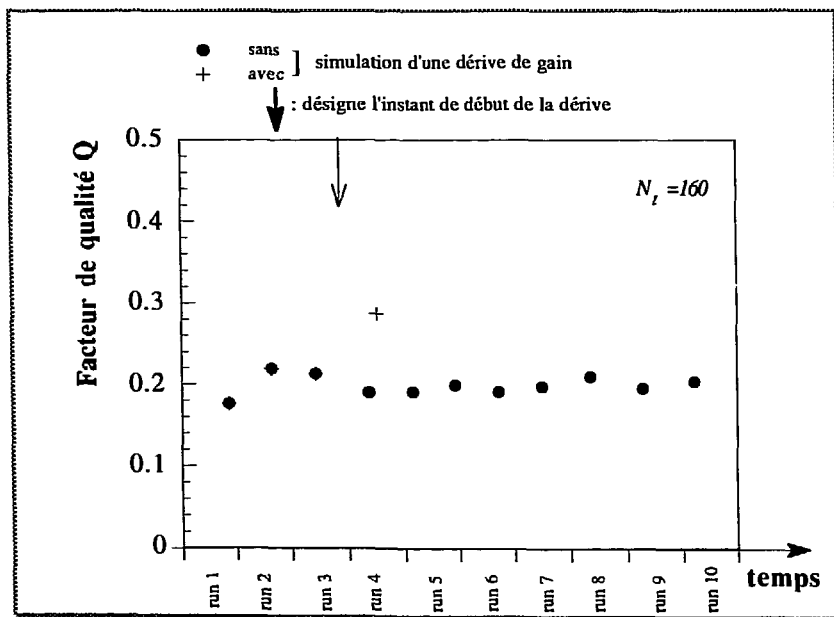


Fig V.3.b: Exemple de comportement du facteur de qualité dans le cas d'une dérive rapide du gain

(taches de visualisation entre autres) ou l'acquisition parallèle peuvent être pénalisées selon que l'une ou l'autre est considérée comme process maître. A notre niveau, cela se traduit dans la configuration défavorable par une diminution du taux de données acquises d'un facteur 3 à 4. Comme nous l'avons signalé précédemment, l'amélioration des performances de transfert des données passe par une restructuration du mode de transfert des données (cette évolution est envisagée à terme).

Le temps moyen nécessaire pour accumuler une statistique N_l de l'ordre de celle utilisée précédemment est relativement important, et conduit à des fréquences de contrôle trop faibles. Ces fréquences dépendent de plusieurs paramètres, dont la section efficace de production des particules correspondant à la zone d'analyse (donc du système physique étudié). Cette section efficace devient très faible pour les modules des couronnes arrières, sauf pour les particules légères dont elle reste relativement élevée. Ces zones sont alors les seules utilisables pour ces couronnes arrières.

Dans le souci d'augmenter la fréquence de contrôle, il est utile d'utiliser tout moyen susceptible d'améliorer la statistique de la zone d'analyse:

- Puisque le bruit conduisant à une dégradation de la résolution se manifeste de la même façon indépendamment de la zone d'analyse, il est utile de prendre, à chaque fois que c'est possible, plusieurs zones d'analyse par matrice $(E, \Delta E)$, dont on estime Q . Le facteur de qualité moyen obtenu est alors de variance plus faible.

- Des formules semi-empiriques permettent un redressement plus ou moins correct des lignes de Z au moins sur quelques zones des matrices $(E, \Delta E)$. Ceci facilite le choix d'une zone d'analyse avec une bonne statistique. Ces formules permettent de passer de l'espace $(E, \Delta E)$ à un espace de représentation (X, Y) , où X et Y s'expriment comme fonction de E et ΔE (nous les avons utilisées de façon approximative dans le cas de la figure V.4.a).

Une zone d'analyse à 2 pics obtenue par projection de la zone correspondant aux particules légères (protons et alphas), peut être utilisée pour l'évaluation du facteur de qualité Q . Celle-ci est préalablement transformée en utilisant les formules de redressement. La figure V.4 montre le spectre acquis par un module de détection d'une couronne arrière, ainsi que les évaluations du facteur de qualité correspondants (à partir de signaux 1D extraits du spectre redressé), lorsqu'on simule des dégradations de la qualité de séparation des lignes de Z .

La variance du facteur Q est grande lorsqu'il est estimé sur les N_l dernières données acquises par le module de détection, avec N_l faible. Alors que le "temps de réaction" est trop important lorsque l'estimation est effectuée sur l'ensemble des données cumulées. Une solution intermédiaire consiste à utiliser comme signal d'analyse, celui constitué des données acquises pendant un instant T (N_l suffisamment grand), dont on retire de façon cyclique les n premières données acquises (n fraction de N_l), pour y rajouter les n dernières (fig V.4.b). Ceci revient simplement, puisque la transformation de Fourier est linéaire, à estimer Q tous les n coups, et à effectuer un moyennage des (N_l/n) dernières valeurs estimées.

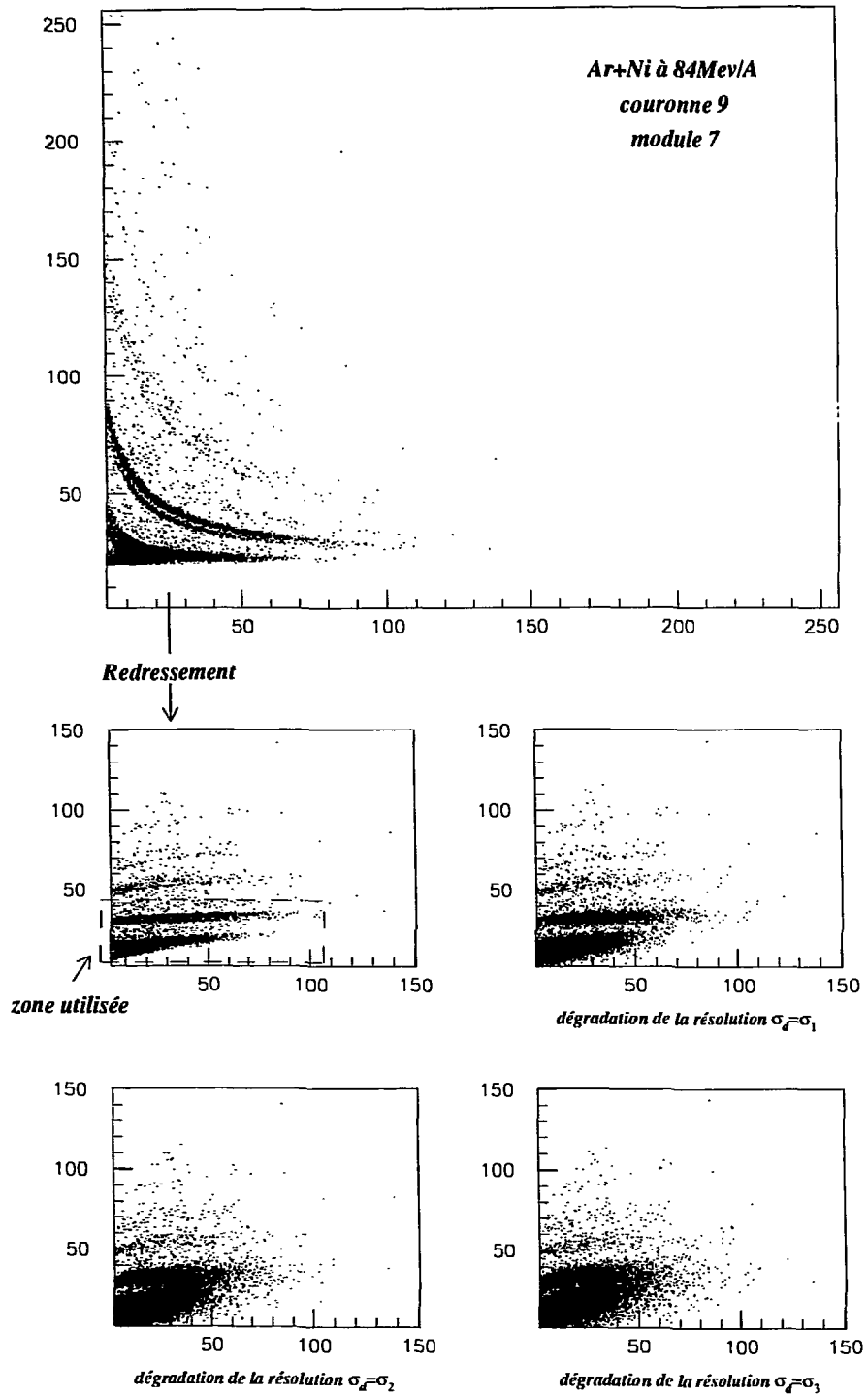


Fig V.4.a: Utilisation de la zone des particules légères et redressement de spectre pour l'amélioration de la statistique

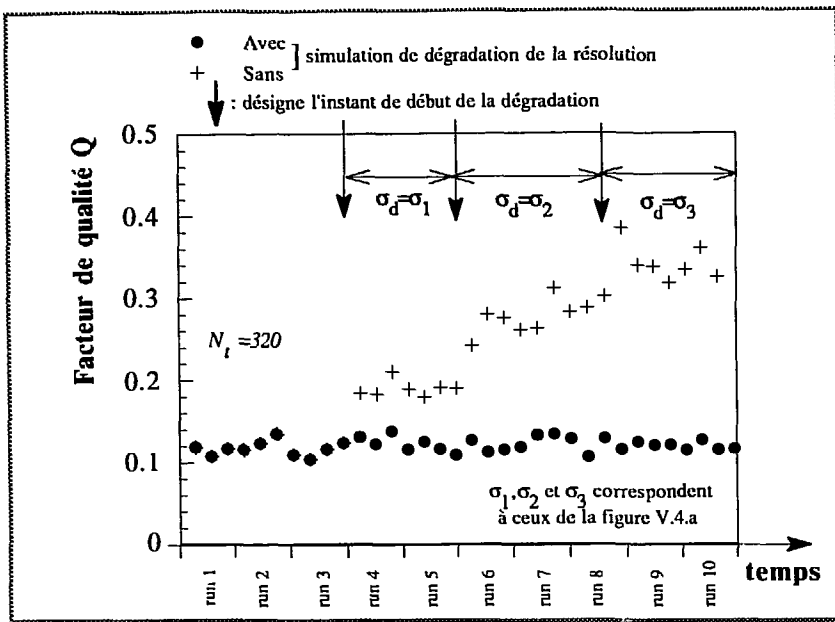


Fig V.4.b₁ : Estimation du facteur de qualité de façon périodique sur les $N_t=320$ dernières données acquises

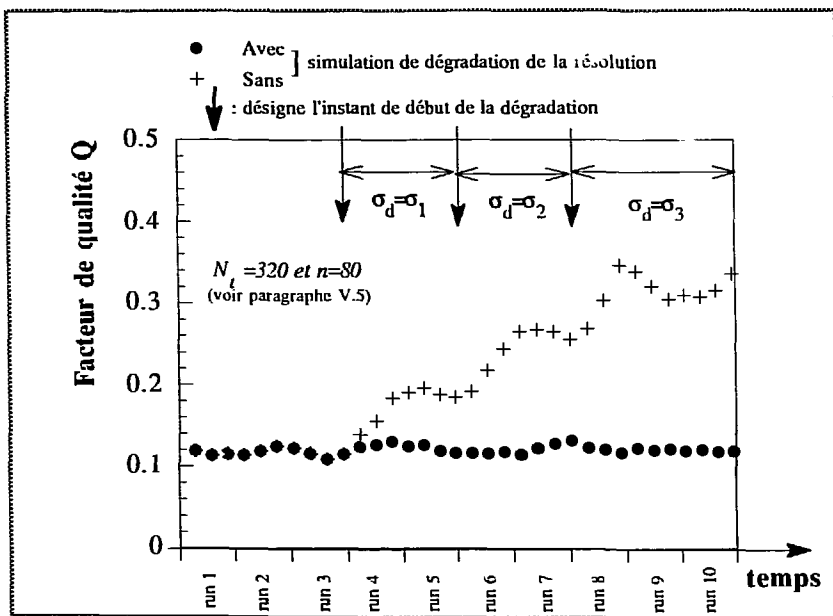


Fig V.4.b₂ : Estimation du facteur de qualité sur les $n=80$ dernières données acquises et moyennage des 4 dernières valeurs estimées.

V.6. Conclusion:

Il est possible de suivre l'évolution de la qualité de détection des différents modules constituant INDRA à partir des données physiques qu'ils délivrent. Ce contrôle constitue un complément intéressant aux différents outils mis en place pour ce faire. Les résultats obtenus sont intéressants du moment que la statistique du module de contrôle est suffisante, et donc que l'estimation du facteur de qualité est effectuée avec une variance raisonnable.

Par rapport à un suivi visuel des spectres ($E, \Delta E$), en plus d'alléger la charge du physicien, le contrôle que nous avons présenté ici permet une évaluation périodique du comportement des modules de détection sur des données renouvelées à chaque période de contrôle, et non pas cumulées sur une très grande durée de temps comme c'est le cas pour les spectres visualisés.

Ce suivi de qualité de séparation des lignes de Z n'est satisfaisant pour un physicien que si la fréquence à laquelle il est effectué est suffisamment élevée (plusieurs contrôles du module de détection par heure). Cette fréquence est de ≈ 2 contrôles/heure dans les conditions de travail de la figure V.2 (la durée d'un "run" est d'environ 35 minutes), et passe à ≈ 6 contrôles/heure et avec une variance d'estimation de Q $\sqrt{2}$ fois plus faible pour le cas de la figure V.4.a. Ces chiffres sont divisés par un facteur 3 à 4 dans les conditions de travail réelles actuelles, où interviennent alors les limitations dues aux contraintes informatiques de transfert de données. La fréquence de contrôle d'un module dépend en tout cas de son angle de détection, du système physique étudié (faisceau, cible et énergie). Ces fréquences qui sont assez faibles dans certains cas sont plus raisonnables lorsqu'on utilise la zone des particules légères (de statistique assez grande), et devraient en tout cas être améliorées une fois le transfert de données optimisé.

L'étude que nous avons présentée au chapitre I, ainsi que les simulations de dégradation de la qualité de Q montrent les limites de l'estimation lorsque la statistique est faible. Il est alors préférable, pour diminuer la variance de Q , de prendre plusieurs zones d'analyse par module de détection lorsque le type de spectre le permet (cela n'est en général faisable que pour les couronnes à l'avant), il est également bénéfique de profiter de formules de redressement pour pouvoir agrandir la zone d'analyse permettant ainsi d'avoir une plus grande statistique.

Il est important de noter que les temps d'exécution de la méthode de contrôle sont négligeables devant les temps d'acquisition (pour donner un ordre de grandeur, une station de travail VAX4090 permet de calculer environ $11 \cdot 10^2$ transformations de Fourier FFT ($n=64$) par seconde).

Une fréquence d'analyse plus élevée permettrait de faire suivre cette étape d'estimation de Q par des générations d'alarmes lorsqu'il y a dysfonctionnement. On pourra

utiliser pour cela des techniques de détection de rupture dans un signal (en particulier changement de moyenne ou de variance). Il est également possible de définir un intervalle de confiance, à partir de la connaissance des caractéristiques statistiques de Q .

Enfin, la délimitation des zones d'analyse effectuée par l'utilisateur est assez contraignante, il est utile d'envisager de la simplifier au maximum (proposition de plusieurs zones possibles en s'aidant de connaissances à priori,...).

PARTIE II

INTRODUCTION À LA PARTIE II

Nous avons exposé dans la première partie de ce rapport les moyens mis en oeuvre pour s'assurer du bon fonctionnement des différents modules de détection d'INDRA en cours d'expérience. Ces efforts de suivi du comportement du multidétecteur sont tous faits dans le but de s'assurer de l'obtention de données "dépouillables". C'est à dire de données qui permettront l'identification d'une part, et la calibration (détermination de l'énergie) d'autre part, de toutes les particules produites durant une expérience, ou au moins d'une grande partie d'entre elles.

Le passage obligé avant toute analyse physique (compréhension des mécanismes de réaction...) est la reconstitution de chacun des événements produits lors d'une réaction. Cela consiste à déterminer la nature, l'énergie, et l'angle d'émission de l'ensemble des particules issues d'une même réaction.

Ce travail de "nettoyage" des données est une phase peu instructive pour le physicien. Alléger la charge de travail humaine dans cette phase du dépouillement est un plus pour un meilleur confort d'utilisation d'un multidétecteur tel que INDRA, dont le nombre élevé de modules de détection n'est plus compatible avec un dépouillement entièrement manuel trop lourd et lent.

Cette deuxième partie concerne l'assistance aux physiciens pour l'identification des particules au niveau des matrices $(E, \Delta E)$ présentées en introduction. Chaque ligne que l'on voit sur ces images est constituée de points correspondants chacun à une particule. Les particules d'une même ligne ont la même charge Z . Isoler indépendamment chacune des lignes de Z , et lui attribuer un label correspondant à sa charge Z est une tâche répétitive très lourde. L'automatisation de cette tâche constitue le but du travail que nous présentons dans ce qui suit.

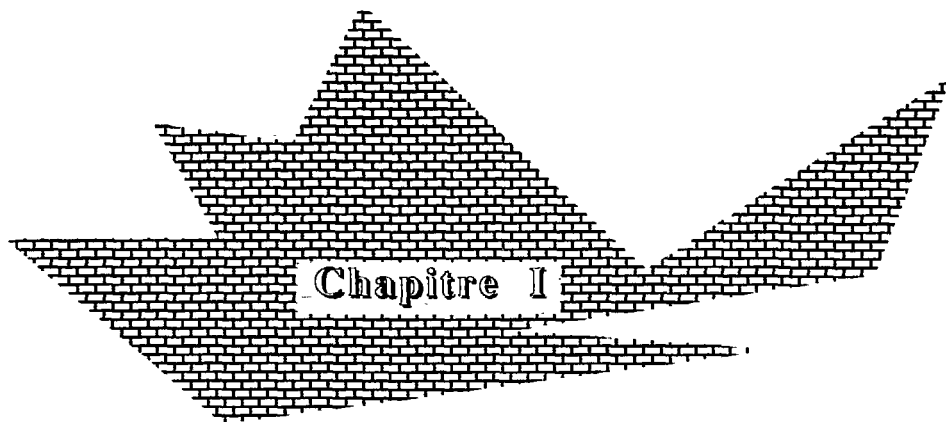
Les approches généralement utilisées pour la segmentation peuvent être répertoriées en deux grandes classes:

- celles dont le principe repose sur la détection de zones homogènes (extraction de région).
- celles qui consistent en une recherche de discontinuités locales de l'image (détection de contours).

Nous avons d'abord abordé ce sujet comme un problème de segmentation de données, où un regroupement de ces données sur la base de critères de connexité et de densité est testé dans le but d'aboutir à l'ensemble de régions homogènes (une classe par ligne de Z).

Une approche différente abordée au chapitre II consiste à considérer les spectres $(E, \Delta E)$ comme des images, et les lignes de Z comme lignes de contour. Des techniques de traitement pour la détection de contours sont alors mises à contribution pour détecter et identifier chacune des lignes de Z .

Les algorithmes utilisés dans l'un ou l'autre des ces approches sont très différents, et n'aboutissent pas aux mêmes résultats.



**QUELQUES MÉTHODES DE CLASSIFICATION
AUTOMATIQUE DES DONNÉES**

Chapitre I: Quelques méthodes de classification automatique des données

Une image est une représentation d'un univers composé d'entités. La segmentation consiste en une extraction d'attributs caractérisant ces entités, sous forme de points (contours) ou de zones (régions) caractéristiques.

Extraire des zones homogènes nécessite au préalable la définition d'un critère d'homogénéité spécifique au problème posé.

Notons que l'image est un cas particulier pour l'approche segmentation par extraction de régions. Celle-ci se situe en effet dans un cadre plus général de segmentation de données situées dans un espace à plusieurs dimensions.

La segmentation par extraction de régions peut être effectuée par:

- **Extraction de régions par classification**, où une partition de l'espace des niveaux de gris de l'image permet de répertorier chaque pixel de celle-ci suivant son niveau de gris. Les classes sont ensuite définies en utilisant des critères de connexité, éventuellement couplées à des techniques de seuillage.
- **Croissance de régions**, où les deux informations, niveau de gris et connexité sont utilisés simultanément pour définir des régions. Ces méthodes consistent à regrouper itérativement des pixels de l'image en régions homogènes de plus en plus importantes.

Les images $(E, \Delta E)$ sont des histogrammes à deux dimensions. L'accumulation, sur cette représentation, des données correspondant à toutes les particules détectées par un module de détection donné, conduit à l'apparition de régions correspondant chacune à un type de particule (même charge Z). Deux lignes de Z consécutives correspondent à deux régions parallèles à densité de points élevée par rapport à celle de la zone qui les sépare (vallée). A l'information niveau de gris d'un point mentionnée précédemment va se substituer, pour nos types d'images, la notion de densité d'un pixel.

Nous n'avons nullement l'intention d'être exhaustifs ici sur les méthodes de classification des données. Nous décrirons brièvement dans ce chapitre quelques méthodes que nous avons tenté d'utiliser, et expliquerons les raisons qui nous ont amenés à leur préférer des techniques d'extraction de contours, décrites dans le chapitre II de cette partie.

I.1. Présentation de quelques méthodes de classification:

I.1.1. Recherche des vallées:

Cette méthode a été introduite par Koontz [KON 72].

Un critère de classification J à minimiser est défini comme étant l'erreur de classification pour une partition donnée de l'ensemble E des données, cette erreur est définie par Koontz par:

$$J = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N f(X_i, X_j) [d_{\omega}(\omega_i, \omega_j) - d_x(X_i, X_j)]^2$$

où N est le nombre d'objets (vecteurs) à classer ($N = \text{card}(E)$), X_i un élément de E de classe ω_i , d_x la distance entre deux éléments de E (définie suivant l'application, et qui peut être dans un cas simple la distance euclidienne), et d_{ω} est la distance entre les classes ω_i et ω_j (ou entre les centres de ces classes, auquel cas $d_{\omega} \equiv d_x$). Enfin f est une fonction de pondération.

Une recherche exhaustive de la partition optimale parmi toutes les partitions possibles n'est pas réalisable en pratique. Cela représenterait des temps de calcul prohibitifs. Koontz propose de minimiser J de façon itérative, l'algorithme suivant est proposé:

étape 1: Choix d'une classification initiale.

étape 2: Ayant déterminé la k^{e} classification, calculer:

$\Delta J(r, s, k)$, $r=1, \dots, N$ (pour tous les vecteurs), et $s=1, \dots, M$ (et pour toutes les classes)

étape 3: La $k+1^{\text{e}}$ classification est celle qui correspond à:

$$\Delta J = \min_p \Delta J(r, s, k)$$

(Chacun des vecteurs r est attribué à la classe s qui permet de minimiser J).

étape 4: Si un vecteur au moins a changé de classe reprendre depuis l'étape 2.

Une expression simplifiée du critère J utilisée par Koontz est donnée par:

$$J' = \sum_{i=2}^N \sum_{j=1}^{N-1} f_R[d(X_i, X_j)] (1 - \delta(\omega_i, \omega_j))$$

$$\text{où } \delta(\omega_i, \omega_j) = \begin{cases} 1 & \text{si } \omega_i = \omega_j \\ 0 & \text{si } \omega_i \neq \omega_j \end{cases}$$

où il pose: $f_R[d(X_i, X_j)] = \begin{cases} 1 & \text{si } d(X_i, X_j) \leq R \\ 0 & \text{si } d(X_i, X_j) > R \end{cases}$, ce qui permet une facilité

d'implémentation de l'algorithme, en effet, toute contribution dans J' provient alors de paires de vecteurs (X_i, X_j) attribués à deux classes différentes et se trouvant dans une zone frontière entre ces deux classes, à une distance inférieure ou égale à R , R est un paramètre de l'algorithme à ajuster expérimentalement (et peut être classe-dépendant). L'algorithme devient alors:

étape 1: Choix d'une classification initiale.

étape 2: Pour tout vecteur X_i , compter la fréquence de chaque classe parmi les vecteurs se trouvant à une distance $\leq R$ de X_i .

étape 3: Réattribuer X_i à la classe prépondérante dans ce voisinage.

étape 4: Si un vecteur au moins a changé de classe reprendre depuis l'étape 2.

En cours de déroulement de l'algorithme, les frontières entre classes se déplacent vers les zones à faible densité de points (vallées), d'où son nom.

D'après Koontz, la convergence de cet algorithme est assurée dans le cas du critère J' précédemment défini, et pour R suffisamment petit.

1.1.2. Les nuées dynamiques:

C'est un processus itératif différent du premier, où les objets à classer se regroupent au sein de classes caractérisées par leur "centre" (ou noyau). Les classes, et donc les centres de classes, évoluent au cours du classement.

Cette méthode a été proposée par Diday [DID 71].

Algorithme:

étape 1 : Choix d'un ensemble de M noyaux de départ.

étape 2 : La partition à l'étape $k+1$ est déterminée par:

1. On calcule $D(X_i, C_j)$ $i=1, \dots, N$ (pour tous les objets)
et $j=1, \dots, M$ (pour toutes les classes).

C_j est le centre de la classe E_j , et D une distance définie dans E .

2. La nouvelle classification est obtenue en attribuant chaque objet à la classe E_j dont il est le plus proche du noyau C_j .

étape 3: Recalculer les noyaux des classes

étape 4 : Si un objet au moins a changé de classe reprendre depuis l'étape 2.

Le nombre M de noyaux de départ doit être supérieur ou égal au nombre de classes que l'on désire obtenir. L'algorithme peut alors converger vers quelques classes vides.

1.1.3. Classification hiérarchique (par densité descendante):

Un des premiers paramètres à fixer pour cet algorithme est le nombre k de proches-voisins qui constitue le voisinage qui va être scruté pour chaque point. On estime alors la densité en chaque point comme étant l'inverse de la distance à son k^{ie} proche-voisin. Ceci implique ici encore la définition d'une notion de distance qui réponde aux caractéristiques des données à analyser (formes des classes).

Cette classification consiste, partant des points les plus denses vers les points les moins denses, à créer itérativement des classes à chaque fois qu'un nouveau point dense le justifie. Une fusion de deux classes est réalisée quand la frontière qui les sépare contient également des points denses.

Cette approche revient à construire un arbre de longueur minimale (minimum spanning tree) [ROH 76], partant des points de haute densité vers les points de basse densité, où chaque branche de l'arbre obtenue, à partir d'un certain niveau à déterminer, constitue une classe. Cette construction d'arbre n'est pas explicite dans l'algorithme que nous présentons ci-dessous.

Après avoir ordonné les points par ordre de densité décroissante, la classification est effectuée du plus dense vers le moins dense selon l'algorithme suivant:

à l'étape i : on traite le i^{me} points X_i (par ordre de densité décroissante):

- Si aucun des proches-voisins de X_i n'est déjà classé, une nouvelle classe est créée.
- Si les éléments denses parmi tous les proches-voisins de X_i appartiennent à une même classe, X_i est aussi attribué à cette classe, et le reste des k proches-voisins (moins denses que X_i) à sa frontière.

- Si les éléments denses du voisinage de X_i appartiennent à plusieurs classes, celles-ci sont fusionnées. Les éléments denses des anciennes classes forment la nouvelle, et les éléments-frontières constituent la frontière de la nouvelle classe.

Passer à l'étape $i+1$.

Plusieurs applications de tels algorithmes de classifications sont mentionnées dans [LUT 92], précisant différentes caractéristiques de ces algorithmes de classification.

I.2. Discussions:

Quelques remarques concernant ces différents algorithmes, (ainsi que quelques essais sur données réelles pour le dernier algorithme), nous permettent d'expliquer les difficultés qui se posent quant à une convergence vers une classification satisfaisante pour nos types de données. Le but de la classification dans le cas des spectres $(E, \Delta E)$ (dont plusieurs exemples ont été présentés dans les chapitres précédents ou suivants) est naturellement d'obtenir une classe par ligne de Z .

On peut noter concernant les trois algorithmes que:

- La définition d'une distance se retrouve dans tous les algorithmes présentés. Cette étape est cruciale, et détermine le comportement de l'algorithme. Deux distances différentes conduisent en général à deux résultats différents.
- Les deux premiers algorithmes partent de configurations initiales, qui en général sont aléatoirement choisies. Le résultat obtenu en dépend.
- Tous les algorithmes nécessitent un ajustage de paramètres, de façon expérimentale, les critères d'un "réglage" optimal n'étant pas clairement établis.

De plus, pour:

- La classification par recherche des vallées:

Une solution triviale qui minimise le critère J' est que la classification aboutisse à une classe unique pour l'ensemble des objets. Celle-ci constitue un minimum absolu pour J' , alors que la classification recherchée est un minimum local (dans notre cas toute fusion de deux lignes de Z adjacentes minimiserait J'). Il est

difficile d'utiliser cet algorithme de façon non supervisée, le minimum local "intéressant" étant difficile à déterminer automatiquement.

☛ La méthode des nuées dynamiques:

Une classe est déterminée par son noyau (par exemple son centre de gravité) qui est recalculé à chaque fois que la classe est modifiée. La forme des classes que l'on désire obtenir n'est pas compatible avec une telle approche: Il est difficile de définir une distance telle que les objets d'une même classe soient plus proches de son noyau (au sens de la distance défini) que des noyaux des autres classes.

Des astuces permettant de détourner ce problème auraient pu être tentées (découpage des spectres $(E, \Delta E)$ en bandes $[E_{\min}, E_{\max}]$ suffisamment étroites, et utilisation de distances adaptatives), Nous avons jugé ces adaptations plus proches d'autres techniques de traitement que nous abordons au chapitre II. Aussi avons nous préféré dans ces conditions utiliser ces dernières.

☛ La Classification par densité descendante:

Cette méthode nécessite à priori, pour un nombre N de points, le calcul des $\frac{n(n-1)}{2}$ distances entre objets. Des traitements préalables permettent cependant de réduire ce nombre [KIM 86].

Le choix du paramètre k (nombre de proches-voisins) est important:

- k faible entraînerait une sensibilité importante aux fluctuations statistiques.
- k grand aurait un effet de "lissage" des valeurs de densité calculées, et favoriserait la fusion de classes (il y a plus de chance que le voisinage du point courant inclue des points denses de classes voisines).

On peut alors penser que ce paramètre serait à ajuster suivant la statistique des différentes classes présentes, ce qui est difficile lorsque les classes sont de statistique très différente. Cet algorithme n'est pas adapté pour l'extraction de classes d'événements rares.

Si l'on parcourt l'ensemble des points classés par densité descendante, l'algorithme pourrait converger à la limite vers une classe unique. Il faut alors arrêter la classification à un stade où l'on "juge" que les points "suffisamment" denses ont été classés. En pratique, il n'est pas aisé de définir en aveugle cette limite.

Par ailleurs, l'application de cet algorithme à quelques exemples réels montre l'importance de la définition de la distance utilisée, celle-ci détermine le classement par densité décroissante obtenu: si la distance euclidienne est utilisée, et que les proches-voisins sont déterminés sur un horizon circulaire autour du point courant, des points se trouvant dans les vallées entre classes rapprochées et de forte statistique (les

lignes correspondant à Z faible sont denses et resserrées) peuvent se retrouver classés de densité plus grande que celle de points se trouvant au centre de classes de statistique moyenne ou faible (généralement classes correspondant aux Z élevés). Ceci se traduit lors de la classification par une fusion fortuite de classes normalement différentes, avant même que les points centres de classes de statistique faible n'aient été classés.

Une amélioration possible est de définir l'horizon sur lequel sont déterminés les proches-voisins, comme étant une ellipse par exemple, dont les dimensions des axes principaux, voir leur orientation, sont déterminées à partir de connaissances à priori.

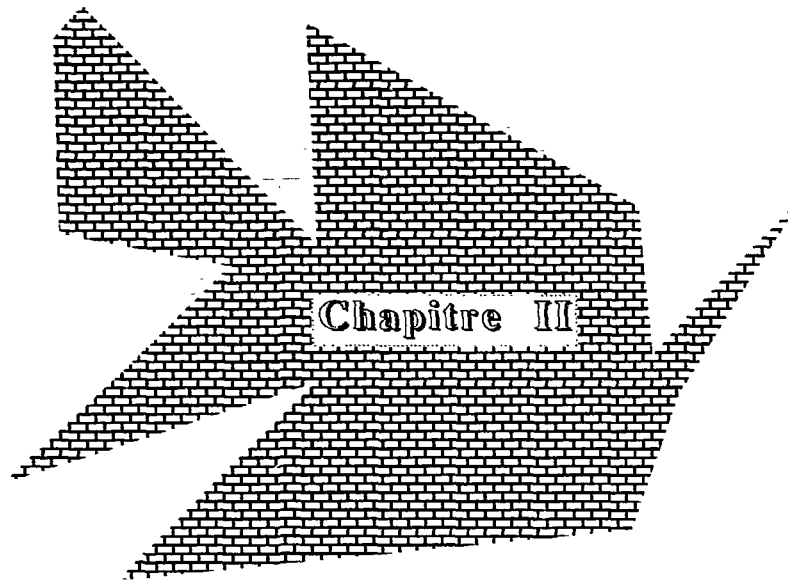
Il convient cependant de noter, qu'il suffit qu'un point d'une vallée soit classé, pour quelque raison que ce soit, comme point de forte densité par rapport à des centres de classes de moyenne ou faible statistique, pour que la fusion de classes distinctes soit injustement effectuée.

I.3. Conclusion:

Les algorithmes décrits ci-dessus nécessitent tous des réglages de paramètres qui déterminent leurs performances, et qui de plus dépendent des données à analyser (un changement de couronne, de système ou d'énergie nécessiterait des réglages différents). Leur utilisation de façon non supervisée est difficile.

Les solutions qui consistent à définir une distance adaptative dans le cas des nuées dynamiques, ou un horizon de recherche des proches-voisins à partir de connaissances à priori, peuvent être utilisées dans de meilleures conditions dans un contexte différent de traitement des spectres (E, Δ E) (prochain chapitre), où il n'est plus question d'identifier un à un l'ensemble des points de ce spectre de façon itérative, mais d'attribuer chaque point à la ligne de crête la plus proche, celle-ci étant préalablement déterminée et identifiée.

La suite de ce travail sera consacrée à la détection et l'identification des lignes de crête.



**IDENTIFICATION NON SUPERVISÉE DES
LIGNES DE Z PAR DÉTECTION DE CONTOUR**

Chapitre II: Identification non supervisée des lignes de Z par détection de contour.

II.1 Introduction:

De nombreux systèmes de vision par ordinateur passent par une étape fondamentale de compactage d'une image, en confinant les informations qu'elle contient sous une forme plus exploitable que l'ensemble des pixels qui la constituent; les techniques de segmentation d'image sont les approches les plus utilisées.

La segmentation est une représentation de l'information contenue dans une image sous une forme plus pertinente que la seule connaissance de la valeur de la fonction intensité lumineuse (ou niveau de gris) comme fonction de la position. Cette représentation consiste à obtenir une description de l'image sous forme de régions ou de contours caractéristiques des "objets" qui la constituent. Cette étape est un passage obligé pour tout système de vision par ordinateur visant "l'interprétation" d'images à un stade plus ou moins évolué. C'est la raison pour laquelle de nombreux travaux de cette discipline traitent de la segmentation.

Les types d'images utilisés en littérature pour le développement des méthodes de segmentation sont très variés. Ils proviennent de domaines d'application très divers: imagerie médicale [GAR 86] et [CHA 87] et [KOT 90], images aériennes [HAD 90], scènes d'intérieurs [VIN 91], images de textures [BOU 91] et [JAI 91]...etc. Le problème d'extraction de l'information relative aux différentes formes constituant

l'image est un problème délicat. Il a été abordé de multiples façons suivant le type d'image à traiter. L'absence de normes d'évaluation de la qualité des résultats qu'il fournit, ne permet de juger ses performances que dans le contexte où il est intégré. Aussi n'existe-t-il pas de méthode générale de segmentation pouvant s'adapter à tout type d'image.

Les spectres $(E, \Delta E)$ objets de notre analyse sont des histogrammes dont chaque point représente une particule détectée au niveau du couple de détecteur Si-CsI d'un module d'INDRA (cf. introduction). Les particules de même charge Z se retrouvent au niveau de la représentation $(E, \Delta E)$ sur une même ligne de crête (en fait, une même charge Z correspond à plusieurs masses A qui, à la résolution de travail constituent généralement une seule et même ligne de crête). Le spectre en énergie des particules $Z=Z_i$, c'est-à-dire la répartition d'un type de particule donné au niveau de la matrice $(E, \Delta E)$, dépend d'un ensemble de paramètres (système étudié, énergie du faisceau, couronne concernée (angle de détection), ...). Ceci implique une grande diversité du type de spectres suivant ces paramètres, aussi bien en ce qui concerne l'emplacement des zones à forte statistique, que du nombre de lignes de Z présents dans le spectre, la forme d'une ligne de Z , ... On peut voir sur la figure II.1 quelques exemples de différents types de spectres pour différents systèmes et différentes couronnes.

Le dépouillement des données acquises lors d'une expérience de physique passe, entre autres, par l'identification des particules détectées par les différents modules. Le but essentiel de ce travail est de remplacer la procédure fastidieuse que représente pour un opérateur le tracé manuel, pour l'ensemble des modules de détection, de chaque ligne de Z et l'attribution à chacune de ces lignes d'un numéro d'identification représentant la charge Z des particules qui la constituent. Nous travaillerons, en ce qui nous concerne sur les modules Si-CsI des couronnes 1 à 9.

Les capacités extraordinaires du cerveau humain, et l'oeil exercé du physicien (connaissances a priori) sont évidemment très difficiles (voir impossibles) à égaler par une machine. Ceci dit, il serait intéressant d'adopter une approche "traitement d'image" pour tenter de résoudre ce problème. Nous allons, en effet, ramener ce dernier à un problème de détection de contour, en s'aidant de connaissances a priori que peut nous apporter la physique.

Une identification correcte des particules nécessite une bonne localisation de la presque totalité des lignes de crêtes, y compris dans les zones à faible statistique (en général les queues de distributions, ou les Z élevés pour l'angle de détection concerné). Il faudra tenir compte de différents phénomènes, notamment:

- la plupart des lignes de Z sont très bruitées (problème de faible statistique).

- il existe une différence d'échelle relativement importante entre lignes de Z (les crêtes à ΔE faible sont étroites et rapprochées; les crêtes à ΔE élevée sont larges et plus espacées).

Une description adaptée des connaissances a priori dont nous disposons pour ces spectres physiques sera une aide appréciable pour le système d'identification des lignes de Z que nous présenterons dans la suite.

Une exigence sévère, mais nécessaire pour la méthode est d'être indépendante de toute intervention humaine extérieure, en raison du nombre élevé d'images à traiter.

Nous allons commencer par décrire la détection de contour d'un point de vue général, ainsi que les problèmes qu'elle pose. Nous verrons ensuite les approches d'optimisation de la détection de contour en littérature en fonction du contour recherché. Nous aborderons enfin l'approche spécifique à notre application qui utilise détection et chaînage de contours dans un contexte défini par les connaissances a priori que nous fournit la physique.

II.2 La détection de contour:

Dans le cas le plus répandu d'une image en niveau de gris, les contours des objets correspondent à une variation locale de la fonction intensité $I(x,y)$, donc aux extrema locaux du gradient de cette fonction ou aux zéros de son laplacien.

$$\text{Gradient : } G(I) = \begin{pmatrix} \frac{\partial I}{\partial x} \\ \frac{\partial I}{\partial y} \end{pmatrix}$$

$$\text{Laplacien: } L(I) = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2}$$

Les masques de Prewitt constituent l'une des premières approches utilisées en détection de contour. Ceux-ci permettent une approximation de la dérivée première suivant les deux directions x et y:

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

Masques de Prewitt.

Il est souvent utile, lorsque les images contiennent des croisements de plusieurs contours, et en tout cas à cause du bruit affectant toute image réelle, de calculer le gradient suivant plusieurs directions (4 ou 8 orientations), pour trouver la direction dominante (selon laquelle le gradient est le plus fort). Les masques de Kirsh [MON 90] sont des exemples de masques de dérivation de ce type.

Le calcul de dérivée dans une direction donnée est donc simplement fait par une combinaison linéaire des intensités dans un voisinage $n \times n$ (dimensions du masque) du point considéré. Pinnington [PIN 91] présente une approche simple de détection de contour basé sur ce principe (combinaison d'intensité d'un voisinage $n \times n$), couplé à des techniques de seuillage pour éliminer les faux points de contours.

Il est intuitivement clair qu'en présence de bruit, il est nécessaire d'agrandir les dimensions $n \times n$ du masque, ce qui revient à un lissage. Pour certains types de bruits, un filtrage non linéaire peut être plus efficace (un filtre médian s'avère adapté à un bruit impulsionnel par exemple).

La difficulté de différenciation d'une image en présence de bruit sera le propos du prochain paragraphe.

II.2.1 Problématique de la détection de contour:

La détection de contour dans le cas non bruité revient donc à une différenciation de l'image. La présence de bruit (pouvant être de multiples origines) dans toute image réelle, est la principale difficulté pour la détection de contour. En effet, la différenciation d'un signal discret bruité est un problème mal posé [TIK 63] et [TIK 77], un problème mathématique est dit bien posé (au sens de Hadamard), si sa solution existe, est unique et dépend de façon continue des données initiales. Sous certaines conditions, cette solution est, de plus, robuste au bruit. La différenciation est un problème mal posé dans le sens où celle-ci souffre d'une faible robustesse vis-à-vis du bruit affectant les données.

Torre [TOR 86] passe en revue les différentes techniques proposées pour régulariser la différenciation. Celles-ci se ramènent à un filtrage préalable des données par des filtres passe-bas. On montre par ailleurs dans [SCH 64] que les techniques de régularisation proposées par Tikhonov [TIK 77], reviennent à convoluer le signal bruité par un filtre spline cubique de forme très proche d'une gaussienne. Ceci justifie le bien fondé d'un filtrage gaussien largement utilisé comme étape de régularisation de la différenciation en littérature, dans les problèmes de la détection de contour.

On notera que les opérations de filtrage et de différenciation sont effectuées dans le but d'obtenir une représentation de l'image, formée des positions des zéros ou extrema des dérivées de l'image. Dans le cas 1D, un contour de type marche correspond

aux extrema de la dérivée première, tandis qu'un contour de type crête correspond à ses zéros.

II.2.2 Lissage et différenciation:

↳ Lissage.

Comme nous venons de le mentionner, la régularisation d'un signal bruité consiste en une opération de lissage par filtrage passe-bas. Cette étape utilise généralement des filtres linéaires, dont l'étendue temporelle ou fréquentielle déterminent leur comportement et leurs propriétés. Il est facile de voir qu'un filtre à réponse impulsionnelle large va favoriser une bonne détection (éviter des détection multiples au voisinages d'un contour bruité), tandis que celui à réponse impulsionnelle étroite favorise la localisation (précision de détermination de la position du contour).

Trois classes de filtres sont à noter:

● **Filtres à support limité:** Ce type de filtre favorise la localisation à la détection. Un exemple simple est donné par:

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2D}} & \text{pour } x \in [-D, D] \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

Un tel filtre de lissage ne permet pas une bonne régularisation de la différenciation au sens de Tikhonov. L'opération de différenciation qui suit réintroduit du bruit dans des proportions comparables à celles que le lissage permet d'éliminer [TOR 86].

Le DOB ("différence of boxes") est un filtre impair de différenciation du même type proposé par Herskovitz et Binford [Her 70]. Il a été utilisé dans la détection de contour de type "marche".

Des considérations de facilités d'implantation et de coûts de calcul raisonnables sont les principaux atouts des filtres à support limité. Ceci dit, ce type de filtre doit être utilisé avec précaution dans le cas d'images très bruitées en raison de ses mauvaises performances en régularisation; il conduit en général à des détections multiples au voisinage d'un contour bruité [CAN 86].

● **Filtres à bande limitée:** la régularisation de la différenciation par filtrage du bruit à haute fréquence est la solution la plus évidente pour éviter l'amplification de ce bruit par l'opération de différenciation. Ce type de filtre vérifie les conditions de Tikhonov, mais conduit cependant à une mauvaise localisation des positions des

contours. Des exemples de ce type de filtre peuvent être consultés dans [SHA 79] et [TOR 86]. Notons que théoriquement un filtre à bande limitée ne peut pas être à support limité.

● **Filtres à incertitude minimale:** Ces filtres constituent un compromis entre les deux types précédent, l' "incertitude" étant ici le produit de deux entités représentant l'étendue du filtre dans l'espace temporel et dans l'espace de Fourier [TOR 86]. Ils vérifient les conditions de régularisation. Le filtre gaussien est un filtre à incertitude minimale. Notons la propriété remarquable du lissage gaussien: celui-ci ne conduit pas à l'apparition de nouveaux points de contours lorsque l'échelle du filtre augmente (propriété que Torre [TOR 86] désigne par "nice scaling property").

Certains auteurs ([HAR 80] et [HAR 85]) ne passent pas explicitement par une étape de lissage pour la régularisation. Ils effectuent une interpolation de leurs échantillons pour estimer ensuite la valeur de la dérivée. On montre cependant dans [CAN 83] que ceci est équivalent à un filtrage de régularisation.

➔ Différenciation.

Cette étape consiste à calculer numériquement les dérivées du signal ou de l'image à segmenter. On utilise pour cela des opérateurs de différenciation. Ceux-ci sont caractérisés par:

- l'ordre de l'opérateur (défini par l'ordre des dérivées constituant l'opérateur).
- la linéarité .
- dans le cas 2D par le fait que l'opérateur est directionnel ou invariant par rotation (un opérateur directionnel inclut dans sa définition l'orientation du contour).

La différenciation est couramment effectuée en détection de contour à l'aide de l'un des opérateurs suivants:

* Gradient:

L'identification des contours est effectuée à l'aide d'une différenciation au 1^{er} ordre. Le module est calculé par l'un des opérateurs suivants:

$$\left[\left(\frac{\partial}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial}{\partial y} \right)^2 \right]^{1/2} \quad \text{ou} \quad \left| \frac{\partial}{\partial x} \right| + \left| \frac{\partial}{\partial y} \right|$$

La direction du gradient est donnée par:

$$\theta = \arctg \left(\frac{\frac{\partial}{\partial y}}{\frac{\partial}{\partial x}} \right)$$

Les points de gradient fort (maxima locaux) constituent des points de contours.

* Laplacien:

$$\Delta = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2}$$

Le passage par zéro du laplacien détermine la position des points de contour.

Un troisième opérateur de différenciation du second ordre, largement utilisé, est la dérivée seconde dans la direction du gradient.

Dans le cas 1D, il est clair que la détection des extrema de la dérivée première, ou des passages par zéros de la dérivée seconde correspondent aux mêmes points de contours. Le cas 2D ne vérifie pas toujours cette équivalence des résultats obtenus par les différents opérateurs de différenciation. Torre [TOR 86] explique, pour certains types de contours, dans quelles conditions ces opérateurs fournissent des résultats identiques.

II.2.3 Informations a priori et détecteurs de contour contextuels:

L'opération complète de détection de contour doit fournir une description de l'image en terme de positions des points contours, mais aussi si nécessaire donner des informations supplémentaires sur les contours (degré de vraisemblance, orientation locale du contour ...etc). Dans l'autre sens, si des informations a priori sur l'image à traiter sont disponibles, il s'avère très souvent utile de les utiliser pour contraindre le comportement du système de détection de contour et améliorer ses performances.

Un détecteur de contour autonome est réalisé indépendamment des images sur lesquelles il est appliqué. Il est en ce sens général. Tandis qu'un détecteur de contour contextuel tient compte d'informations a priori pour mieux s'adapter à l'image à traiter, il n'a alors de sens que pour les images pour lesquelles il a été conçu. Ce dernier type de système de détection de contour est préférable lorsqu'il est destiné à traiter un même type d'images.

Aux deux opérations de lissage et de différenciation peut succéder une phase de correction. Celle-ci est généralement basée sur la mise en oeuvre de critères géométriques et de connexité de voisinage, ainsi que d'un certain nombre de règles

suivant le types d'images analysées (fermeture de contours par exemple). Elle vise à éliminer les faux points de contour entre autres.

II.2.4 Discussion:

Pour résumer, deux opérations indispensables à la détection de contour sont nécessaires:

❶ Le lissage vise à réduire le bruit. C'est en général un filtrage passe-bas qui permet de l'effectuer. Une détérioration de la localisation des contours, la création de nouveaux contours et l'élimination de vrais points de contours sont les principales conséquences du lissage. Les filtres à incertitude minimale, tel que le filtrage gaussien, assurent un compromis entre détection et localisation (le filtrage gaussien est stable dans l'espace échelle: il ne conduit pas à l'apparition de nouveaux points de contours lorsque l'horizon du lissage augmente).

❷ La différenciation, où l'ordre des dérivées de l'image à utiliser pour localiser les contours dépend du type de contour recherché. Plusieurs études ont été faites pour déterminer des détecteurs de contour optimaux, le type de contour étant connu. Nous en présenterons quelques exemples dans la suite.

Une correction est ensuite utile, pour améliorer les performances obtenues.

Notons enfin que dans le cas 1D, lissage et différenciation peuvent se ramener à une seule opération de filtrage. Lisser par un filtre f puis effectuer la différenciation est équivalent à filtrer par un filtre de réponse impulsionnel f' . Cette même expression permet de remarquer que filtrage linéaire et différenciation sont intervertibles (Ce n'est pas toujours vrai dans le cas 2D, en particulier lorsque l'opérateur de différenciation n'est pas linéaire, le lissage est généralement effectué avant la différenciation dans ce cas).

La détection de contour telle qu'elle a été présentée jusqu'ici a pour principe de désigner comme point de contour les pixels de l'image correspondant à une variation significative de la fonction intensité qui la décrit $I(x,y)$ et qui correspondent aux maxima locaux du gradient ou aux passages par zéro du laplacien. Ceci constitue donc une approche centrée sur la détection de contour de types "marche". En effet une crête suffisamment large aboutirait à deux points de contours, puisqu'elle donne deux passages par zéro lorsqu'elle est dérivée au second ordre.

Une grande majorité des travaux traitant ce sujet s'intéresse d'ailleurs à la détection de contour de type "marche", qui sont les plus courants dans les images du domaine de la vision par ordinateur. L'émergence d'applications nécessitant la détection d'autres types de contours (traits, crêtes...) a suscité plus d'intérêt pour le développement d'outils spécifiques à ces derniers.

Une approche récente et intéressante consiste à poser le problème de la détection de contour comme un problème d'optimisation. Etant donné une forme de contour à chercher, quel est le filtre le plus adapté à utiliser pour sa détection, c'est-à-dire optimisant des critères préalablement définis relatifs à la performance du filtre et vérifiant un ensemble de contraintes. Ces opérateurs optimaux ont la double fonction de régularisation de la dérivée et de différenciation (nous avons vu précédemment que lissage et différenciation peuvent être effectués par une seule et même opération de filtrage). Le prochain paragraphe sera l'objet de cette approche.

II.2.5 Détecteurs de contours optimaux:

Comme nous venons de le voir, la différenciation d'une image en vue d'une détection de contour doit être précédée d'une étape de lissage pour rendre cette différenciation plus robuste au bruit. Nous avons également vu que le lissage et la différenciation peuvent se réduire à une seule opération de filtrage. Plusieurs travaux ont été menés pour concevoir des critères mathématiques définissant l'optimalité d'un détecteur de contour (les opérateurs qui en découlent sont des filtres de lissage et de différenciation).

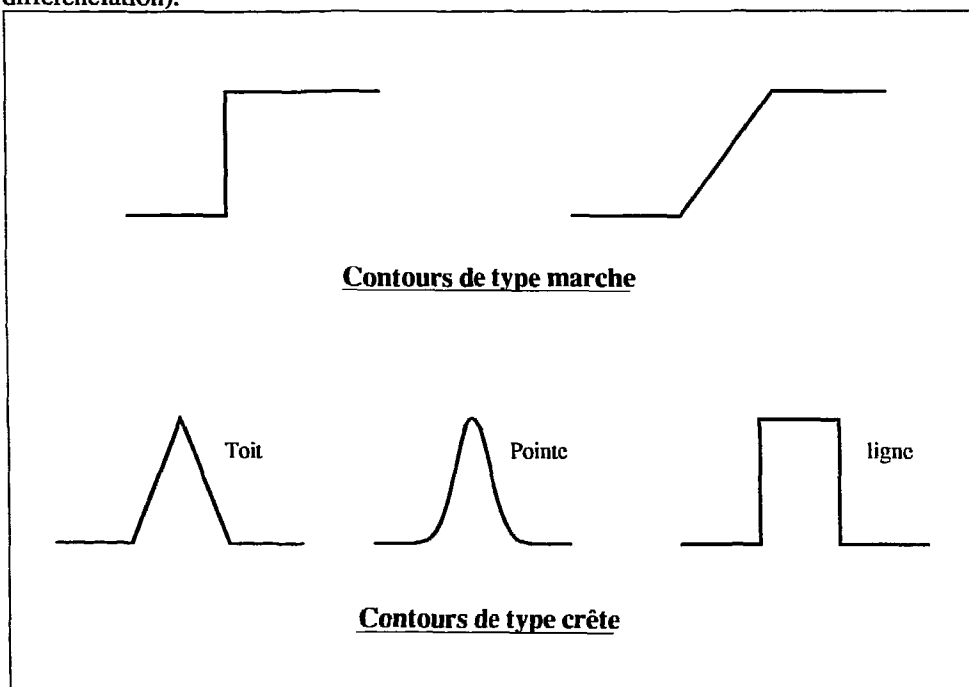


Fig II.2 : Différents types de contours

Le type de détecteur de contour à utiliser dépend de la forme du contour recherché. Déterminer le détecteur de contour le plus performant pour un type de contour donné nécessite d'abord une définition des critères de performances. Canny [CAN 86] part du schéma classique de la détection de contour: le résultat de la convolution du contour bruité par une fonction spatiale symétrique ou antisymétrique (suivant le type de contours) est une fonction dont les maxima locaux correspondent aux positions des points de contours:

$$I_f(x_0) = \int_{-\infty}^{+\infty} I(x) f(x_0 - x) dx$$

Il définit ensuite les critères de performances d'un filtre optimum:

- une bonne détection, c'est-à-dire une faible probabilité de ne pas trouver de vrais points de contours ou de retenir de faux points de contours, et qui revient d'après lui à une maximisation du rapport signal à bruit.
- une bonne localisation: le point de contour détectée doit être aussi proche que possible du vrai point de contour.
- une seule réponse à un vrai point de contour, donc pas de détection multiple au voisinage d'un même point de contour.

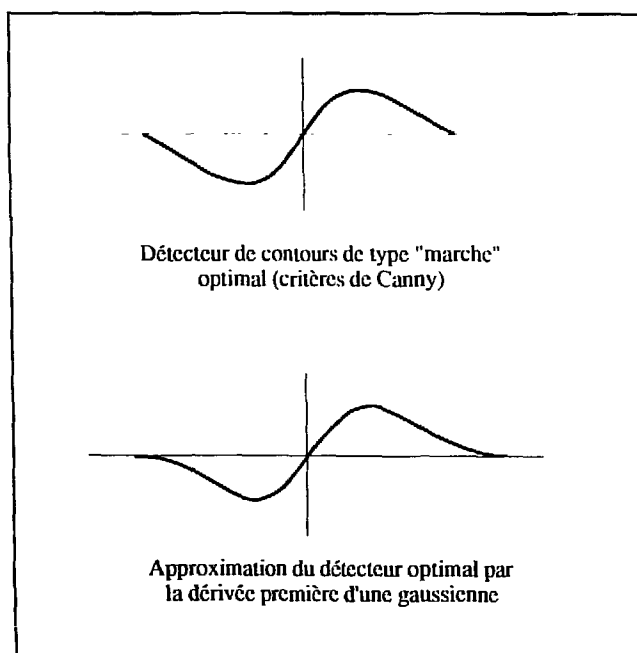


Fig II.3 : Détecteur de "marche" optimal (critères de Canny)

Canny traduit ces critères sous une forme mathématique de la façon suivante:

- Optimiser la détection revient à maximiser le rapport S/B:

$$\text{SNR} = \frac{\left| \int_{-w}^{+w} I(-x) f(x) dx \right|}{n_0 \sqrt{\int_{-w}^{+w} f^2(x) dx}} \quad (1)$$

où I est le contour bruité, n_0^2 la variance du bruit (supposé gaussien), et $f(x)$ le filtre recherché à support sur $[-w, w]$.

- Optimiser la localisation revient à maximiser:

$$L = \frac{\left| \int_{-w}^{+w} \Gamma(-x) f'(x) dx \right|}{n_0 \sqrt{\int_{-w}^{+w} f'^2(x) dx}} \quad (2)$$

donc à minimiser $\frac{1}{L}$ qui correspond à l'écart-type de l'erreur sur la position du point de contour.

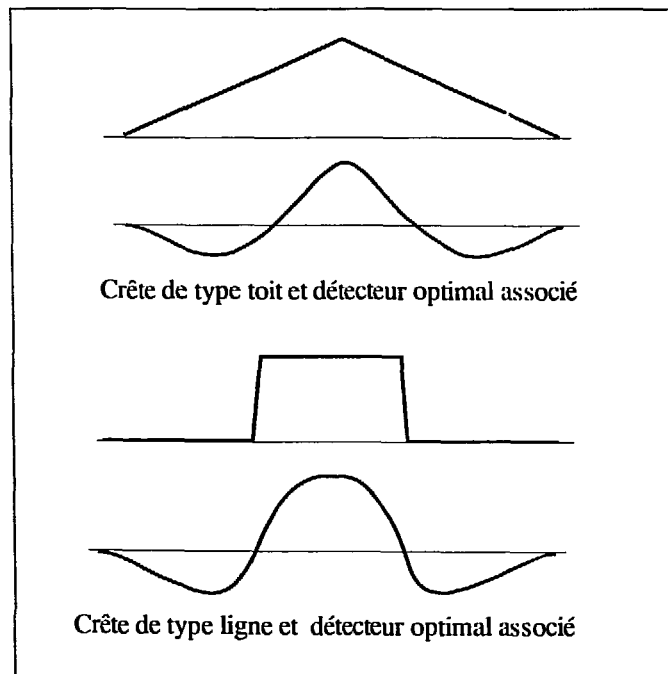


Fig II.4 : détecteurs de crêtes optimaux (critères de Canny)

• Le troisième critère est obtenu par Canny en exprimant la distance moyenne x_{\max} entre deux maxima dans la réponse du filtre f à un bruit blanc gaussien comme fonction de la largeur w de f , il trouve:

$$x_{\max} = k.w = 2\pi \left[\frac{\int_{-\infty}^{+\infty} f^2(x) dx}{\int_{-\infty}^{+\infty} f'^2(x) dx} \right]^{1/2} \quad (3)$$

Fixer k fixe le nombre moyen de maxima pouvant conduire à de faux points de contours.

Canny propose de maximiser le produit (1)x(2) en utilisant l'expression (3) comme contrainte. La résolution analytique de ce problème s'avère difficile. Il propose l'utilisation de méthodes numériques d'optimisation pour déduire la forme des détecteurs optimaux, qu'il approxime ensuite par des expressions analytiques. Une contrainte supplémentaire est utilisée par Canny lors de son optimisation: la réponse de f à une entrée constante doit être nulle.

Les détecteurs de contours optimaux obtenus par Canny pour différents types de contours sont présentés sur les figures II.3 et II.4.

Il propose d'approximer le détecteur de contours de type marche par la dérivée première d'une gaussienne: $f(x) = -\frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)$

L'optimalité au sens de Canny est largement utilisée en littérature. Les détecteurs correspondants conduisent à des performances satisfaisantes sur des applications réelles.

Ziou [ZIO 91] utilise les critères de Canny pour trouver un détecteur de crête optimal, fournissant en sortie des extrema aux positions des lignes de crêtes du signal d'entrée $I(x)$. Il propose de modéliser une crête par:

$$I(x) = A e^{-|x|}$$

et propose comme filtre de détection:

$$f(x) = [-\alpha \sin(w|x|) + w \cos(w|x|)] c e^{-\alpha|x|}$$

α et w sont des paramètres qui déterminent les performances du filtre, et c une constante positive. Ziou montre que les meilleures performances (au sens de Canny) de ce filtre sont obtenues pour $\alpha \approx w$ (figure II.5).

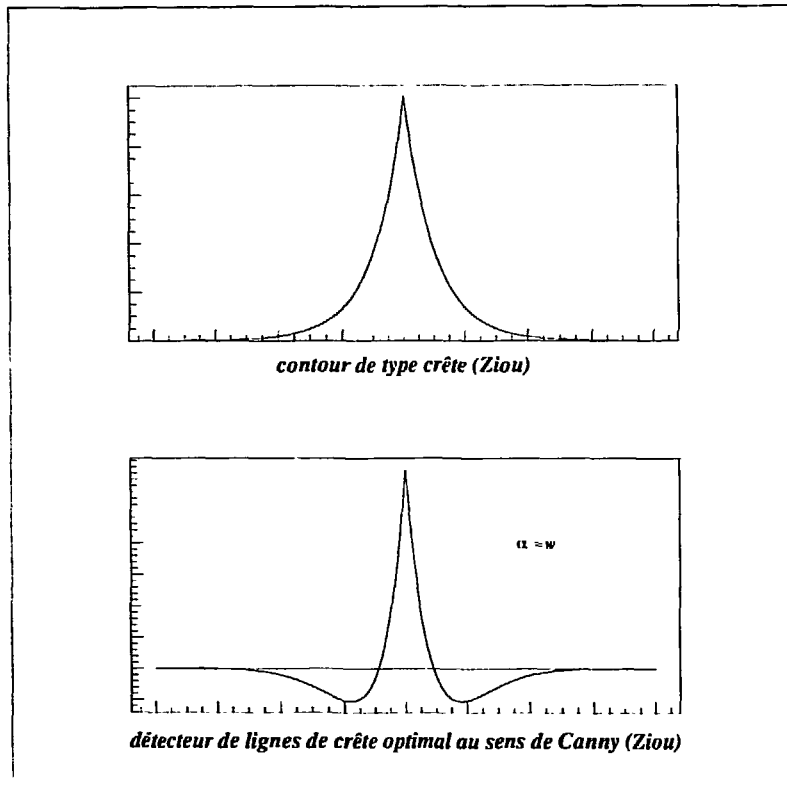


Fig 11.5

Ce filtre est un cas particulier de celui présenté par Petrou [PET 89]. Il est légèrement différent de ceux trouvés par Canny pour d'autres formes de crêtes.

D'autres critères de performances pour déterminer des détecteurs de contours optimaux ont été développés en littérature. Shen et Castan [SHE 86] proposent:

- De minimiser l'énergie E_n de la réponse du filtre de lissage $f(x)$ au bruit.
- le filtre de dérivation correspondant f' doit vérifier:
 - + Une énergie du signal en sortie E_a minimale lorsque l'entrée est le bruit.
 - + Une énergie du signal en sortie E_s maximale lorsque l'entrée est le contour.

Ils proposent alors de minimiser la fonctionnelle $C(f) = \frac{E_n(f')}{E_s^2(f)}$.

Le détecteur de contour de type "marche" de shen (décrit dans [MON 90]):

$$f(x) = \begin{cases} c e^{-\alpha|x|} & \text{si } x > 0 \\ -c e^{-\alpha|x|} & \text{si } x < 0 \end{cases}$$

coïncide avec la solution optimale pour les deux premiers critères de Canny. Sa discontinuité à l'origine implique de bonnes performances en localisation, mais conduit à des détections multiples au voisinage de points de contours bruités.

L'approche normale pour le traitement 2D est celle d'étendre le filtre obtenu dans le cas 1D à 2 dimensions [CAN 86],[ZIO 91]. Il y a alors intérêt à avoir un filtre séparable permettant une décomposition du filtrage 2D en deux filtrages 1D (ligne et colonne), conduisant ainsi à une réduction importante du coût de l'algorithme de filtrage.

II.2.6 Choix du détecteur optimal et ajustement de ses paramètres:

Sur des applications réelles, on est souvent confronté au problème du choix d'un détecteur de contour optimal. Ce choix a souvent été arbitraire lorsque plusieurs types de contours coexistaient dans l'image à traiter, ou encore lorsqu'un même type de contour existe à plusieurs échelles différentes. Peu de publications présentent des critères de choix du type et de l'échelle du détecteur suivant le contexte de la zone à traiter dans l'image. Une fois déterminée la forme du détecteur optimal (approximé par la dérivée première d'une gaussienne pour un contour de type marche), Canny [CAN 86] utilise, pour déterminer l'échelle à utiliser pour son détecteur, une estimation de l'énergie du bruit localement. Et moyennant une hypothèse sur la loi de probabilité du bruit, il fixe un seuil, que la réponse du détecteur à la zone de l'image sous analyse doit dépasser, et qui correspond à fixer la probabilité d'erreur de détection pour le détecteur considéré. Lorsque plusieurs détecteurs (d'échelles différentes) dépassent ce seuil, le contour retenu est celui donné par le moins large des détecteur testés, puisque celui-ci possède les meilleures performances en localisation.

Le système de détection de contour présenté par Canny, comme la plupart de ceux développés dans le domaine de la vision par ordinateur s'intéressent généralement aux détecteurs de contours de type marche. Ce type de contours étant le plus répandu dans les images propres à cette discipline.

Si certains travaux (dont celui présenté ci-dessus) présentent des approches contextuelles de choix de paramètres d'un détecteur, d'autres ont une approche plus empirique puisque l'ajustement des paramètres est alors déterminé expérimentalement. Les systèmes basés sur des détecteurs dont le choix des paramètres ou du type est dynamique, c'est-à-dire évolue suivant des considérations propres aux caractéristiques de la zone analysée, constituent une voie récente.

En pratique, s'agissant de la détection de contour de type crête, plusieurs auteurs utilisent la même forme de filtre, et non pas un filtre par forme de crête (pointe, toit, ligne...). En effet les images réelles contiennent en général des crêtes dont la forme ne concorde parfaitement avec aucune des formes idéales présentées sur la figure II.2.

Nous utiliserons dans notre cas la dérivée seconde d'une gaussienne comme approximation du détecteur de crête optimal au sens de Canny (fig II.6).

Importance de la largeur du filtre:

Les matrices (E,ΔE) sont des histogrammes 2D formées de lignes de Z. Différentes causes (bruit statistique, modules de détection, la présence de plusieurs masses dans une même ligne de Z) impliquent une largeur non nulle de chacune des lignes de crête. La forme d'une ligne de crête sur une section perpendiculaire (ou en général non colinéaire) à la direction du contour est gaussienne¹, la détection d'un tel type de crête peut être effectuée à l'aide de détecteurs appropriés (paragraphe précédent). La dérivée seconde d'une gaussienne (LoG) constitue une bonne approximation du filtre optimal pour des contours de type crête (fig II.4).

La précision de localisation de contours avec un filtre LoG ont été étudiés dans [BER 84] et abordés de façon informelle dans [HUE 86]. Elle est directement liée à la largeur σ du LoG utilisé.

$$\text{LoG :} \quad f(x) = A \left(1 - \frac{x^2}{\sigma^2} \right) e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}$$

Les figure II.6.a et b illustrent cet effet.

Si la largeur du filtre σ est très petite devant celle du contour σ_c , le filtre de lissage correspondant à f est trop étroit, le bruit reste trop important et la différenciation au second ordre (dont la grande sensibilité au bruit est bien connue) conduit à une détection multiple (fig II.6.b), tandis qu'un lissage trop important (σ grand) conduit à de mauvaises performances en localisation (erreur sur la position de la crête) et peut conduire à la confusion de crêtes rapprochées. Un bon compromis entre détection et localisation est de prendre $\sigma = \sigma_c$.

Un filtre trop large pouvant conduire à la confusion de crêtes proches, il n'est donc pas possible d'utiliser le même filtre pour toute une image (E,ΔE) qui présentent une dynamique d'échelle importante (largeur des crêtes et distance entre elles variant de façon importante suivant la zone considérée). D'où l'importance d'utiliser un ensemble d'informations a priori que nous fournit la physique (moyennant leur transformation en données exploitables pour l'aide à la détection de contour). Nous aborderons ce sujet plus loin.

¹ En toute rigueur, une ligne de Z est constituée de plusieurs lignes de crête très rapprochées (plusieurs masses A). A la résolution de détection utilisée, ceux-ci ne sont pas discernables et constituent une seule et même crête. L'exception de la ligne Z=4 s'explique par l'absence de la masse A=8, les crêtes ⁷Be et ⁹Be sont alors généralement distinctes.

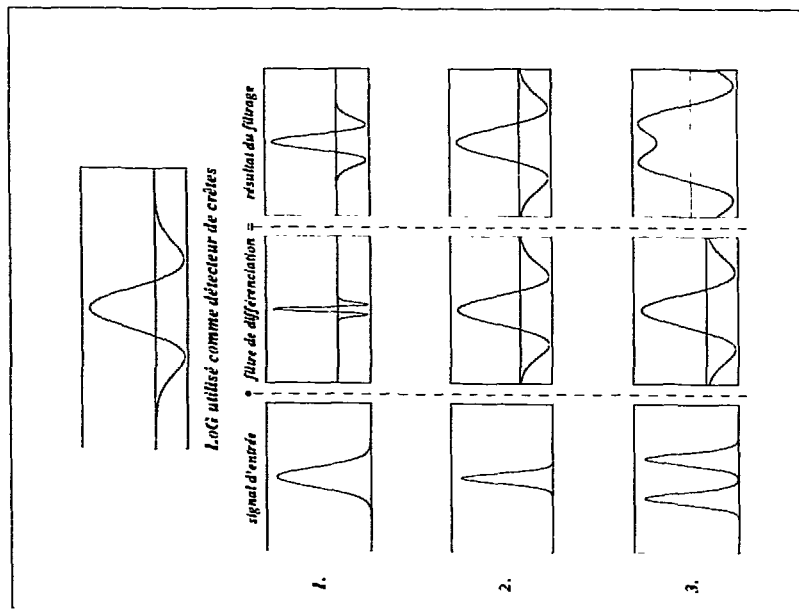


Fig II.6.a : Importance de la largeur du filtre de différenciation

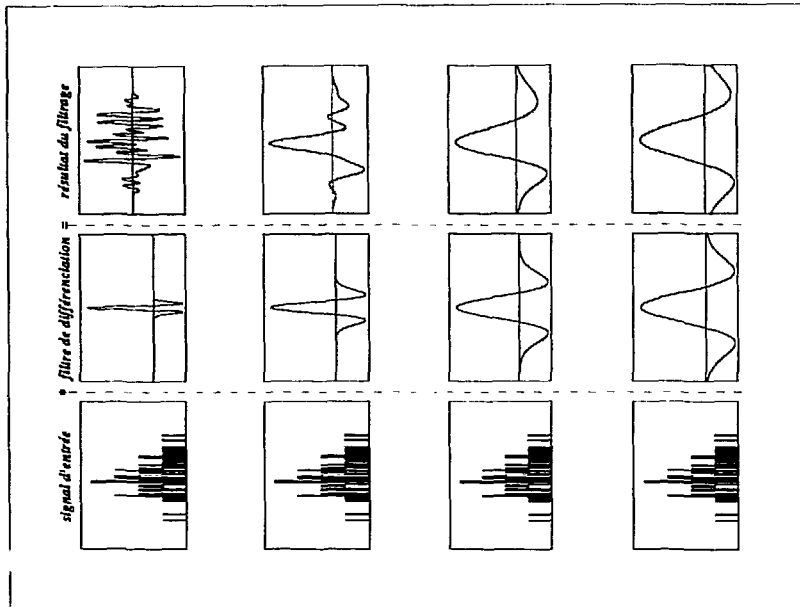


Fig II.6.b: Différenciation en présence de bruit

Remarquons que la réduction du bruit (dans notre cas bruit statistique) par un traitement préalable, est intéressant pour améliorer les performances en détection, comme nous le verrons au paragraphe II.3.4.

II.3 Détection et identification des lignes de Z:

Ayant défini le type de détecteur de contour adapté aux formes de contours existant dans nos images, nous allons voir ici les différentes étapes par lesquelles nous aurons à passer pour arriver à l'identification de chacune des lignes de Z.

II.3.1 Particularités de nos images:

Il y a lieu de tenir compte d'un ensemble de particularités des spectres ($E, \Delta E$) pour définir une stratégie générale d'identification. En effet, on peut noter que:

- Les lignes de crête ne se croisent jamais, et qu'il n'existe pas de point de convergence de plusieurs lignes différentes (angles).
- Plusieurs contours d'échelles (de largeurs) différentes existent sur une même image.
- Si certaines zones à haute statistique permettent de considérer celle-ci comme une zone à niveaux de gris, d'autres zones (plusieurs lignes de Z) peuvent être à statistique faible, leur pixels ont un poids de 0, 1 ou 2 et rarement plus. C'est alors la densité des points localement qui permet à l'oeil humain de discerner les différentes lignes, et non l'intensité de l'image $I(x,y)$.
- La détection de contour étant faite dans l'optique d'être utilisée pour l'identification des particules (chaque particule est attribuée à la ligne de contours la plus proche), il est important d'avoir de bonnes performances en localisation. Il est de plus, important pour le physicien d'identifier correctement le plus possible de particules présentes dans un spectre donné, y compris dans des zones à basse statistique.

Enfin, des temps de traitement raisonnables sont évidemment préférables, bien qu'il n'existe pas de contraintes sévères à ce niveau.

II.3.2 Approches utilisées:

En littérature, la différenciation 2D est effectuée (quand cela est possible) avec des filtres séparables qui permettent de ramener celle-ci à deux opérations de convolution en une dimension (suivant les deux directions x et y par exemple). Chaque convolution dans une direction peut être accompagnée d'une opération de projection suivant la direction perpendiculaire. La fonction de projection est un filtre de lissage

(gaussien par exemple). Canny [CAN 86] utilise ce type de filtre pour en dériver des filtres directionnels (la fonction de projection est quasiment rectangulaire et à bords lisses dans la direction orthogonale à celle de la différenciation). Ceci correspond, dans le cas du détecteur de crête qui nous intéresse, à un filtre tel que celui de la figure II.7. Les opérateurs de différenciation directionnels introduisent implicitement un lissage directionnel : lissage plus important dans la direction du contour que perpendiculairement à celle-ci.

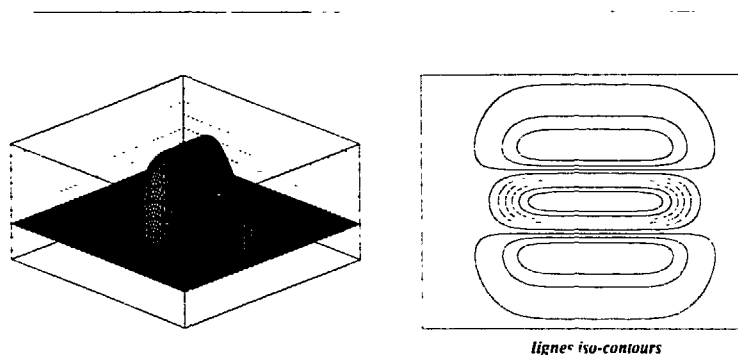


Fig II.7 : détecteur de crêtes directionnel optimal

Comme approche différente de la précédente, on peut noter que Spacek [SPA 84] utilise pour la différenciation des filtres monodimensionnels alignés perpendiculairement à la direction du contour (qu'il a préalablement déterminée), et sans utiliser de fonction de projection. Tandis que Nalwa [NAL 86] conteste l'utilisation de fonction de projection gaussienne (dans la direction du contour), il lui préfère un moyennage avec pondération identique du voisinage moyenné et justifie cela informellement par le fait que ce deuxième cas conduit à un meilleur rapport S/B.

Les différentes remarques précédentes vont nous permettre de définir une approche de détection de contour adaptée à nos images:

- Si dans le cas général où on ne dispose pas d'information a priori sur les contours des images traitées, le lissage est effectué par un filtrage 2D symétrique (qui peut conduire à une dégradation de la résolution), l'utilisation de connaissances a priori va nous conduire à utiliser un lissage directionnel, dont le but n'est pas uniquement de rendre la différenciation moins sensible au bruit, mais également de rehausser l'image dans certaines des zones où la statistique est trop faible.

- La différenciation 2D permet de déterminer la position des contours et leur orientation. Dans la mesure où nous considérons l'orientation comme connaissance a priori, la détermination de la position d'un contour peut être effectuée par une différenciation 1D suivant une direction non colinéaire à celle du contour. Un gain important sur le coût de l'algorithme est réalisé dans ce cas.

Les lignes de Z étant d'échelles différentes d'une zone à l'autre, l'échelle du filtre de différenciation est adaptée à celle des lignes de Z (les informations a priori permettent de déduire une valeur approximative de l'échelle à utiliser).

- La détection des lignes de contour permet de passer de l'ensemble du spectre $(E, \Delta E)$ à une représentation plus compacte sous forme de points représentant les positions des lignes. Le chaînage de contour consistera à regrouper les points faisant partie d'une même ligne de Z, sur des critères de voisinage et d'orientation du contour localement.

Nous verrons dans la suite le type d'informations données par la physique, et présenterons ensuite les différentes étapes mentionnées ci-dessus, pour passer enfin aux résultats obtenus sur des données réelles.

II.3.3 Informations a priori :

II.3.3.1 Les tables de pertes d'énergie:

Les spectres $(E, \Delta E)$ sont constitués à partir de la mesure de l'énergie que perd une particule dans chaque étage du module de détection qu'elle traverse.

Deux remarques sont à noter à ce sujet:

- L'énergie que perd une particule dans la matière dépend de son énergie incidente, de sa masse et de la matière qu'elle traverse.
- Cette énergie est transformée au sein du dispositif de détection (détecteur + chaîne électronique) en un signal analogique qui est ensuite codé (mesure de son amplitude ou de son intégrale). Certains dispositifs de détection ne fournissent pas en sortie une grandeur proportionnelle à l'énergie de la particule incidente.

En ce qui concerne le module de détection Si-CsI, la réponse du Si est linéaire en fonction de l'énergie de la particule incidente et de sa charge (et pour une même charge, dans un degré moindre de sa masse), tandis que le scintillateur CsI n'est

linéaire ni en fonction de la charge, ni en fonction de l'énergie. De nombreuses études ont été menées pour décrire le comportement de ce scintillateur (sa réponse en énergie et en charge), nous en reparlerons plus loin.

Des études sur le comportement d'une particule lorsqu'elle traverse de la matière ont permis une formulation théorique des échanges énergétiques qui se produisent alors (formule de Bethe [BET 30]). Celle-ci dépend, entre autres, de la charge effective (Z_{eff}) du noyau incident, paramètre inconnu en général (la charge effective étant la différence entre la charge nucléaire et les électrons présents au niveau du cortège électronique).

L'estimation de Z_{eff} est en fait effectuée expérimentalement à partir de la comparaison des prévisions théoriques aux mesures effectuées dans un domaine d'énergie donné. Ceci a permis la construction de tables de pertes d'énergie, permettant d'estimer l'énergie que perd un noyau incident donné en fonction de son énergie incidente et du milieu traversé.

Plusieurs tables de ce type sont proposées en littérature : [ZIG 85], [HUB 80], [NOR]... (Elles existent également sous forme de programmes informatiques). Chacune a un domaine de validité donné et de faibles incompatibilités peuvent être constatées dans les zones de recouvrement entre ces domaines.

Les remarques précédentes sont valables indépendamment du type de détecteur considéré. De plus, la non-linéarité des relations énergie-lumière et masse-lumière dans un détecteur non linéaire (comme c'est le cas du CsI) augmentent la discordance entre les données tabulées et l'expérience. Il n'est alors pas possible d'identifier les particules au niveau d'un spectre ($E, \Delta E$) par une simple "superposition" de données expérimentales à des prédictions théoriques ou aux données des tables de pertes d'énergie. Une telle superposition implique des décalages importants entre les lignes de Z expérimentales et celles tracées à l'aide d'informations contenues dans les tables de perte d'énergie; il existe, dans certaines zones, des chevauchements entre ces lignes. Par contre, il est intéressant de noter que les pentes de ces lignes de Z , ainsi que les distances qui les séparent sont des informations peu différentes dans l'un et l'autre des deux cas et évoluent lentement en fonction de E et ΔE , d'où l'idée d'utiliser cette information comme aide à la détection de contour décrite précédemment.

Nous avons vu qu'avoir une information sur les distances entre crêtes et leur direction pouvait être une aide appréciable pour mieux ajuster les différents paramètres mis en jeu lors de la détection de contour, concernant en particulier le lissage directionnel et l'échelle du filtre de différenciation. Nous avons construit pour cela, à partir des tables de pertes d'énergie, des "tables" de pentes de lignes de Z et de distances

entre lignes sur tout le domaine d'énergie qui nous intéresse. Ces tables ont été ensuite ajustées par des fonctions adéquates.

II.3.3.2 Description des pentes et des distances entre lignes de Z:

Le but de cette description est d'obtenir des tables nous permettant d'avoir une estimation de la pente des lignes de Z et de la distance entre elles en tout point d'une image $(E, \Delta E)$ quelque soit son allure et le domaine énergétique qu'elle couvre. Cette description constituant une connaissance a priori sur l'image à traiter, elle se réduit simplement à avoir pour toute valeur E_i et ΔE_i l'orientation locale θ des lignes de Z et la distance inter-lignes d .

Le gain des chaînes électroniques n'étant pas le même d'une couronne à l'autre, il est nécessaire de connaître le domaine d'énergie de l'image à traiter (en E et en ΔE). Il faut pour cela disposer de relations de conversion approchées entre la mesure donnée par les codeurs (en canaux) et l'énergie de la particule, pour pouvoir convertir en MeV la valeur des coordonnées d'un point quelconque de l'image et en déduire alors, à l'aide des tables que nous avons construites, les valeurs de la distance entre lignes et la pente locale. Nous avons vu qu'en toute rigueur, la relation canal-MeV n'est pas linéaire dans le cas du CsI, son approximation par une relation linéaire dans notre cas est possible vu une propriété intéressante des pentes et distances inter-lignes sur tout type de spectre $(E, \Delta E)$: ces deux grandeurs varient en effet lentement en fonction de E et de ΔE . Ceci implique qu'une erreur relativement importante sur la conversion canal-énergie donne une erreur suffisamment faible sur l'estimation de θ et d , pour ne pas avoir de conséquences notables sur notre approche. Nous verrons dans la suite que l'utilisation que nous faisons de cette information tolère une erreur d'environ 10 à 15% sur le facteur de proportionnalité entre les canaux du codeur et l'énergie correspondante en MeV (voir plus dans certain cas).

L'intérêt d'une telle description est que les tables de pentes et de distances sont construites une fois pour toutes, pour tout le domaine en énergie qui concerne INDRA et sont valables indépendamment des réglages électroniques de la couronne d'où provient le spectre ou du système physique étudié, avec, cependant, la contrainte de pouvoir disposer des relations de calibration approximatives, ce qui en pratique n'est pas un problème trop contraignant.

Construction des tables de pentes et de distance:

Pour une question de simplicité, nous avons choisi d'échantillonner le domaine en énergie E et de décrire, pour chaque valeur de E , la variation de la distance et de la pente en fonction de ΔE . L'allure des spectres justifie l'utilisation d'un pas faible à E petit et d'un pas plus grand pour des valeurs élevées de E .

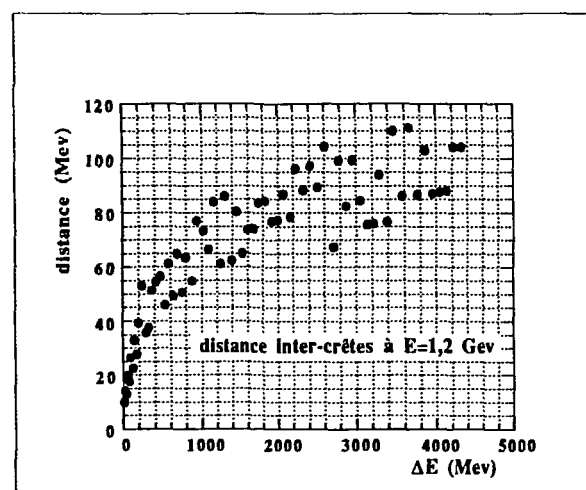
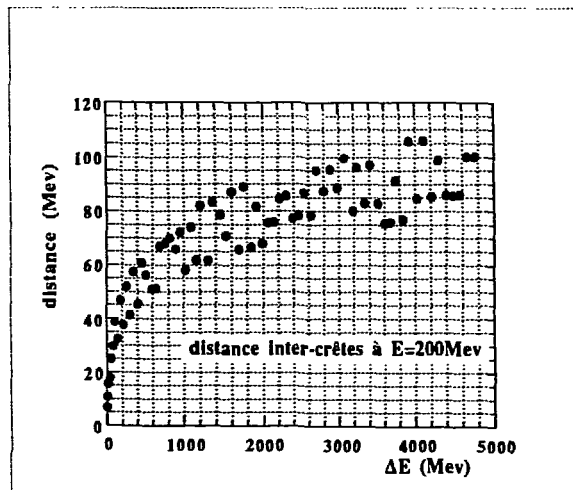
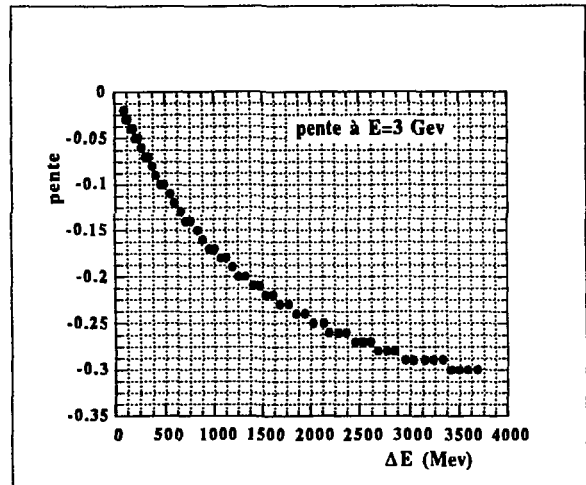
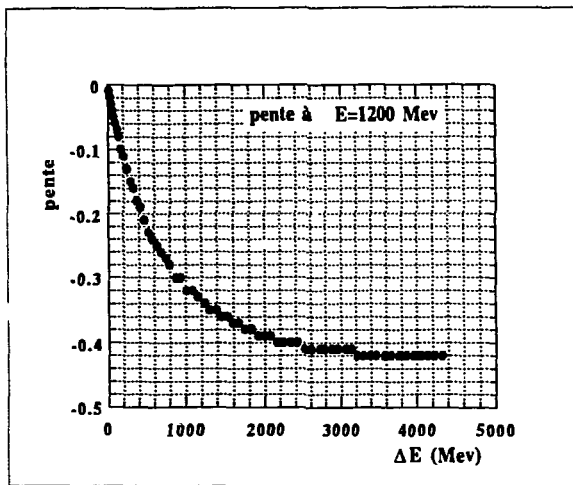
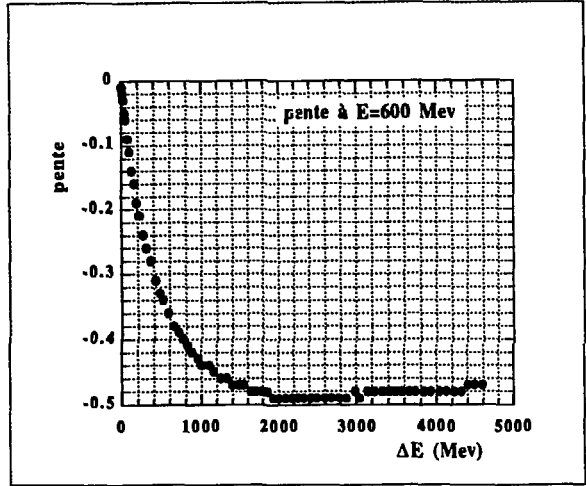
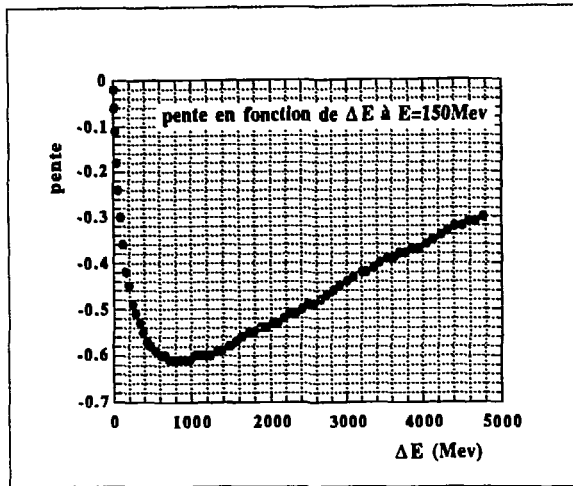


Fig II.8: Construction des tables de pentes et de distances

Pour E donné, nous évaluons les valeurs des distances entre lignes de Z consécutives, ainsi que la pente de chacune de ces lignes. Ce qui nous permet d'avoir un ensemble discret de points, décrivant l'évolution de chacune de ces grandeurs lorsque Z augmente. Représenter l'évolution de celles-ci de façon continue comme fonction de ΔE , et non plus comme fonction de la variable discrète Z, nous permet d'avoir une information utilisable pour notre problème, où il est possible d'avoir une idée approximative de la valeur de E et de ΔE pour tout pixel de l'image à traiter (calibration approchée) et donc d'en déduire une estimation locale de la pente et la distance. Cette représentation continue est obtenue en ajustant une expression analytique qui reproduit précisément les valeurs déterminées précédemment, ou à défaut en effectuant des ajustements par morceaux pour avoir le moins possible de différence entre les valeurs calculées et celles que nous utiliserons ensuite comme information a priori.

Nous présentons sur la fig II.8 un exemple d'allures de distances inter-crêtes ou de pentes obtenues pour différentes valeurs de E. L'estimation de pente et de distance en n'importe quel point de l'image (E, ΔE) pour des points d'énergie E comprise entre deux pas est obtenue par simple interpolation.

II.3.4 Lissage des spectres (E, ΔE) :

Préalablement à la différenciation en vue de la détection des lignes de crêtes, un lissage des spectres (E, ΔE) est effectué pour plusieurs raisons:

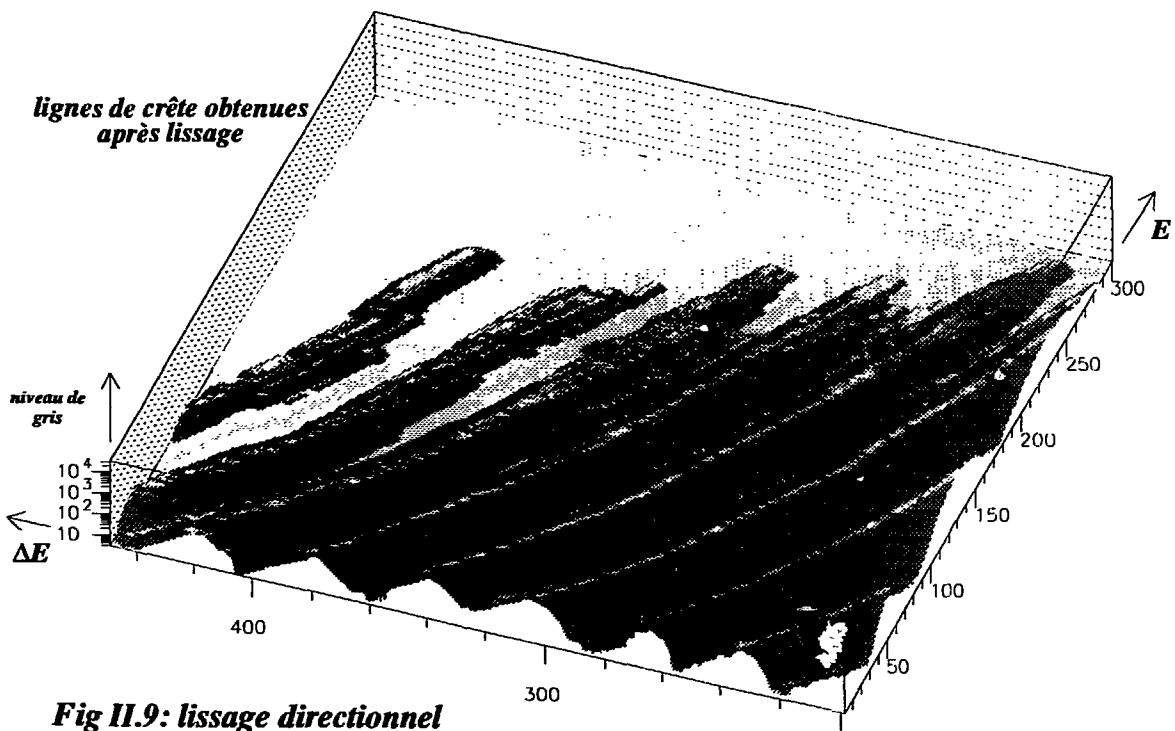
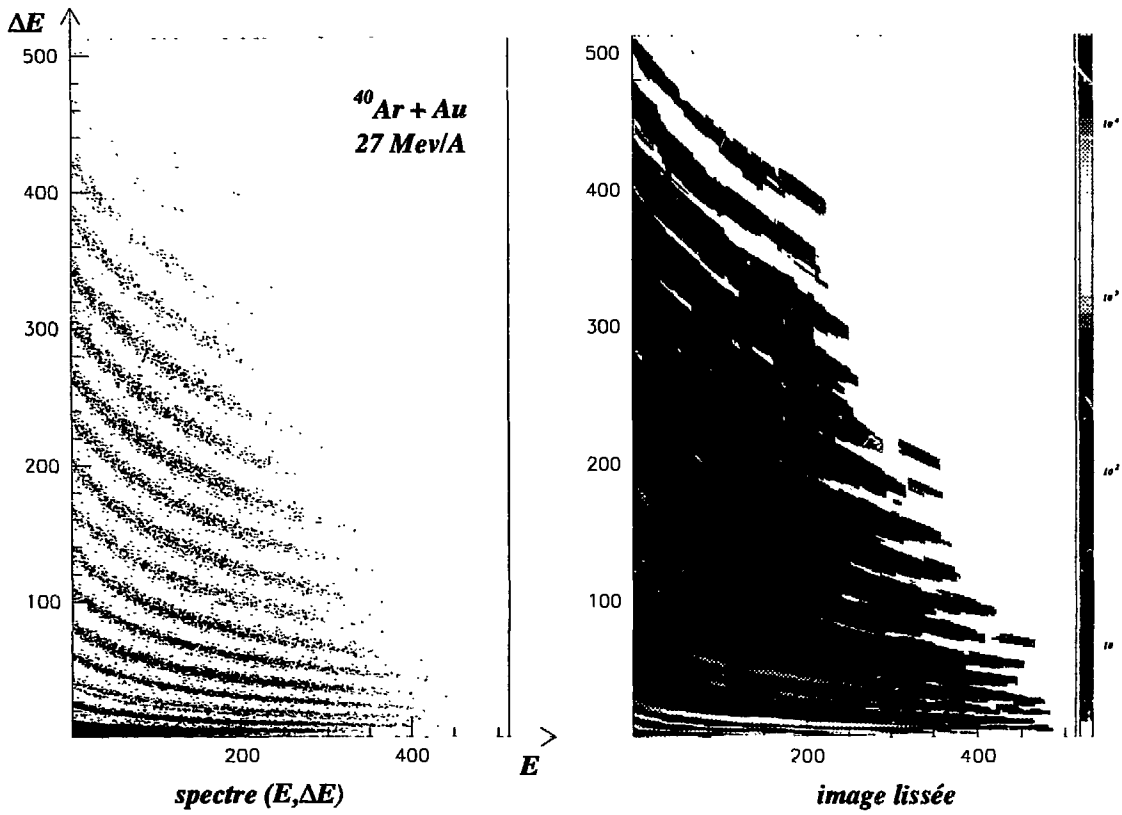
- Comme nous l'avons vu précédemment, l'opération de différenciation est très sensible au bruit. Un lissage préalable permettra de réduire l'effet de celui-ci.

- Un lissage directionnel, tenant compte d'informations a priori, permet d'améliorer le rapport S/B de zones de statistique faible, et donc de "prolonger" les lignes de crêtes dans une direction correspondant à l'orientation réelle de celles-ci.

Il s'agit de convoluer l'image avec un filtre de forme allongée dans la direction locale de la ligne de crête. Ce lissage s'apparente à une pratique courante du physicien qui, pour voir à l'oeil si les lignes de Z sont correctement séparées dans des zones de statistique faible, oriente le spectre dans la direction des crêtes de la zone qu'il veut regarder, et met la feuille contenant le spectre dans l'axe de son champ de vision. L'oeil effectue alors une intégration des points constituant une ligne de crête dans la direction de celle-ci, donnant une impression de meilleure statistique. L'image filtrée s'écrit donc:

$$I_f(x_0, y_0) = \iint_{\text{domaine du filtre}} I(x, y) H(x_0 - x, y_0 - y) dx dy$$

où I est le spectre (E, ΔE), I_f l'image filtrée et H(x,y) le filtre de lissage dont les caractéristiques (orientation et dimensions) sont évaluées en chaque point (x_0, y_0) .



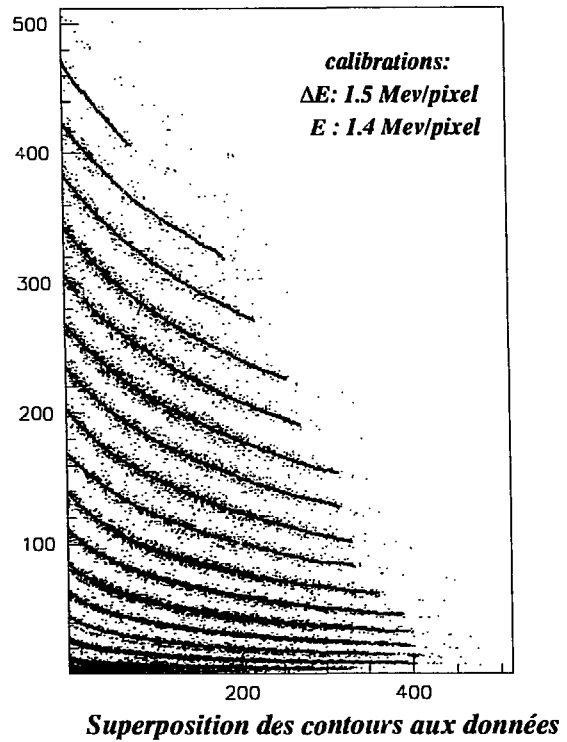
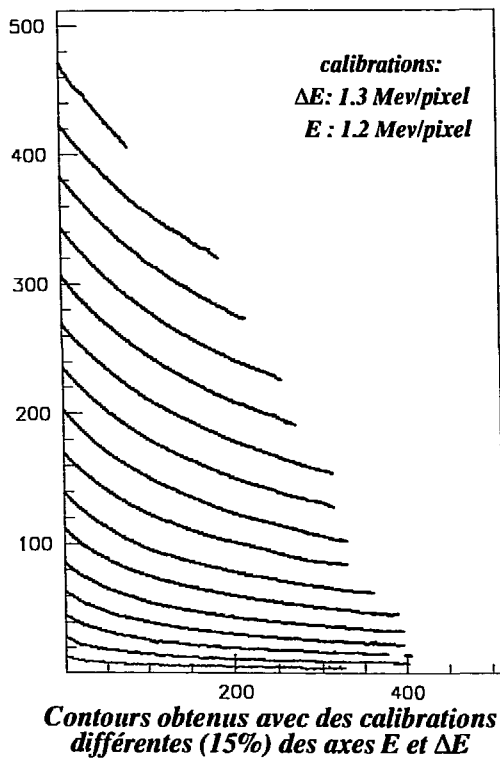
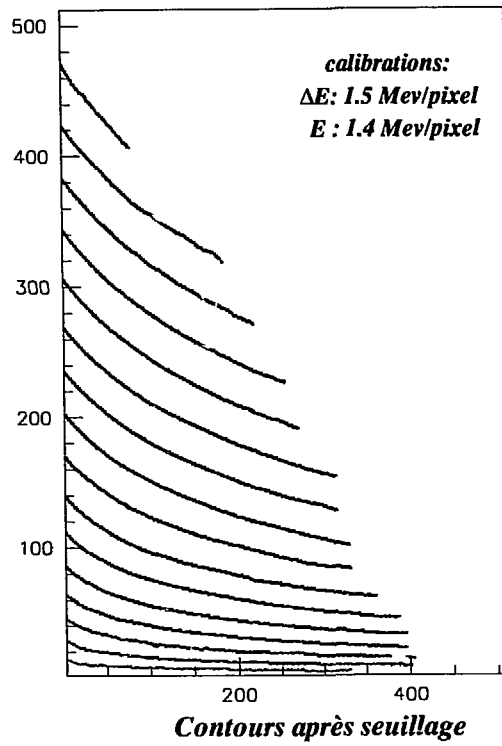
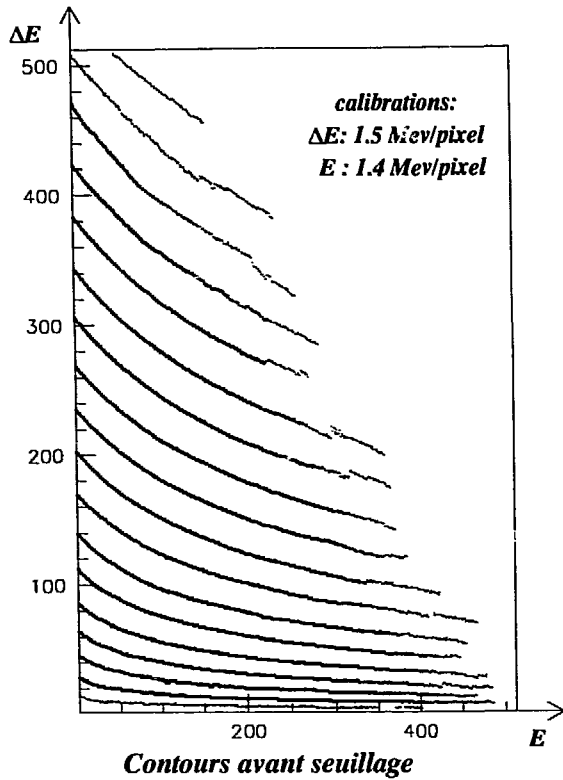


Fig II.10: Contours détectés par différenciation 1D en colonne à l'aide d'un filtre LoG à largeur variable.

Le lissage directionnel peut également être justifié par le fait que dans le cas général de recherche d'une forme dans une image, le filtre adapté pour réhausser au mieux l'image et faire "ressortir" la forme en question est la forme elle-même (C'est par ailleurs le principe de la détection de motif par gabarit décrite dans [TDS 92a]). Dans notre cas, les informations a priori nous permettent de connaître l'allure approximative de la forme recherchée qui change pour chaque pixel. On effectue alors en chaque pixel de l'image une convolution avec la forme a priori attendue dans cette zone.

Les dimensions du filtre de lissage sont choisies à partir des informations a priori de façon à ne pas provoquer la fusion de lignes de crêtes par un lissage trop fort. La largeur du filtre tient compte de la valeur de la distance inter-crêtes, et son orientation est donnée par celle des lignes de crête localement.

En ce qui concerne la forme du filtre, il est possible d'utiliser un filtre gaussien non symétrique, puisque celui-ci offre les meilleures performances en régularisation de la différenciation. Nous lui préférons cependant une fenêtre rectangulaire constante. Ce choix est justifié d'une part par l'argument de Nalwa et Binford [NAL 86] mentionné précédemment (meilleur rapport S/B), et d'autre part par son coût algorithmique beaucoup plus faible. En effet, l'utilisation de ce filtre revient à un simple moyennage sur un horizon défini par l'orientation et les dimensions du filtre, tandis qu'un lissage gaussien nécessite un nombre important d'opérations de multiplication pour chaque pixel de l'image.

De plus, la régularisation de la différenciation est assurée par l'utilisation, à la suite du lissage, d'un filtre LoG 1D pour la détection des lignes de crêtes au niveau de l'image lissée.

On pourra trouver sur la figure II.9 et plus loin sur la figure II.15.a des exemples d'images réelles lissées. Ces exemples montrent l'utilité d'un tel lissage pour réduire les fluctuations statistiques, et réhausser les zones à statistique faible, permettant ainsi un prolongement correct des lignes de crête. La détection des points de contours s'en retrouve facilitée comme on peut le constater sur les différentes figures représentant des applications sur des données réelles (II.9 à II.16).

II.3.5 Détection des lignes de crête :

L'allure des spectres $(E, \Delta E)$, et les particularités des contours de ces images justifient l'utilisation d'une différenciation 1D dans une direction non colinéaire aux lignes de crête pour la détection de la position des contours, le lissage préalable jouant le rôle d'une fonction de projection dont la direction correspond à celle du contour. Nous effectuerons ici une différenciation 1D colonne par colonne. Pour cela, chaque colonne de l'image de largeur unité est projetée sur l'axe ΔE . La dérivation

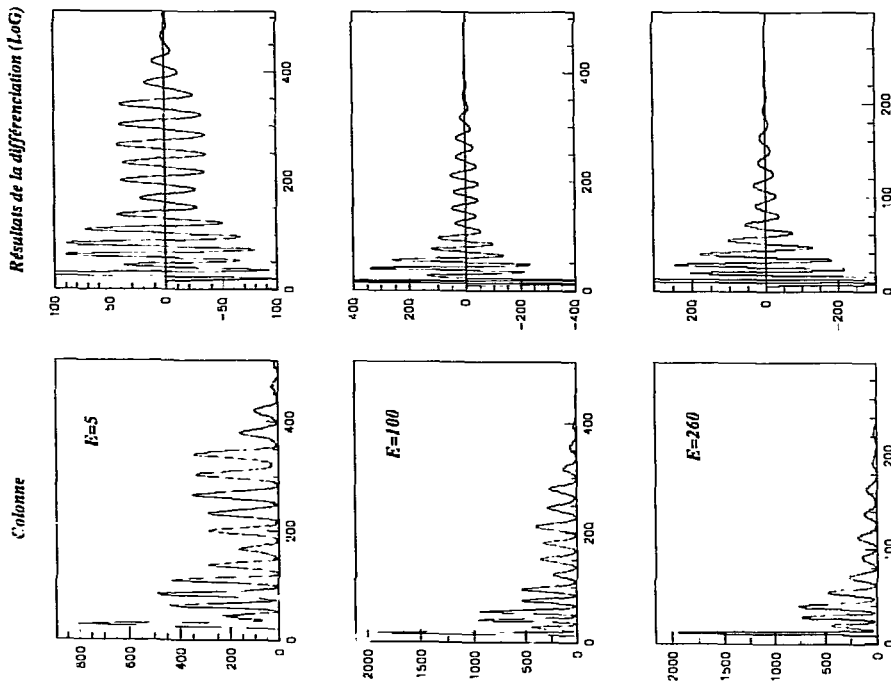


Fig II.11: Allure de colonnes de l'image lissée par la méthode de exposée en II.3.4 pour $E=5, 100$ et 200 (canaux) et résultat de leur différenciation par filtrage LoG.

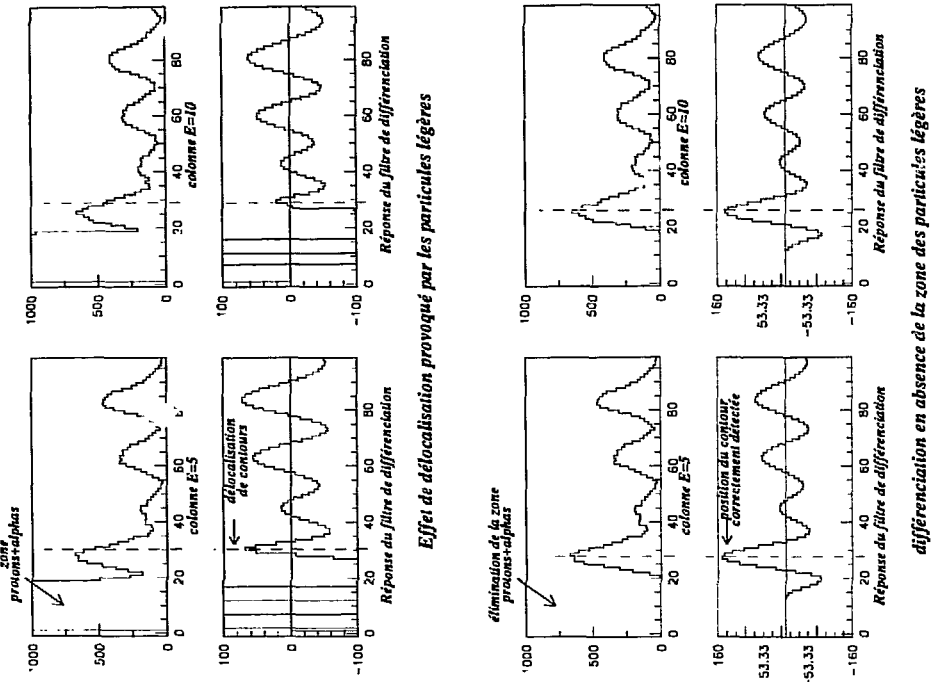


Fig II.12: Correction de la délocalisation de contour dans la zone des particules légères

au second ordre du signal monodimensionnel ainsi obtenu est effectuée par convolution avec un filtre LoG 1D qui, comme nous l'avons vu précédemment, est une bonne approximation du détecteur optimal de contours de type crête.

Un paramètre important pour la différenciation est l'échelle du filtre. La largeur du LoG doit être de l'ordre de celle du contour pour optimiser détection et localisation. Aussi la largeur de celui-ci sera elle adaptée à la zone en cours d'analyse.

Les mêmes informations a priori (tables de distances inter-crêtes) ayant servi pour le lissage vont être utilisées dans cette phase. Les crêtes à détecter au niveau d'une projection sur l'axe ΔE sont d'échelles très différentes, ce qui justifie l'évolution de l'échelle du filtre en conséquence. La largeur des crêtes n'étant pas connue avec précision, celle du filtre est déterminée en pratique comme une fraction de la distance entre lignes de Z au point considéré. Le signal monodimensionnel n'est alors pas convolué avec un même filtre. L'échelle de ce dernier est en effet redéterminée à chaque pas, en fonction de l'information fournie par les tables sur la distance locale entre lignes de Z.

Les figures II.9 à II.16 illustrent des exemples d'application des deux étapes mentionnées précédemment sur des matrices réelles. Comme nous l'avons vu précédemment, la réponse du filtre de différenciation LoG est maximale aux positions des crêtes. Il suffit alors de repérer les extrema de la sortie du filtre (fig II.11).

seuillage:

La réponse du filtre de différenciation présente un maximum local en tout pixel de l'image correspondant à une variation du niveau de gris. En particulier, un point isolé, ou encore quelques pixels se trouvant dans des zones à très faible statistique où même l'oeil ne permettrait pas de distinguer des lignes de crête, conduisent également à un point de contour (voir figure II.10 et II.16). La réponse du filtre en ces points est cependant d'amplitude faible. Elle est, par contre, d'autant plus grande que le pixel concerné correspond à une zone de forte statistique. Un seuillage est donc nécessaire pour s'affranchir au mieux des points-contours ne correspondant pas à des lignes de crête.

Ce seuil peut être interprété comme étant une limite inférieure en dessous de laquelle la statistique de la "région entourant le pixel" traité n'est plus suffisante pour que les points contours qu'on en déduit soient fiables. On choisit pour cela d'utiliser un seuil fixe que la réponse du filtre de différenciation doit dépasser pour que le pixel correspondant soit retenu comme point-contour. Ce seuil a été déterminé expérimentalement. Le choix d'un seuil fixe est à notre sens adapté ici, étant donné que la "région entourant le pixel" en cours de traitement est elle variable puisque le lissage

est effectué sur un horizon dépendant de la forme et la largeur de la ligne de Z localement.

Cas de la zone "protons + alphas":

L'étendue spatiale du filtre intervient directement dans ses performances en détection et en localisation. Celui-ci conduisant à une détection multiple à trop petite échelle, ou à la fusion de points de contours et/ou à une mauvaise détermination de leur position à trop grande échelle.

Ce dernier cas est particulièrement important dans le cas d'une forte différence d'amplitude entre crêtes adjacentes. C'est le cas d'une zone particulière des spectres (E, ΔE). Le taux de production de particules légères (protons et alphas) est, en effet, toujours beaucoup plus important que celui des particules plus lourdes, en particulier en ce qui concerne les particules de lithium ($Z=3$). Dans ce cas, il suffit d'une faible erreur sur l'échelle du filtre pour conduire à une délocalisation du contour correspondant à ce dernier type de particules. Une illustration de cet effet est donnée sur la figure II.12.

Le compromis détection-localisation se traduit dans le cas de notre application par deux contraintes antagonistes:

- Ne pas définir des échelles de filtres trop faibles, qui conduiraient à une multitude de points de contours parasites difficiles à gérer de façon non supervisée dans la phase de chaînage de contour.
- Eviter de trop grandes échelles provoquant, dans des zones sensibles à cet effet, une délocalisation des lignes de crête.

Ayant effectué un lissage préalable, on peut alors privilégier la localisation à la détection en sous estimant légèrement la largeur du filtre de différenciation, de façon à éviter un filtre de différenciation trop étendu, pouvant dépasser la largeur d'une crête lorsque la calibration est trop imprécise (Une détermination précise de l'échelle du filtre demanderait une connaissance précise de la calibration des axes E et ΔE , ce qui n'est pas réaliste en pratique).

Pour le cas des crêtes $Z=2$ et $Z=3$, cette précaution ne suffit pas, en raison de la différence d'amplitude importante entre celles-ci. D'où l'idée de déterminer préalablement la zone des particules légères. En effet, les particules légères étant de poids statistique important, il est possible de repérer les contours correspondants:

- On détermine une zone suffisamment grande pour contenir ces particules (à l'aide de la calibration approximative dont on dispose).

-A résolution suffisante, une différenciation de cette zone après lissage, permet de retrouver les deux contours (ceux-ci correspondant aux deux maxima les plus importants en sortie du filtre de différenciation).

L'élimination de cette zone avant la différenciation de l'ensemble de l'image lissée permet d'éviter la délocalisation du contour $Z=3$.

II.3.6 Le chaînage de contour et la numérotation des lignes de Z:

La détection de maxima obtenus par différenciation permet de passer de l'image d'origine (spectre $(E, \Delta E)$), à une image de points-contours qui ne contient pratiquement plus que les points centres de lignes de crête. Cette dernière représentation n'est pas l'étape finale de l'identification des lignes de Z, puisque les points y sont simplement caractérisés par leurs coordonnées, sans aucune information relative à leur appartenance à une ligne donnée.

Dans notre cas, le chaînage de contours consiste à identifier les points-contours d'une même ligne de Z. Il s'agit donc d'une réécriture de l'information contenue dans l'image points-contours sous forme de "listes" contenant chacune les points contours appartenant à une même ligne. Cette classification (où édition de liens entre points contours) sera basée sur des critères géométriques de proximité, celle-ci étant guidée par les informations a priori.

Le chaînage est largement facilité, d'une part par l'optimisation de la détection de contour qui permet de réduire de façon importante le nombre de points de contours parasites et d'éviter la délocalisation de contour, et d'autre part par l'existence d'informations a priori permettant d'orienter la recherche, à partir d'un pixel donné, des points de contour de la même classe. Dans le cas général, le chaînage de contours est un problème beaucoup plus délicat [GIR 87]. Dans la pratique, on ne peut évidemment pas être sûr de l'absence totale de points de contours parasites. Il en existe toujours en nombre relativement réduit, pour les raisons mentionnées ci-dessus. Prévoir des règles d'élimination de faux points de contours est alors nécessaire.

La numérotation est l'étape suivante. Elle a pour objectif d'attribuer à chaque ligne de Z, et à partir d'une référence, un numéro d'identification correspondant à la charge Z des particules qu'elle représente.

II.3.6.1 Le chaînage:

L'image point-contours est parcourue colonne par colonne. Tous les points de la première colonne conduisent à la génération de nouvelles classes (ou listes). Le chaînage est ensuite effectué comme suit:

➔ étape i:

- Si un point de la colonne i n'est pas classé, une nouvelle classe est générée.
 - Une zone de voisinage est définie pour chaque point contour de la colonne i dont l'orientation et les dimensions sont déterminées à partir des informations a priori.
 - Un point contour attribue son numéro de classe au point contour de la colonne $i+1$ contenu dans sa zone de voisinage.
- ➔ passer à l'étape $i+1$.

Ces trois règles très simples, réitérées à chaque étape, permettent d'aboutir à un premier chaînage. Il est nécessaire de les accompagner en réalité d'un ensemble de règles simples permettant de gérer des situations atypiques (plusieurs points de contours de la colonne $i+1$ dans la zone de voisinage d'un même point de contour de la colonne i par exemple).

Cette première classification conduit à une numérotation des lignes de crêtes dans le sens de leur apparition lorsque l'image est balayée par colonne. Elle peut dans certains cas ne pas conduire aux regroupements de l'ensemble des points-contours d'une même ligne de Z au sein d'une même liste (cas de crête discontinue à cause d'une statistique faible). L'étape de numérotation permet de corriger cet effet en attribuant un même numéro d'identification à des classes différentes, mais représentant la même ligne de Z .

II.3.6.2 La numérotation:

Nous disposons pour cette étape d'une ligne référence qui est celle des particules alphas ($Z=2$). Celle-ci est soit identifiée indépendamment en une phase préliminaire (comme mentionné au début de l'étape de différenciation), soit fournie en tant qu'information extérieure (les particules légères sont nettement identifiées à l'aide de deux informations recueillies au niveau du CsI -voir introduction-). A partir de cette référence dont le numéro d'identification définitif est $Z=2$, la numérotation du reste des classes est effectuée de la façon suivante:

➔ étape i

- Pour tout point-contour A_j de la référence $Z=Z_i$:
 - si un point A_{j+i} de la même colonne est à une distance "raisonnable" de A_j , on attribue à sa classe (obtenue par chaînage) le numéro d'identification Z_i+1 .
 - La nouvelle référence est Z_i+1 .
- ➔ Passer à l'étape $i+1$.

Par distance "raisonnable", on entend une distance en accord avec les tables de distances décrites précédemment. Nous imposons en fait que cette distance ne dépasse pas de plus de 30% environ celle donnée par les tables.

Là encore, des règles de gestion de situations conflictuelles sont nécessaires (il faut éviter en particulier qu'à une même classe issue du chaînage soit attribué plus d'un numéro d'identification).

En résumé, le chaînage permet un pré-regroupement des points d'une même ligne de crête, mais peut conduire dans certains cas à ce que les points-contours d'une même ligne de Z se retrouvent répartis dans plusieurs classes. La numérotation à partir de la référence permet d'une part d'attribuer à chaque classe le numéro d'identification correspondant à la charge Z des particules qu'elle représente, et effectue éventuellement la fusion de classes issues du chaînage et représentant la même ligne de Z.

II.4 Mise en oeuvre expérimentale:

Comme nous l'avons signalé précédemment, la détection des lignes de crête au niveau des spectres (E, Δ E) est effectuée ici dans le but de remplacer la saisie manuelle des points-contours par une procédure automatisée. De la même façon que dans le cas manuel, il s'agit de fournir un ensemble de listes de points. Au sein de chaque liste sont regroupés les points-contours représentant une ligne de Z. Cette représentation est réalisée par les opérations de différenciation et de chaînage respectivement. Préalablement à la première opération, le lissage aura permis une première régularisation de la différenciation et un réhaussement de l'image dans des zones à statistique faible.

L'application de notre approche à plusieurs spectres réels a été réalisée, nous permettant de dégager un ensemble de remarques et commentaires quant à l'efficacité ou aux inconvénients de telle ou telle étape du traitement (paragraphes suivants). On pourra consulter pour cela les figures II.9 à II.17 où sont présentés les résultats obtenus avec un ensemble de spectres typiques parmi ceux utilisés pour nos tests.

Le résultat de l'étape de différenciation est facile à présenter puisque représenté par les points-contours obtenus après différenciation. Tandis que la présentation de résultats du chaînage et de la numérotation est moins immédiate. Pour ces dernières étapes, nous présenterons les résultats en construisant le spectre d'identification auquel conduit l'identification des lignes de Z numérotées. Ce dernier est obtenu en passant du spectre (E, Δ E) à une autre représentation (Z,E) obtenue en calculant, pour chaque particule du spectre (E, Δ E), les distances d_1 et d_2 qui la séparent des deux classes Z_1 et Z_2 qui l'entourent, Z_1 et Z_2 étant les numéros d'identification obtenus après numérotation des lignes de Z.

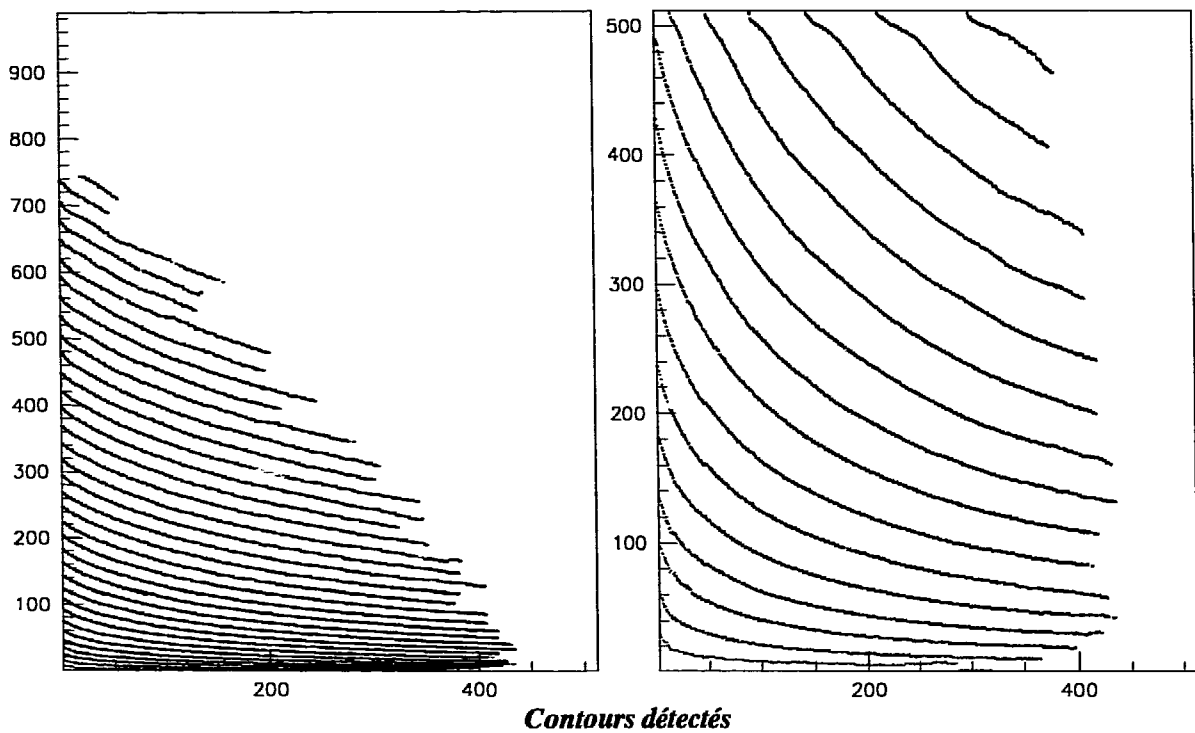
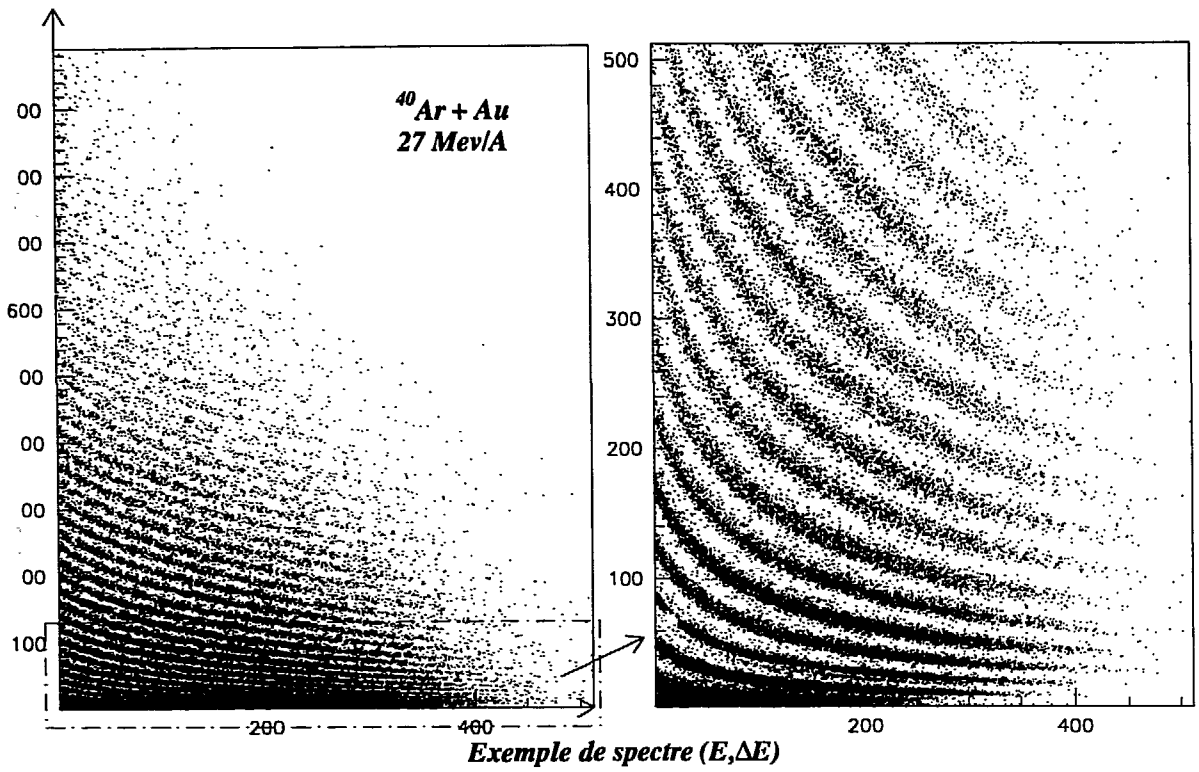


Fig II.13.a: détection de contours par lissage 2D directionnel et différenciation 1D optimale.

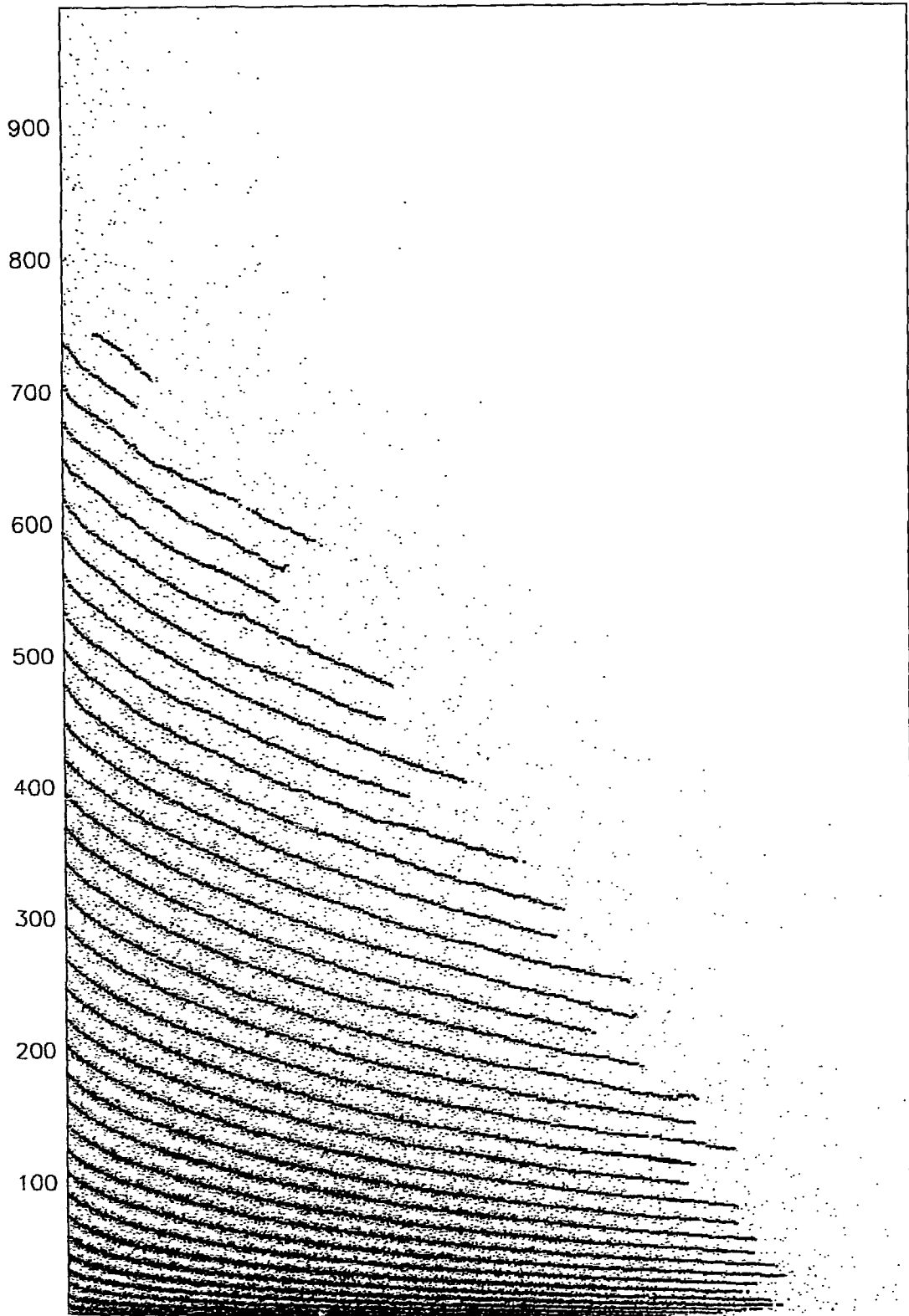


Fig II.13.b: Superposition des contours trouvés aux données

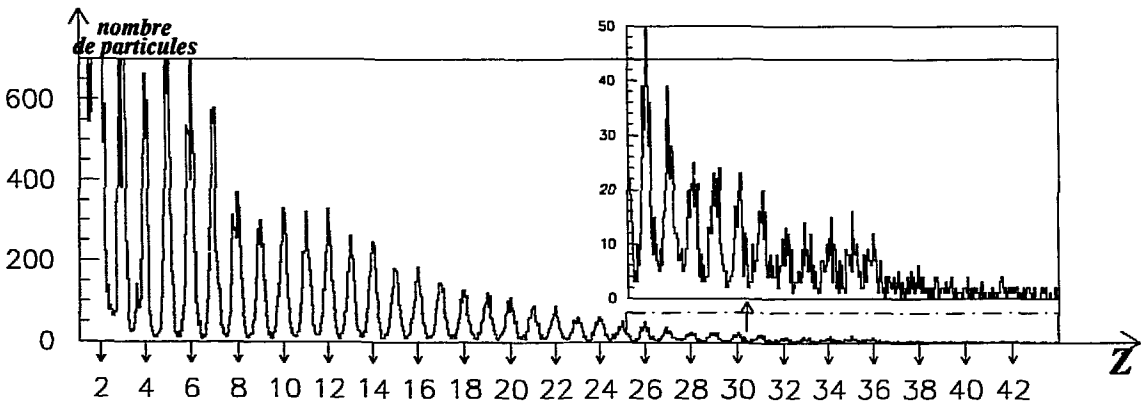
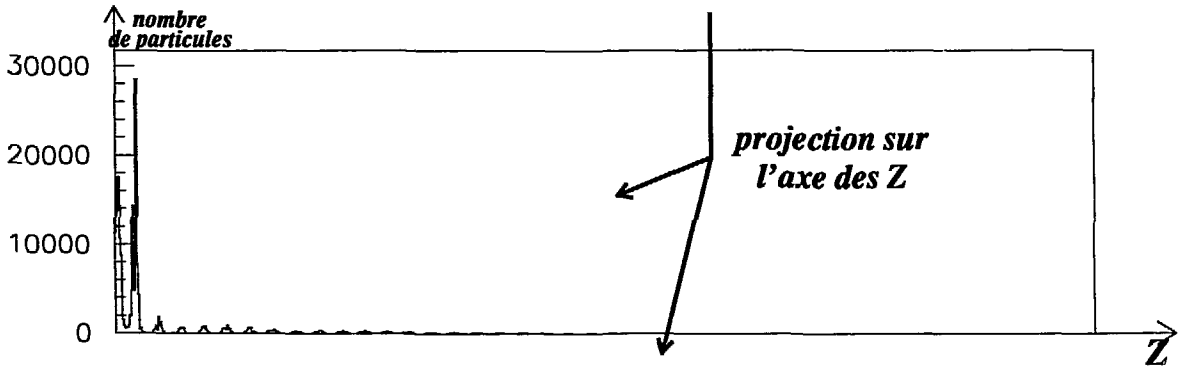
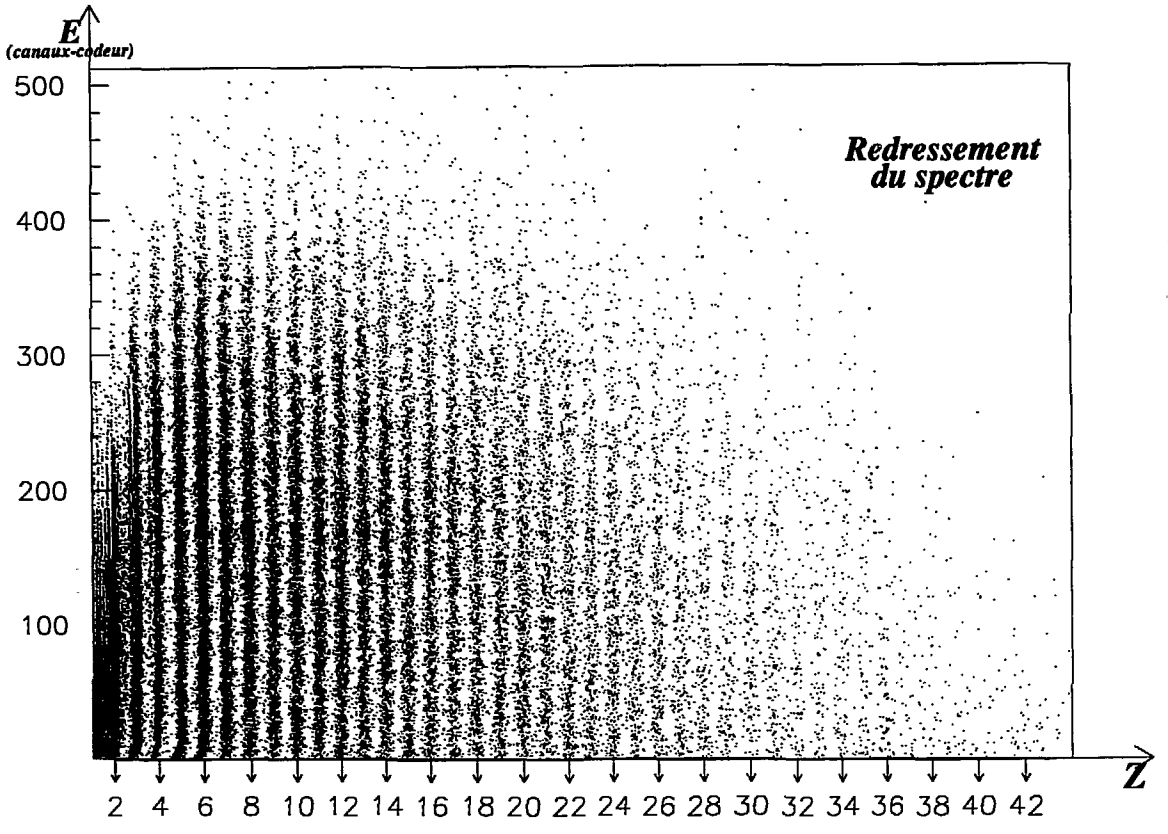


Fig II.13.c: spectre de la figure II.13.a redressé.

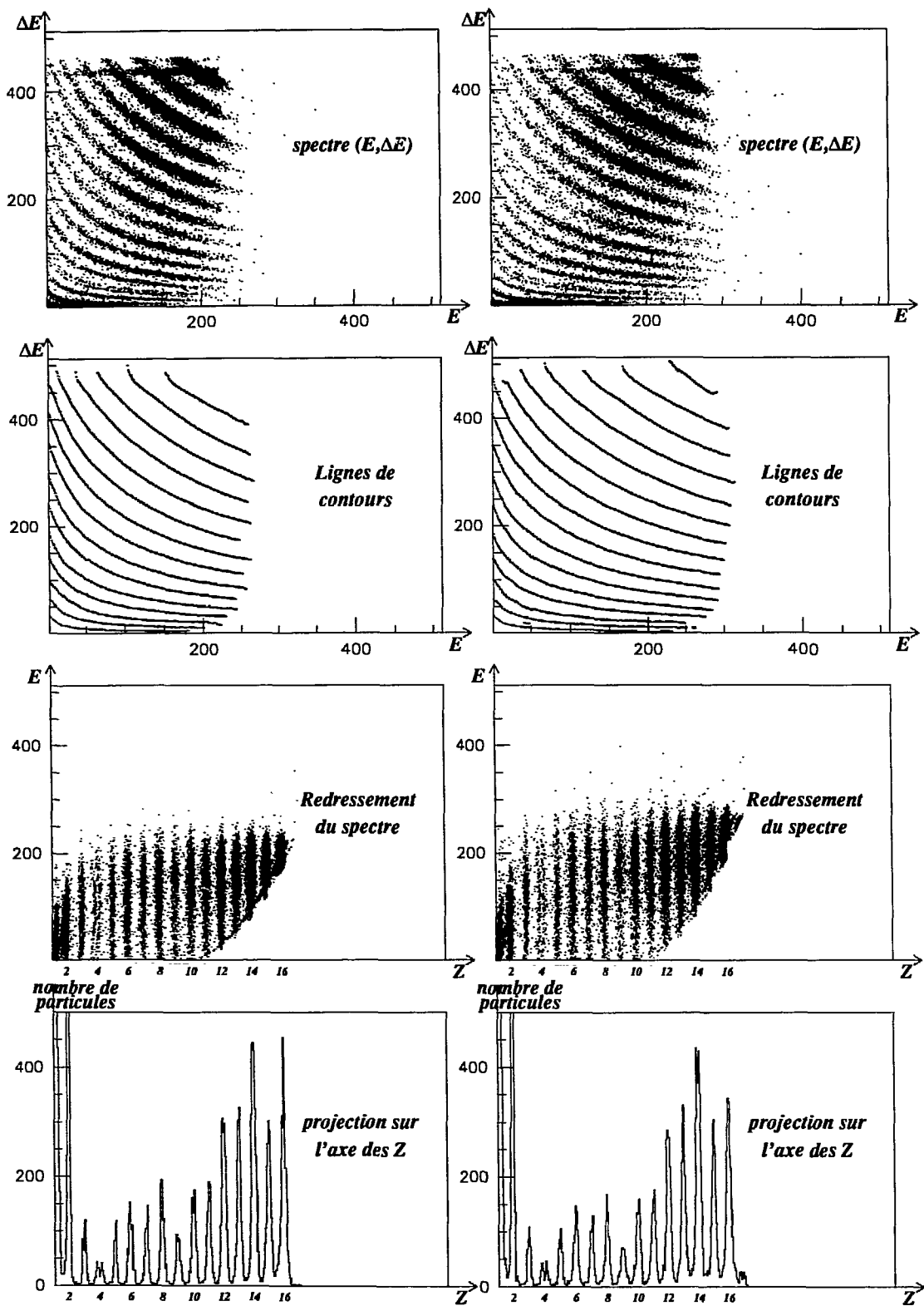


Fig II.14.a: Exemples de contours obtenus pour deux modules de la couronne 2 (même calibration utilisée)

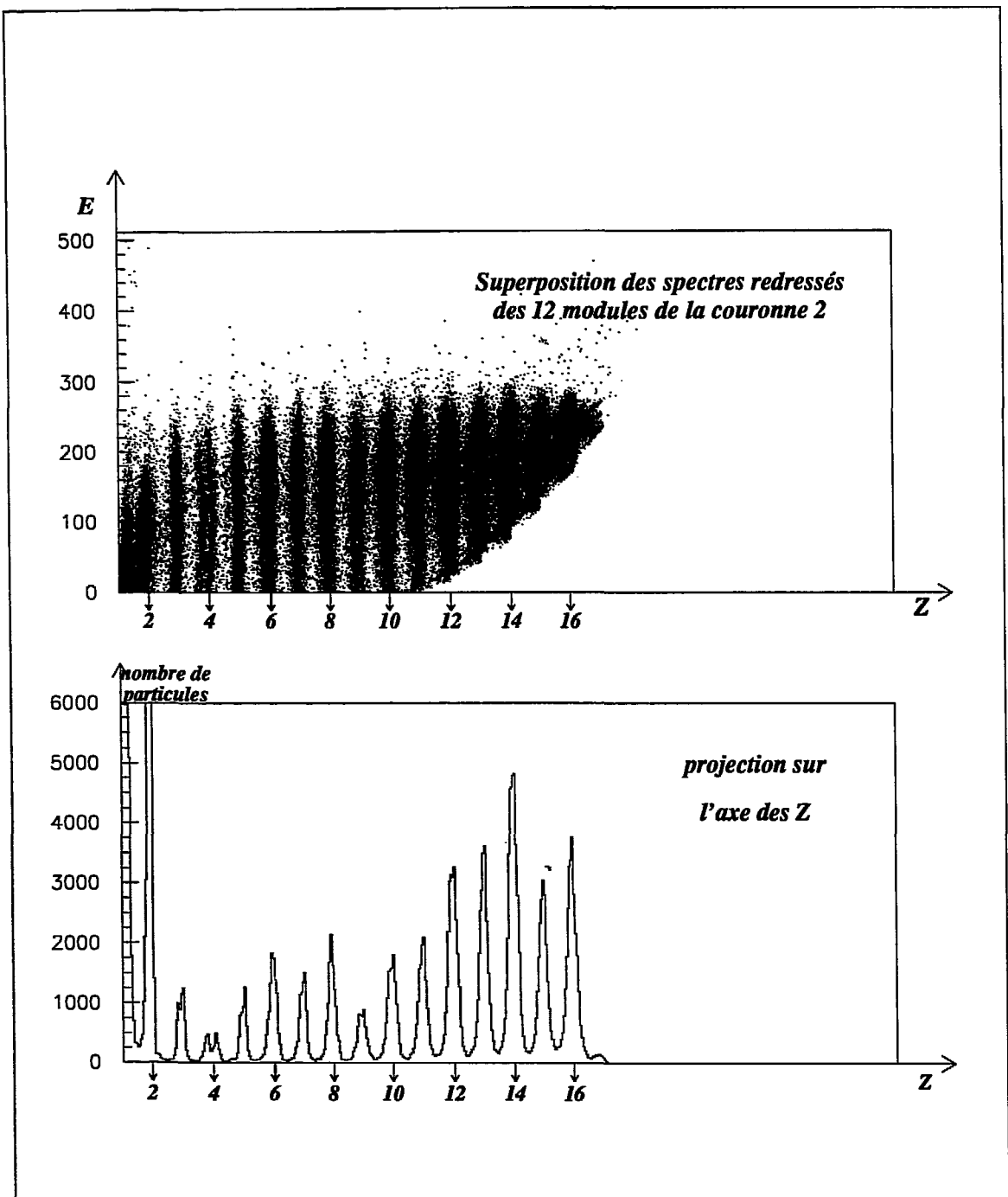
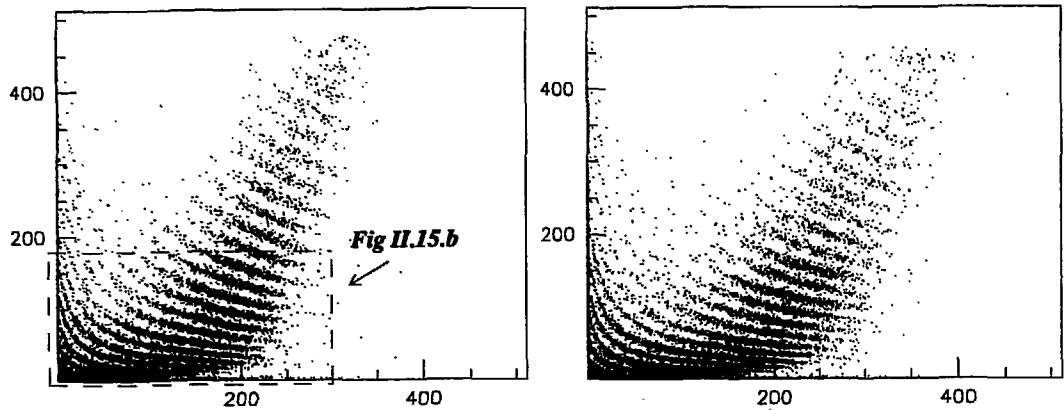
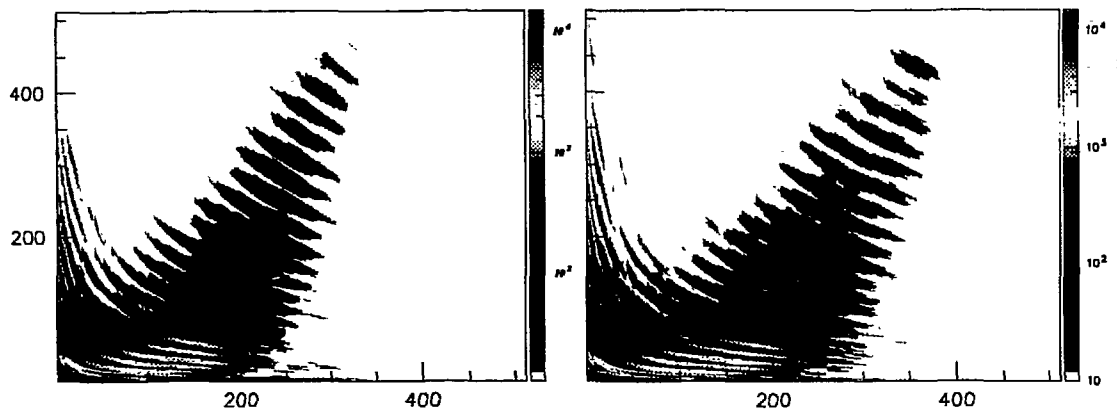


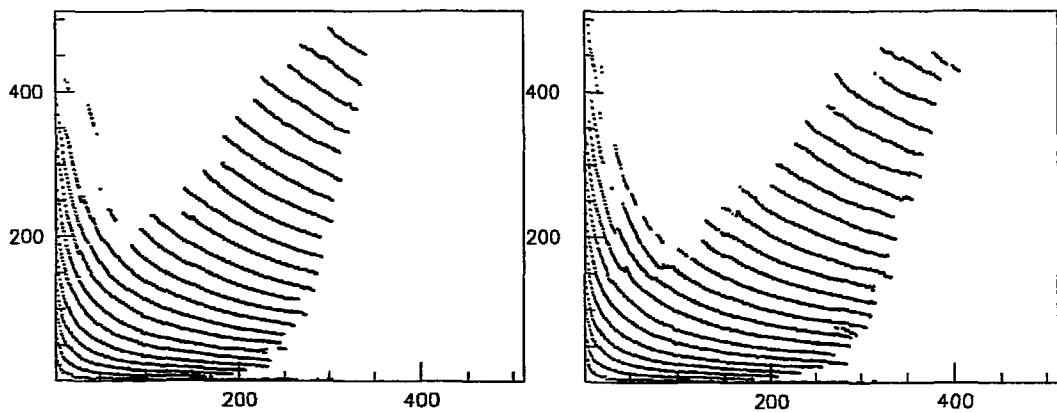
Fig II.14.b: Résultat de l'identification des 12 modules Si_{gg} -CsI de la couronne 2 pour la réaction $Ar+Ni$ à 32 Mev/A



spectres (E, ΔE) Zn+Au à 79 Mev/A couronne 2



images lissées



points de contours

Fig II.15.a: Autres exemples de détection de contours
(calibration unique pour les deux modules)

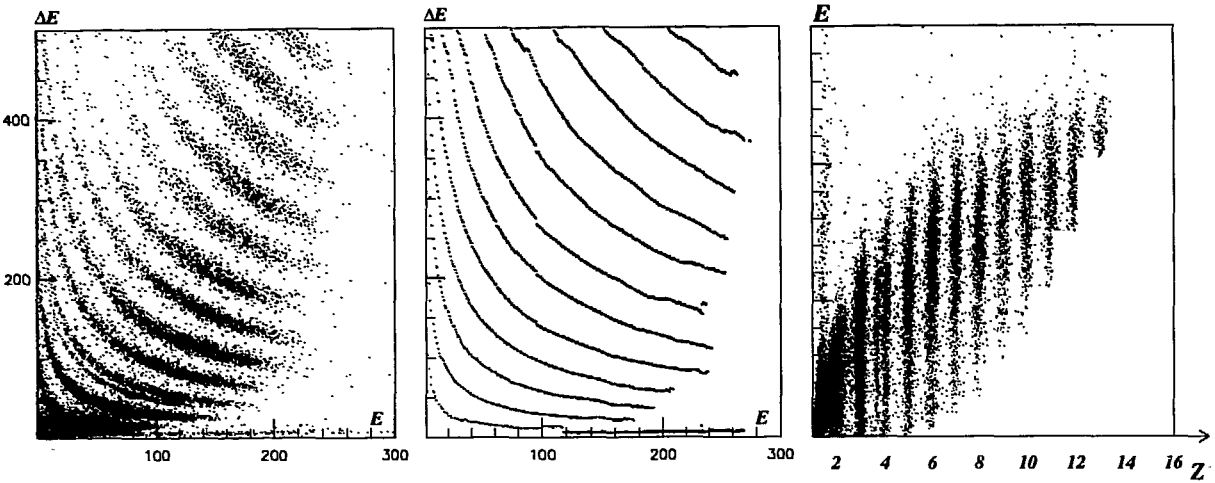


Fig II.15.b : Utilisation d'une meilleur résolution pour la détection des contours de la zone ΔE faible d'un spectre de la figure II.15.a.

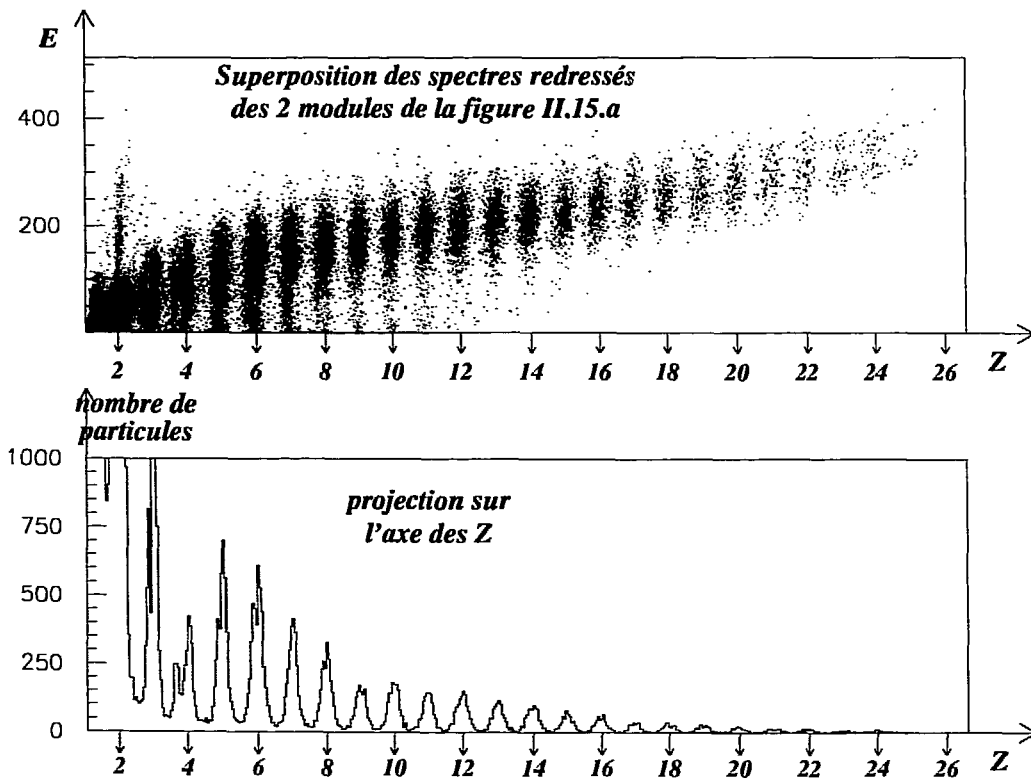


Fig II.15.c: Identification obtenue pour les modules de la fig II.15.a

On reporte alors sur la nouvelle représentation:

$$\begin{aligned} \text{- en abscisse:} \quad Z &= Z_1 + \frac{d_1}{d_1 + d_2} = Z_2 - \frac{d_2}{d_1 + d_2} \\ \text{- en ordonnée:} \quad &E \end{aligned}$$

Ce qui aboutit à ce que les physiciens appellent communément un redressement du spectre, où chaque droite $Z=i$ ($i \in \mathbb{N}$) représente le redressement de la crête de même numéro d'identification. La projection de cette représentation sur l'axe des Z est également présentée.

II.4.1 Le lissage:

Cette étape est effectuée à partir d'informations a priori. Nous avons pris la précaution de réduire suffisamment les dimensions des masques de lissage, de façon à ne pas conduire à des déformations de ligne de crête lorsque ces informations sont trop approximatives. C'est particulièrement le cas à basse énergie, où les pentes déterminées à partir des tables de perte d'énergie sont trop différentes de celles des spectres réels bruts. Cette manière de procéder ne tient en effet pas compte d'une caractéristique essentielle du CsI: la réponse de celui-ci, lorsque traversé par une particule d'énergie E , en plus de dépendre de E , dépend également et fortement de la charge Z de la particule. L'effet d'une erreur importante sur l'information concernant la pente peut par exemple être constaté sur la figure II.13.c où la courbure à basse énergie des lignes de $Z=2$ à $Z=8$ est synonyme d'une délocalisation de ces lignes suite à un lissage dans une direction trop différente de la pente des lignes de Z dans cette zone. Cet effet peut conduire à des délocalisations encore plus importantes, en particulier dans le cas de zones à statistique faible. Ceci nous amène, pour mieux comprendre cet effet et expliquer la raison d'une telle différence entre les informations a priori et les données réelles, à consulter les caractéristiques de la réponse d'un scintillateur CsI en fonction de la masse et de l'énergie de la particule le traversant, à travers les résultats présentés dans la littérature spécialisée.

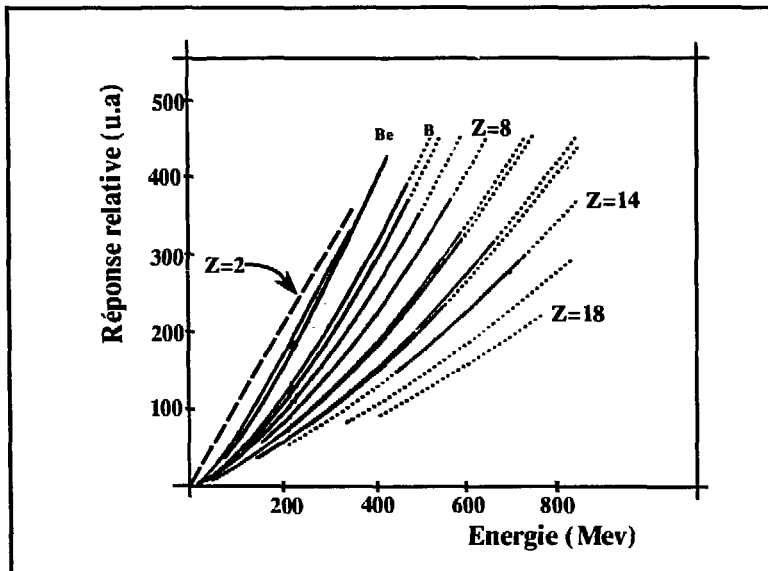
II.4.1.1 Réponse d'un scintillateur CsI à une particule de charge Z et d'énergie E :

L'iodure de Césium est un scintillateur qui transforme en lumière l'énergie déposée par une particule qui y est arrêtée. Le processus de transformation de l'énergie en lumière n'est pas linéaire [TWE 90] et [HOR]:

- On peut constater d'une part une faible non linéarité en fonction de E pour une particule de charge Z donnée, à l'exception du cas quasi linéaire des particules alphas ($Z=2$).

• A une valeur donnée de l'énergie de la particule incidente, la réponse (lumière) du CsI est fortement dépendante de sa charge.

De plus, le comportement d'un détecteur CsI dépend également de ses caractéristiques géométriques (forme, dimensions).



Courbes de calibration d'un CsI en fonction de E et de Z.
(extraite de [TWE 90])

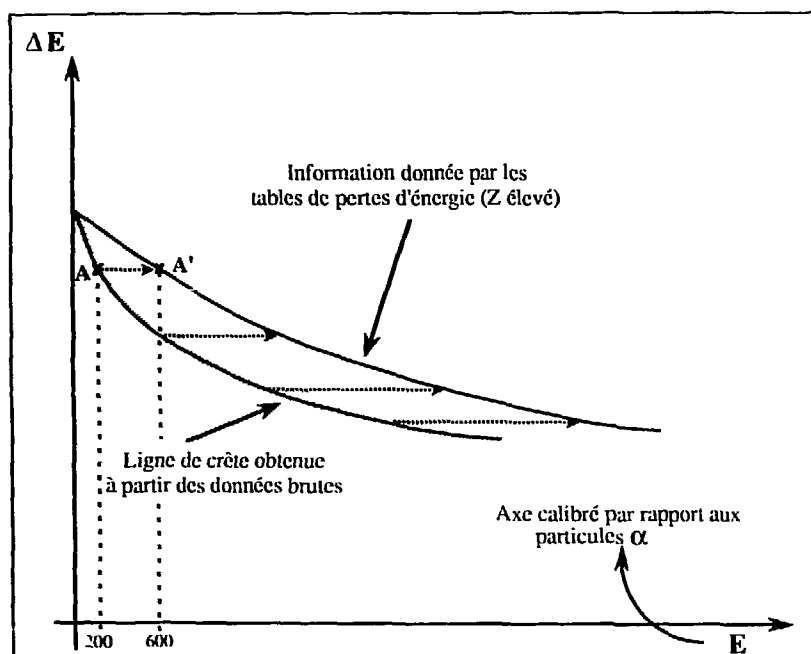
A l'examen de cette figure, l'incidence sur notre approche est claire: la calibration de l'axe E des spectres ne peut être correcte que pour un ensemble réduit de lignes de Z.

Si on calibre cet axe à l'aide d'une référence $Z=2$ par exemple, on commet une erreur de calibration d'un facteur important concernant les particules de charge Z élevée (une particule $Z \approx 16$ de 600 MeV se trouve ainsi calibrée à ≈ 200 MeV, par exemple). Ceci se traduit au niveau des informations a priori sur les pentes par une sous estimation des pentes réelles obtenues pour un Z élevé sur les spectres bruts que nous traitons. Sur la figure présentée sur la page suivante, on peut voir l'erreur commise en prenant comme estimation de pente au point A celle du point A'.

Cette sous estimation est d'autant plus importante que Z est élevé. Le raisonnement inverse est vrai lorsque la calibration est effectuée à l'aide d'un Z élevé.

Cet effet a pour conséquence l'introduction d'un biais sur la position des lignes de crête lors du lissage. Les lignes de crête détectées sont alors plus hautes ou plus basses que les lignes réelles selon que la pente a été sous-estimée ou surestimée. Cet effet ne concerne que la partie basse énergie du spectre, car au-delà de cette zone l'erreur commise sur l'évaluation de la pente n'est pas suffisamment importante. Une

particularité intéressante des spectres ($E, \Delta E$) en est à l'origine: la pente à ΔE fixe varie lentement lorsque E augmente. Ceci explique le bon comportement du lissage à haute énergie, comme on peut le constater sur la figure II.16 qui montre les lignes de crête obtenues pour des calibrations très différentes de l'axe E .



Erreur sur la pente estimée engendrée par la nonlinéarité du CsI

II.4.1.2 Améliorations proposées:

Les estimations données par les tables de pertes d'énergie constituent une bonne approximation des pentes et distances utilisées comme information *a priori*, à l'exception de la zone basse énergie qui est mal décrite. Une amélioration des estimations données par les tables est possible: les détecteurs CsI constituant INDRA sont de forme et de caractéristiques très proches, leurs comportements (réponses en fonction de la masse et l'énergie de la particule) ne sont certainement pas rigoureusement les mêmes, puisqu'ils dépendent d'un ensemble de paramètres extérieurs (tension d'alimentation, température...etc), mais restent très proches. La détermination de meilleures informations *a priori* pourrait être effectuée de l'une des deux façons équivalentes suivantes:

- Déterminer ces informations à partir des matrices réelles brutes dont la calibration est effectuée à partir d'une référence choisie (par exemple la ligne des

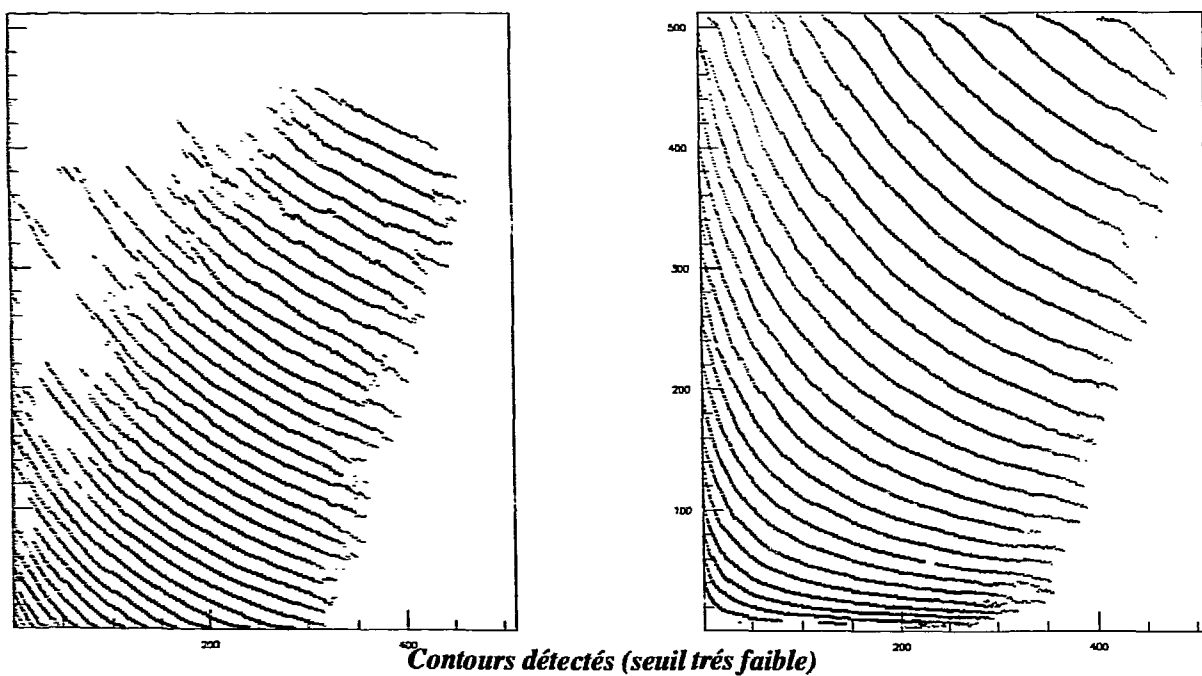
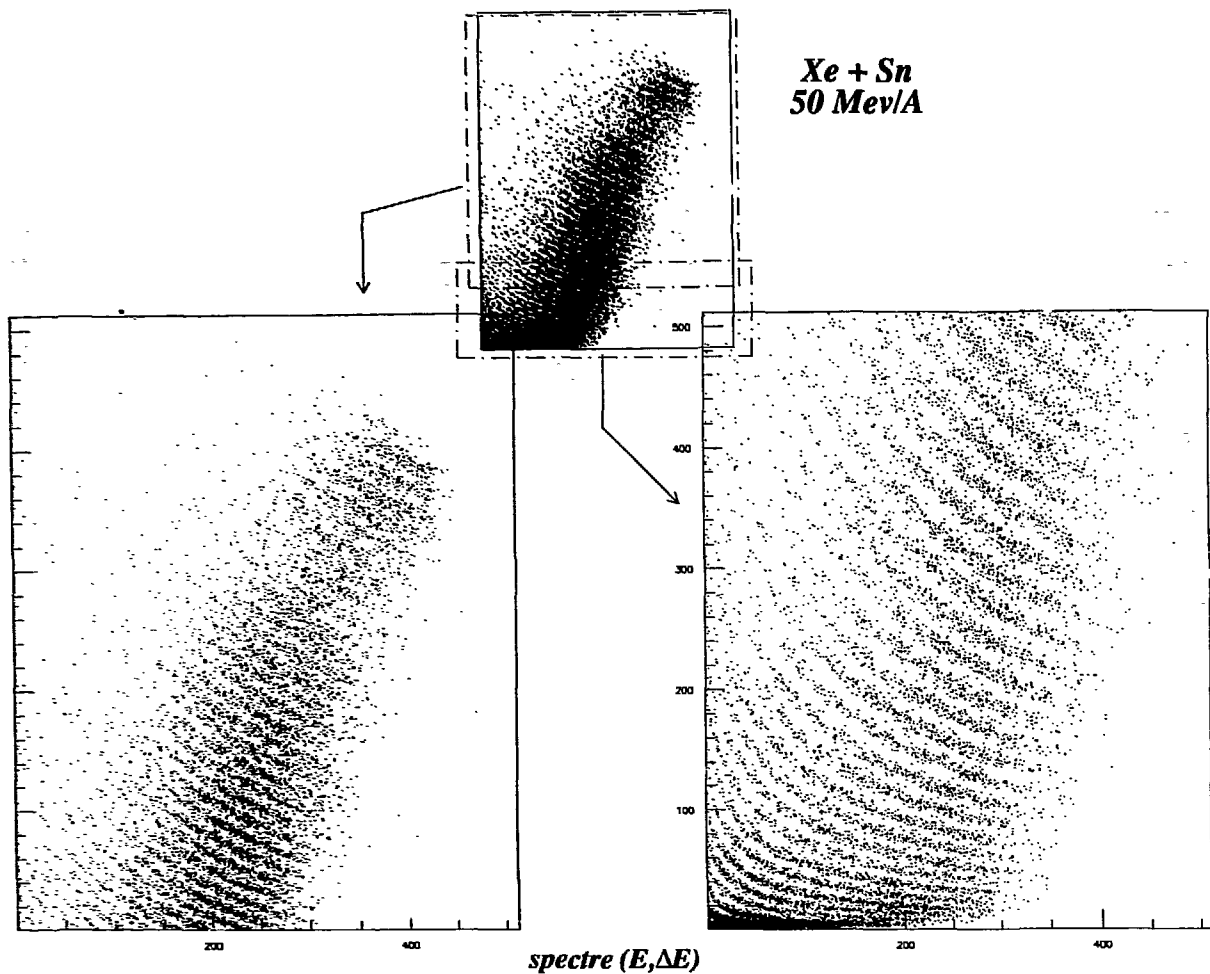


Fig II.16.a: contours détectés dans le cas d'un spectre à grand nombre de lignes de Z.

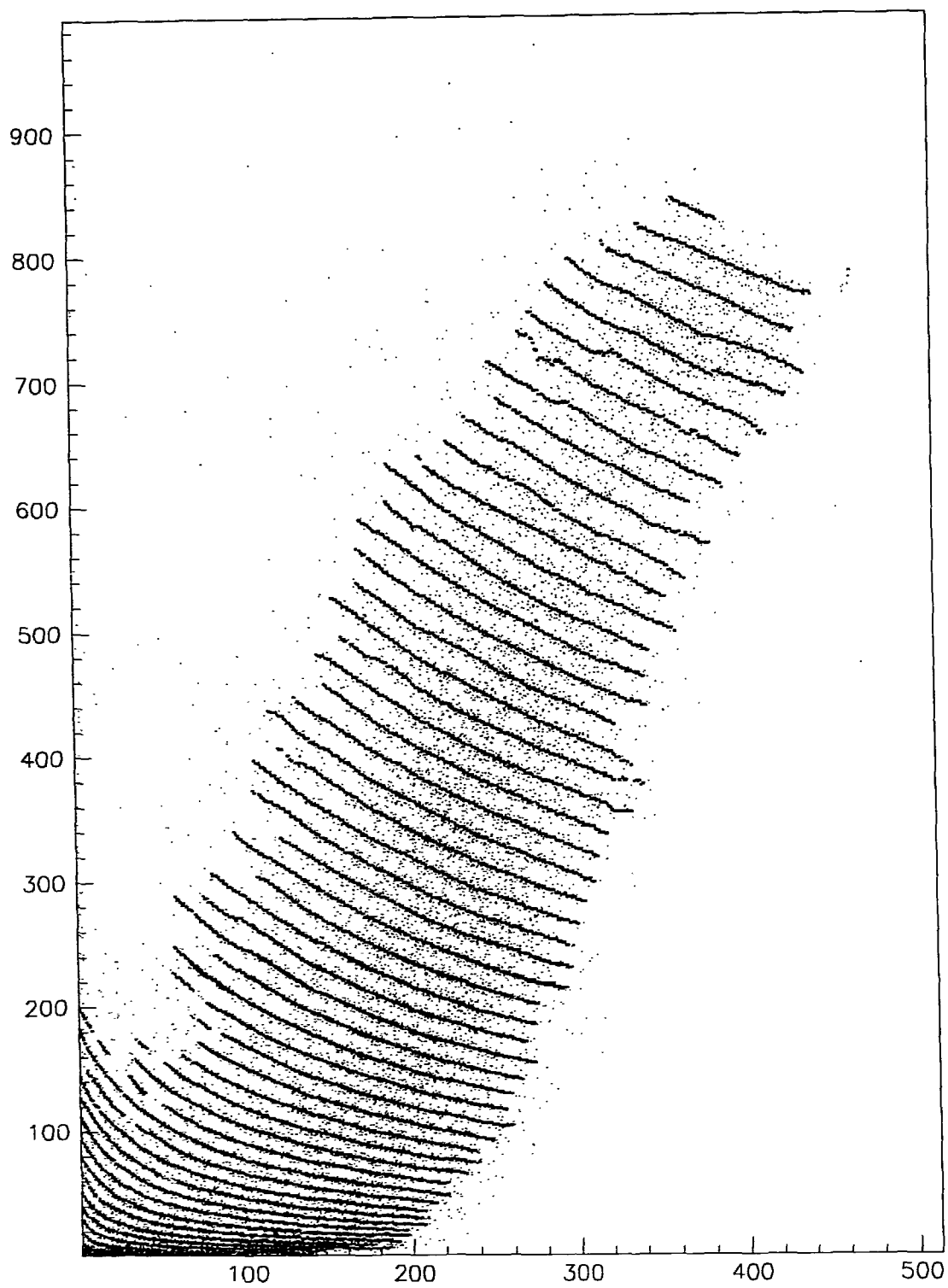


Fig II.16.b: Superposition des contours trouvés aux données

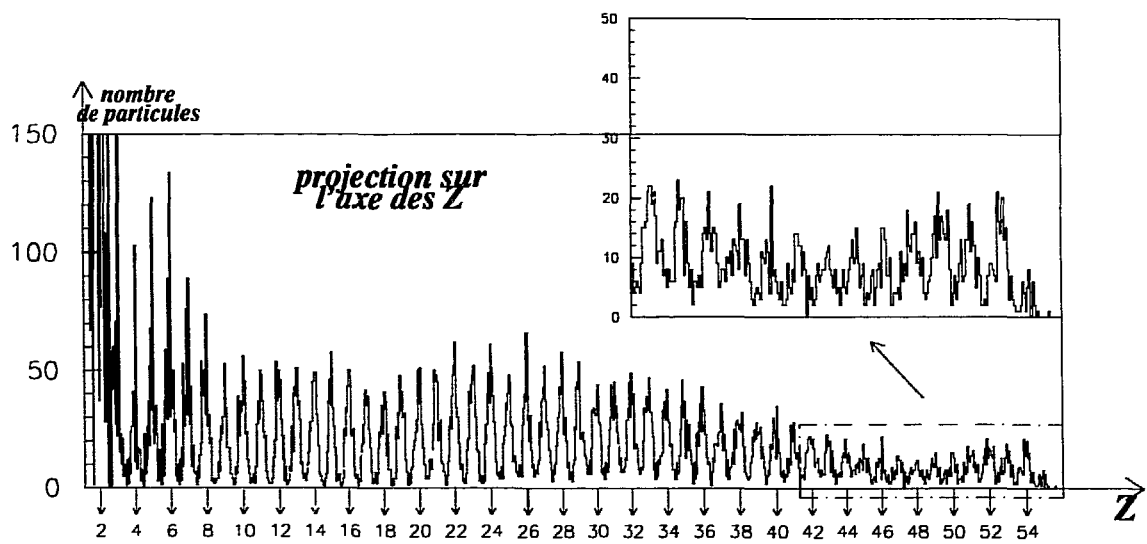
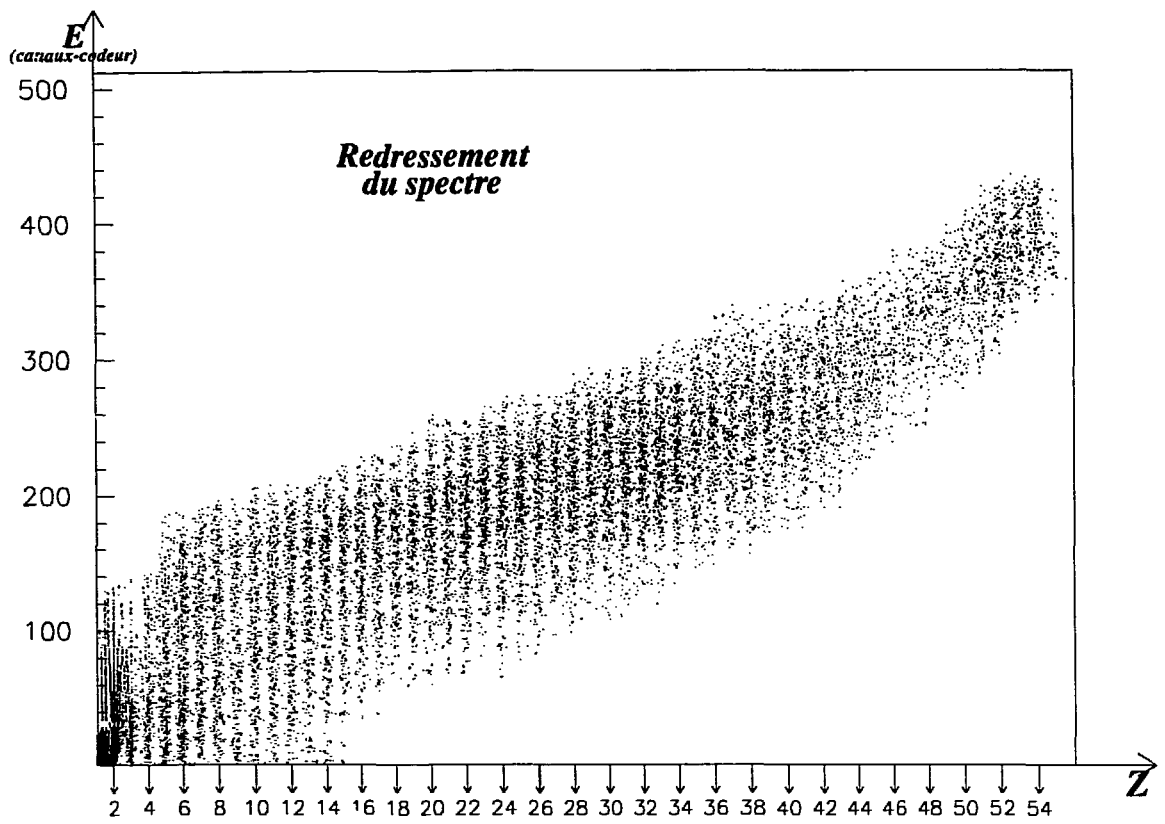
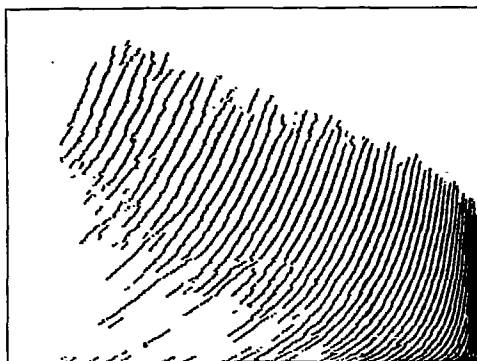


Fig II.16.c: spectre de la figure II.16.a redressé.

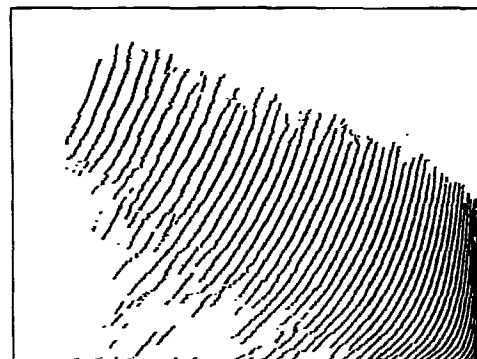
$\Delta E: 1,25 \text{ Mev/c}$
 $E: 1,9 \text{ Mev/c}$



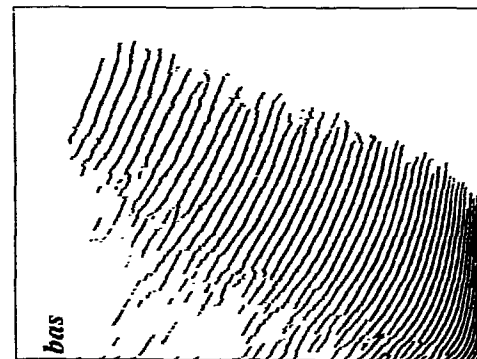
$\Delta E: 1,25 \text{ Mev/c}$
 $E: 1,4 \text{ Mev/c}$



$\Delta E: 1,25 \text{ Mev/c}$
 $E: 1,0 \text{ Mev/c}$

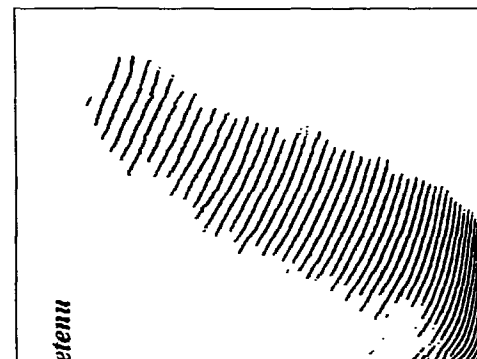
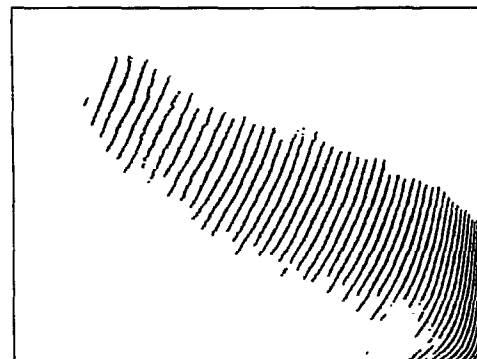
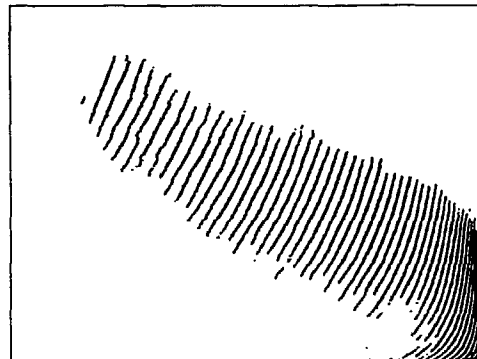
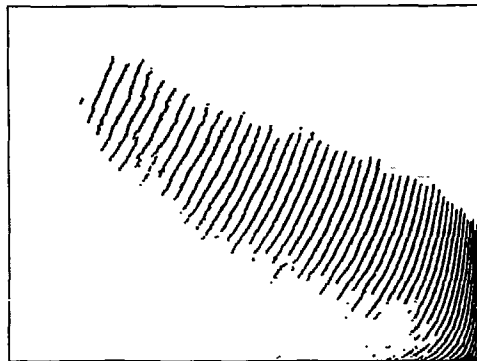


$\Delta E: 1,25 \text{ Mev/c}$
 $E: 0,7 \text{ Mev/c}$



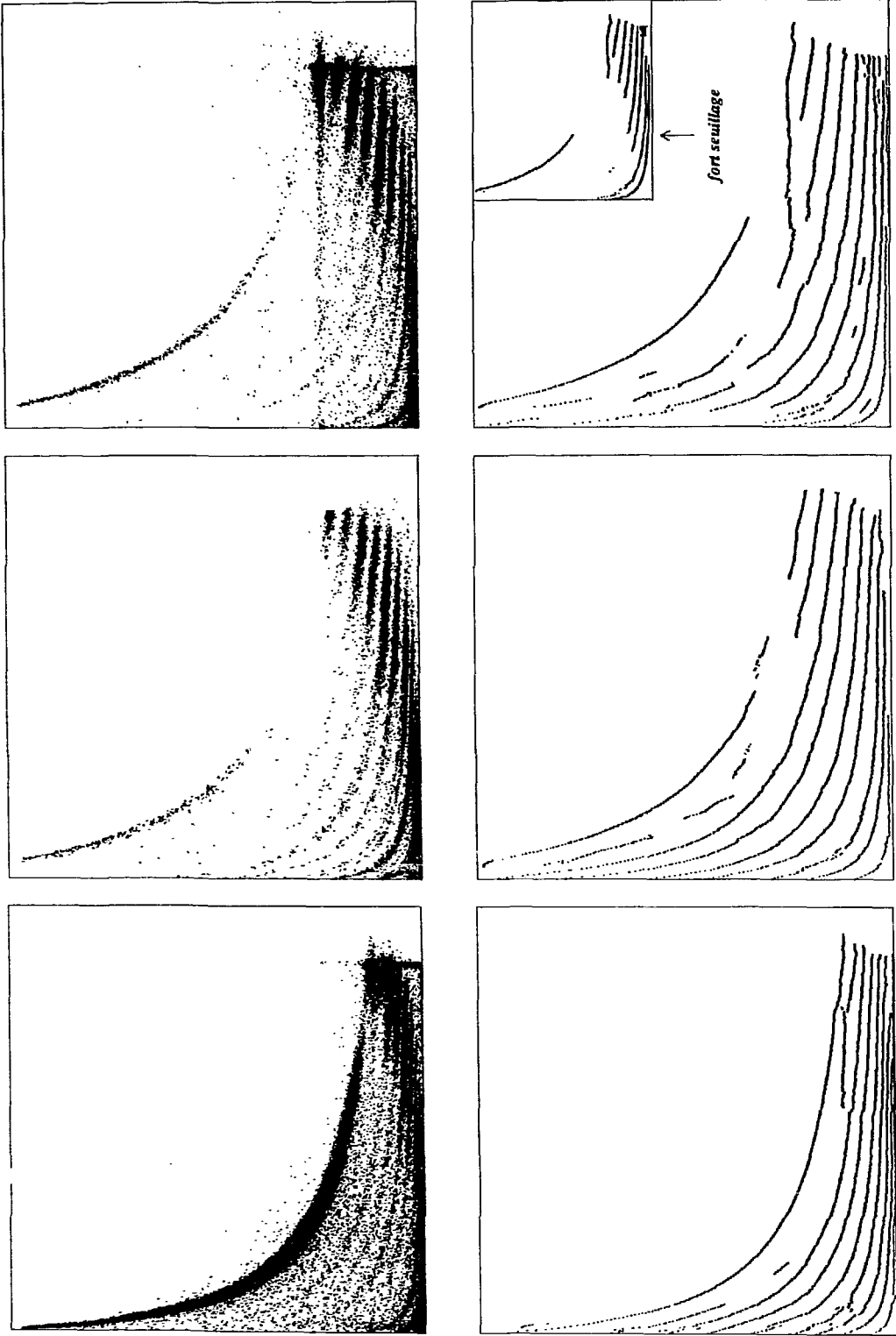
calibrations:

seuil très bas



euillage retenu

Fig II.16.d: contours obtenus pour différentes calibrations de l'axe E



*Fig II.17: difficultés en cas de trop faible statistique
et en présence de perturbations.*

particules alpha). Cette référence serait alors utilisée pour la calibration de tout spectre physique que l'on voudrait traiter.

- utiliser les résultats de calibration d'un CsI d'INDRA (les premiers résultats de ce type sont attendus dans les mois qui suivent) pour tenir compte de la non linéarité des CsI lors de la construction des tables de pentes et distances décrites précédemment.

II.4.2 La différenciation:

L'information utilisée lors de la différenciation est la distance entre lignes de Z, dont l'estimation approximative fournie par les tables est suffisante.

Les buts de cette étape de différenciation par filtrage optimal sont atteints:

- Une seule réponse à une crête donnée.
- Une bonne localisation des centres de crêtes.

Son association au lissage directionnel, ainsi que l'ajustement des paramètres du filtre LoG en fonction de l'information a priori ont permis l'obtention de performances intéressantes, même dans des zones à statistique très faible.

La stabilité du filtrage gaussien (filtre de différenciation LoG) dans l'espace des échelles est également une propriété intéressante permettant d'éviter les réponses multiples du filtre à une même crête, d'autant plus que la largeur des lignes de crête n'est pas connue avec précision.

On peut également remarquer, concernant la direction de différenciation, que même si celle-ci n'est pas orthogonale à la direction des contours, la localisation des centres de crêtes reste précise. Nous avions prévu, si l'application aux données réelles le justifiait, d'adapter la direction de différenciation en fonction des connaissances a priori, de façon à ce que cette direction soit orthogonale à la direction des contours. Ceci ne s'est pas révélé nécessaire.

II.4.3 Le chaînage:

Nous avons utilisé ici un chaînage simple, contraint par les informations a priori, et s'appuyant sur peu de règles de chaînage. Celui-ci, suivi d'une numérotation à partir de la ligne des particules $Z=2$ est suffisant dans le cas des spectres traités pour une identification de pratiquement l'ensemble des lignes de Z.

D'autres règles devront être introduites si on désire traiter correctement des matrices "atypiques" où certaines perturbations, dues à un dysfonctionnement quelconque, sont survenues (traîne des particules élastiques, mauvais centrage du faisceau...). Un exemple est présenté sur la figure II.17. Notons cependant que ces dysfonctionnements sont rares. La traîne de l'élastique, quand elle existe, ne concerne qu'un nombre réduit de modules. Elle n'est cependant pas, à notre avis, difficile à traiter,

et peut par ailleurs être éliminée à partir de critères physiques de sélection d'événements (multiplicité).

II.5 Fonctionnement prévu au sein d'un programme général de dépouillement:

La saisie automatique des lignes de Z est effectuée dans le but d'être ensuite transformée en informations utilisables directement pour l'identification de toutes les particules d'un spectre $(E, \Delta E)$ à partir de la lecture des données stockées sur bandes magnétiques sous forme d'événements. Un événement stocké contient, entre autres, et pour chaque particule détectée, les références du module concerné ainsi que les valeurs en canaux-codeur de E et ΔE .

Deux étapes supplémentaires viennent terminer la tâche d'identification dans son contexte réel:

① Une extrapolation des lignes de crête obtenues, pour identifier les particules "isolées", ou se trouvant sur des prolongements de ligne de crête à trop faible statistique pour être détectées lors des phases préalablement présentées. Il est clair que cette extrapolation doit également tenir compte de contraintes physiques pour être la plus proche possible des données expérimentales. L'erreur d'identification qui pourrait survenir suite à cette extrapolation est réduite pour deux raisons:

- Les spectres sur lesquels seront effectivement effectuées ces identifications seront constitués de la superposition de données acquises à plusieurs énergies du système étudié, ce qui se traduit par une meilleure statistique et une répartition plus uniforme de celle-ci au niveau du spectre, notamment à E faible où l'extrapolation est la moins facile à effectuer.
- Notre méthode permet, grâce au lissage préalable, la détection de crêtes dans des zones à statistique faible, ce qui réduit encore le nombre de particules à identifier par extrapolation.

② Représenter les lignes de crête par des expressions analytiques qui reproduisent le plus fidèlement possible ces lignes, et qui permettent le stockage d'un minimum d'information par module de détection (au lieu de garder par exemple l'ensemble de coordonnées des points-contours).

Des travaux menés dans ce sens dans [STE 91] introduisent une idée supplémentaire intéressante: obtenir un ensemble de fonctions décrivant l'ensemble du réseau des lignes de Z:

$$\Delta E = f(E, Z)$$

où f est une fonction de E , dont les coefficients sont exprimés comme fonctions de Z . Une contrainte imposée est la simplicité de l'expression de f de façon à ce que l'équation $\Delta E - f(E, Z) = 0$ soit résolvable en Z connaissant E et ΔE . Ce qui répond le mieux aux conditions d'utilisation souhaitées lors de l'identification en relecture de bandes. On serait cependant amené à éliminer cette contrainte, dans le cas où elle ne permettrait pas de trouver des fonctions décrivant avec suffisamment de précision les lignes de crête.

II. 6 Conclusion:

L'identification de façon non supervisée des lignes de Z a été abordée en utilisant des techniques de traitement 1D et 2D dont la mise en oeuvre a permis de montrer l'efficacité.

Les différentes étapes proposées sont complémentaires, et utilisent des informations a priori qui permettent de rehausser l'information contenue dans l'image d'une part, et d'optimiser la détection de crête d'autre part.

Une amélioration de la statistique (plus de données acquises et à différentes énergies du système étudié), ainsi qu'une meilleure évaluation des informations a priori devront permettre un meilleur comportement de la méthode à basse énergie.

Les résultats obtenus préalablement à ces corrections sont cependant satisfaisants et montrent la faible dépendance de la méthode à une erreur raisonnable sur l'évaluation des informations de pente et de distance a priori.

L'étape de lissage directionnel a permis de rehausser significativement le rapport S/B dans des zones à statistique faible. L'utilisation du LoG comme filtre de différenciation, en adaptant sa largeur en fonction de l'information sur la distance inter-crêtes permet d'optimiser de façon locale le compromis détection-localisation.

Si les résultats de mise en oeuvre de la méthode sur un très grand nombre de spectres le justifient, le chaînage de contour pourrait être adapté en conséquence en introduisant des critères de chaînage supplémentaires. Une seconde étape de chaînage pour l'"interprétation" des résultats de la première étape pourrait par exemple être envisagée (conformités des chaînes obtenues aux pentes locales, longueur des chaînes...).

Enfin une suite logique et probablement souhaitable à ce travail est la conception de critères permettant le diagnostic de mauvais fonctionnement de la détection des lignes de crête. Ceci permet soit de réeffectuer le traitement en ajustant certains de ses paramètres au cas difficiles (seuillage plus fort par exemple dans le cas de la figure II.17), où tout au moins d'aviser le physicien pour les spectres non traités avec succès.

Conclusion

Conclusion

Nous avons présenté différentes méthodes d'analyse et de traitement de signaux ou d'images appliquées à des données acquises lors d'expériences de physique au GANIL.

Ce travail a été effectué en étroite collaboration avec les physiciens concernés pour cerner et analyser les problèmes posés, et apporter des solutions permettant un meilleur confort d'utilisation d'appareils de plus en plus complexes qu'exigent les besoins de la physique aujourd'hui. Cette tendance de complexité de matériel va en s'accroissant vu la nécessité de mesurer un grand nombre de données et avec une précision qui se doit d'évoluer avec le progrès technologique, pour une meilleure appréhension des phénomènes que la physique nucléaire fondamentale tente d'expliquer.

Les algorithmes développés ici montrent l'apport que peuvent avoir différentes techniques de traitement de l'information pour aider le physicien dans différentes tâches expérimentales précédant l'analyse des données, que ce soit pendant la phase d'acquisition des données, ou pendant les phases préliminaires, souvent fastidieuses et répétitives, d'analyse des données.

Dans un cadre semblable à celui que nous avons abordé, des traitements manuels d'autres spectres bidimensionnels issus d'autres dispositifs de détection que INDRA peuvent certainement être soit assistés ou remplacés par des traitements automatisés (spectres ' énergie-temps de vol ' entre autres), où des informations a priori peuvent être utilisées pour contraindre la segmentation de telles images.

Les quelques applications abordées ici ne sont évidemment pas exhaustives. Le domaine du traitement de l'information est susceptible d'apporter des réponses à des questions beaucoup plus variées. On peut noter à titre d'exemple que la théorie de l'identification et commande de systèmes peut être une approche intéressante pour aborder des problèmes de réglages de faisceaux utilisés lors d'expériences de physique au GANIL, où plusieurs paramètres sont mis en jeu pour l'optimisation de différentes caractéristiques de ces derniers.

Annexes

Annexe 1

Description de l'acquisition des données

Les particules produites lors d'une réaction nucléaire sont émises dans tout l'espace, et arrivent au niveau d'un module du multidétecteur INDRA, où elles laissent un signal. Un ensemble de dispositifs électroniques permet d'effectuer un certain nombre d'opérations préalables à la prise en compte du signal au niveau de chaque détecteur: amplification, seuillage, intégration, conversion analogique-numérique, triggering (sélection d'événements) ...etc. Les données fournies par chacun des détecteurs touchés et provenant d'une même réaction constituent un événement. Elles sont stockées sous cette structure (en événements) dans deux sortes de buffers: des buffers destinés au contrôle en ligne, et d'autres destinés au stockage sur bande magnétique.

Les chassis VME, comportent plusieurs microprocesseurs. Ils se chargent du prélèvement et du tri des données provenant des codeurs, et de la constitution des deux types de buffers mentionnés ci-dessus. Ils sont connectés à un ordinateur hôte par une liaison rapide (débit d'environ 1 Moctet/seconde). Des programmes internes aux chassis VME permettent d'effectuer des tests sur le bon déroulement de la prise de données et de transmissions des buffers.

L'ordinateur hôte est un VAX 6410 de 32 Moctets de mémoire centrale, disposé en "cluster". Il assure la vérification et le stockage des données provenant du bus VME. Les détails de fonctionnement de l'acquisition GANIL pourront être consultés dans [G_ACQ91].

Dans la configuration du fonctionnement actuel, la gestion des demandes de buffers est assurée par l'ordinateur Hôte, pour répondre aux demandes provenant de différentes tâches indépendantes d'acquisition ou de traitement en ligne. En effet, les buffers dits de contrôle sont utilisés par une tâche "principale" de constitution des matrices bidimensionnelles ou de signaux monodimensionnels pertinents. Un suivi du déroulement de l'expérience sera alors assuré par une surveillance visuelle au niveau de stations de travail des spectres ainsi constitués. Cette tâche constitue ce que l'on appellera l'acquisition principale. Nous utilisons ces mêmes buffers pour le contrôle décrit dans la partie I de ce rapport, pour constituer les signaux monodimensionnels qui seront à la base de notre analyse. Notre tâche constitue une acquisition dite "parallèle".

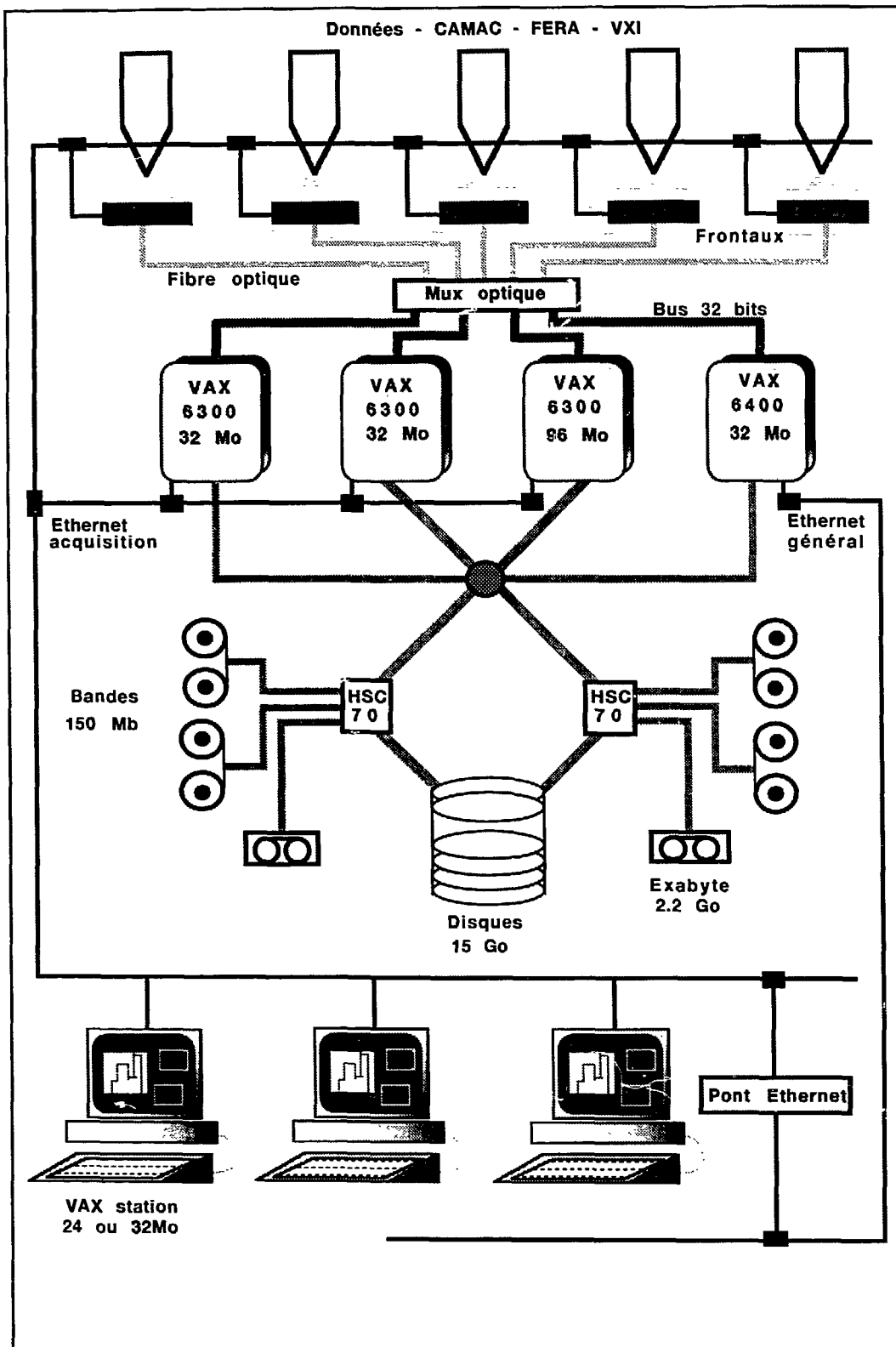


Fig A1.1: Description de l'acquisition

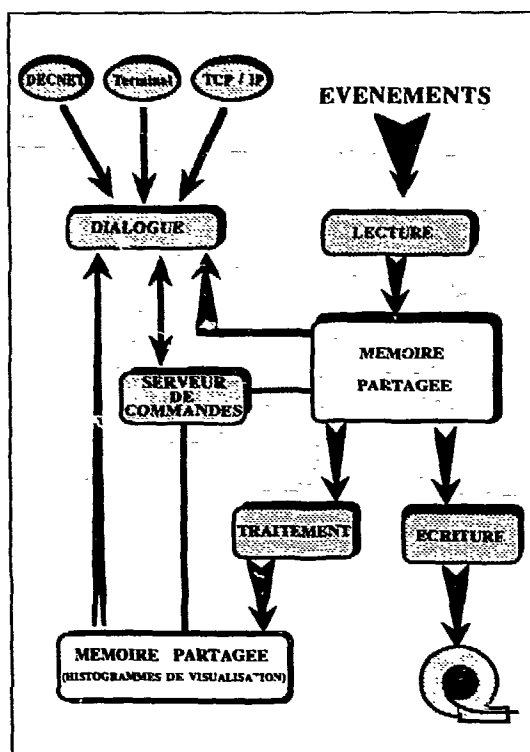


Fig A1.2: ACQUISITION - Schéma de principe

Une difficulté assez complexe se pose à ce niveau, ou plusieurs paramètres entrent en jeu pour l'optimisation du transfert des buffers aux tâches qui les demandent. En effet, tout transfert de données vers les stations de visualisation ou vers une station de travail dédiée à une acquisition parallèle est effectué (dans la configuration actuelle) depuis l'ordinateur Hôte vers la station via un réseau Ethernet. Un compromis doit être trouvé pour répondre aux demandes de buffers provenant des deux tâches en minimisant les temps morts que cela implique au niveau de chaque tâche.

Deux solutions décrites dans ce qui suit ont été testées, et toutes deux pénalisent l'un ou l'autre des deux process. L'importance de cette pénalisation dépend par ailleurs du flux de données (donc du système étudié, de l'intensité du faisceau...etc). Il est plus avantageux de se mettre dans l'une ou l'autre des deux configurations en fonction de ce flux entre autres.

➔ Dans le premier cas, le process de contrôle principal est considéré comme process maître, et le process de contrôle parallèle ne peut accéder qu'aux seuls buffers demandés par l'acquisition principale. La quantité de données traitée par le process parallèle ne peut pas excéder celle de l'acquisition principale, même si la vitesse de traitement du premier est supérieure à celle du deuxième.

➔ Dans le second cas, priorité est donnée à l'acquisition parallèle, puisque plus rapide. Les buffers sont alors fournis à sa demande. Ceci ne peut s'effectuer dans le cadre de fonctionnement actuel que sous la contrainte qu'une nouvelle demande de buffers implique la libération du buffer précédent par les deux process, même si l'un des deux n'a pas entièrement traité les données du buffer (le process le plus lent). Comme

toute demande de Buffer implique un délai non négligeable avant que le VME y donne suite, cela se traduit par un temps mort conséquent au niveau du process principal: dans le premier cas celui-ci traitait la quantité de données contenue dans un buffer sans interruption, alors que dans le second cas, il traite la même quantité, mais provenant de plusieurs buffers différents, en un temps augmenté des délais correspondants aux temps de réponse aux quelques deux ou trois demandes de buffers effectuées par l'acquisition parallèle. En pratique cela implique une chute du taux d'événements traités par l'acquisition d'environ 30 à 40%.

Il est envisagé, à termes, que la distribution de buffers soit réalisée directement au niveau du VME sans passer par l'ordinateur Hôte, ce qui a pour principal avantage de rendre plus indépendants les process demandeurs, dans le sens qu'ils perturbent le moins possible le taux de buffers traités l'un de l'autre.

Annexe 2

Quelques Rappels statistiques

soit X une variable aléatoire de distribution de probabilité gaussienne de moyenne m , et de variance σ .

A l'aide d'une réalisation de n échantillons (x_1, \dots, x_n) de cette variable aléatoire, on peut estimer la moyenne m par:

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

et la variance σ par:

$$s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \text{ lorsque } m \text{ est estimée par } \bar{x}.$$

ou par:

$$s^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - m)^2 \text{ si } m \text{ est connue.}$$

Même dans le cas où la distribution de probabilité de X n'est pas normale, on peut montrer ([BOX 78]) que la variable aléatoire \bar{x} est telle que:

$$E[\bar{x}] = m \text{ et } V[\bar{x}] = \frac{\sigma^2}{n} \text{ (théorème de la limite centrale: } \bar{x} \text{ tend vers une loi normale quand } n \text{ est grand).}$$

On peut également montrer que s^2 a pour valeur moyenne σ^2 et varie autour de cette valeur avec un écart-type en $1/\sqrt{n}$.

Dans le cas où X suit une loi normale, \bar{x} est aussi normale, et s^2 suit (indépendamment de \bar{x} une distribution de χ^2 . Elle a pour moyenne σ^2 , et pour variance $2\sigma^4/v$; où v est le nombre de degré de liberté.

Récapitulatif en cas de non normalité:

Même au cas où X n'est pas normale, \bar{x} tend vers une loi normale d'autant plus que n est grand.

Il n'en est pas de même pour la variance σ^2 pour laquelle il n'y a pas d'équivalent du théorème de la limite centrale. La variance de s^2 s'écrit:

$$V(s^2) = \frac{2\sigma^4}{n-1} c$$

$$\text{où } c = 1 + \frac{1}{2} \left(\frac{n-1}{n} \right) \gamma \quad ; \quad \gamma = \frac{\mu_4}{\sigma^4} - 3$$

$$\mu_4 \text{ est le moment d'ordre 4: } \mu_4 = \frac{\sum_i (x_i - m)^4}{n}$$

γ est une mesure de la non normalité de la distribution de X . Elle est nulle pour une distribution normale, et positive lorsque les queues de distribution sont plus denses que celles d'une distribution normale.

Revenons au cas d'une V.A de distribution $N(m, \sigma^2)$. L'estimation de sa variance s^2 suit une loi de χ^2 à $(n-1)$ degrés de liberté ($s^2 \sim \frac{\sigma^2}{n-1} \chi_{n-1}^2$).

le calcul de s^2 à partir d'une réalisation de n échantillons de X permet de déterminer des intervalles de confiance pour σ . En effet, les tables de χ_{n-1}^2 permettent de trouver les valeurs de A et B telles que:

$$\Pr\left(A \leq \frac{(n-1)s^2}{\sigma^2} \leq B\right) = 1 - \alpha$$

ce qui permet de déduire l'intervalle de confiance:

$$\Pr\left(\frac{(n-1)s^2}{B} \leq \sigma^2 \leq \frac{(n-1)s^2}{A}\right) = 1 - \alpha$$

Comparaison de variances:

Une première réalisation de n_1 observations aléatoires est effectuée à partir d'une loi normale de variance σ_1^2 , et une seconde réalisation de n_2 observations à partir d'une autre loi normale observation de variance σ_2^2 . On peut donc calculer les estimations s_1^2 et s_2^2 de σ_1^2 et σ_2^2 .

$$\text{donc } \frac{s_1^2}{\sigma_1^2} \sim \frac{1}{v_1} \chi_{v_1}^2 \text{ et } \frac{s_2^2}{\sigma_2^2} \sim \frac{1}{v_2} \chi_{v_2}^2$$

Le rapport $(\chi_{v_1}^2/v_1) / (\chi_{v_2}^2/v_2)$ suit une distribution de Fisher-snedecor (F) à v_1 et v_2 degrés de liberté.

$$\frac{s_1^2}{s_2^2} = \frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2} F_{v_1, v_2}$$

La distribution F peut alors être utilisée pour vérifier des hypothèses concernant σ_1^2/σ_2^2 en particulier $\sigma_1^2 = \sigma_2^2$.

Références bibliographiques



RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [AGN 81]: J. M. Agnier, B. Rouvais, J.L. Coatrieux, P.-Y. Arques, R. LEBARS "Présentation de méthodes de reconnaissance des signaux d'électromyographie". Huitième colloque sur le traitement du signal et ses applications. Nice du 01 au 05 juin 1981.
- [AND 89]: G. Andria, M. Savino, A. Trotta. "Windows and interpolation algorithms to improve electrical measurement accuracy". IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol 38, n° 4 aug 1989, pp 856-863.
- [AUS 90]: L. Auslander, C. Buffalano, R. Orr, R.Tolimieri. " A comparison of the Gabor and short-time Fourier transforms for signal detection and feature extraction in noisy environments". SPIE, vol 1348, 1990, pp 230-247.
- [BEA 86]: P.-M. Beaufils, M. Rami. " Le Filtrage Numérique", 1986, ed. Sybex.
- [BEN 90]: A. Benveniste. "Multiscale signal processing: from QMF to wavelets". Rapport de recherche de l'INRIA n°1299, oct 1990.
- [BER 75]: A.J. Berni, D.E. Dick, M. W. Luttges. "Detection of digitalis toxicity by computerized electrocardiogram monitoring". IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol BME-22, n° 1, Jan 75, pp 29-34.
- [BER 84]: V.Berzins. "Accuracy of Laplacien Edge Detectors". Computer, Vision, Graphics and Image processing, vol. 27, n°2, AUG 84, pp 195-210.
- [BET 30]: H. A. Bethe. Ann. Physik 5, 1930, pp 325.
- [BOU 91]: C. Bouman, B. Liu. " Multiple Resolution Segmentation of Textured Images". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 13, n° 2, FEV 91, pp 99-113.
- [BOX 78]: G. Box, W. Hunter, J. S. Hunter. "Statistics for experimenters: An introduction to design, data analysis, and model building". John Wiley & sons, Inc. (Wiley-interscience).
- [CAN 83]: J. F. Canny. "Finding Edges and Lines". Massachusetts Inst. of Technology, Cambridge, Technical report 720, 1983.

- [CAN 86]: J. Canny. "A Computational Approach to Edge Detection". IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. PAMI-8, n° 6, NOV 1986, pp 679-698.
- [CHA 87]: S. Chaudhuri, H. Nguyen, R. M. Rangayyan, S. Walsh, C. Frank. "A Fourier Domain Directionnel Filtering Method for Analysis of Collagen Alignement in Ligaments". IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol BME-34, n°7, JUL 87. 509-517.
- [COP 90]: N. Copinet. "Multidétecteur 4π INDRA - Simulation de la géométrie et étude des détecteurs au silicium". Université de Caen. Thèse 1990.
- [DID 71]: E. Diday. " Une Nouvelle Méthode en Classification Automatique et Reconnaissance des Formes La Méthode des Nuées Dynamiques". Revue de statistique appliquée, vol XIX n°2, 1971, pp 19-33.
- [FER 91]: A. Ferraro, R. Ottoboni. "A new approach to the Fourier Analysis of periodic signals for the minimization of the phase errors. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol 40, n° 4, aug 1991, pp 694-698.
- [FRI 89]: B. Friedlander, B. Porat. "Detection of transient signals by the Gabor representation" IEEE Transactons on Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol 37, n° 2, fev 1989, pp 169-180.
- [GAR 86]: C. Garbay. " Image Structure Representation and Processing: Discussion of Some Segmentation Methods in Cytology". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. PAMI-8, n° 2, MAR 86, pp 140-146.
- [GIR 87]: G. Giraudon. "Chaînage Efficace de Contour". Rapport de recherche de L'INRIA n° 605, Fév 1987.
- [G_ACQ 91]: "Ganil Acquisition". Manuel d'utilisation (version 1.0), Ganil R 91 03.
- [HAD 90]: J. F. Haddon, J. F. Boyce. " Image Segmentation by Unifying Region and Boundary Information". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 12, n° 10, OCT 90, pp 929-948.
- [HAR 80]: R. M. Haralick. "Edge and Region Analysis for Digital Image Data". Computer Graphics and image processing. Vol. 12, 1980, pp 60-73
- [HAR 85]: R. M. Haralick. " Second Directionnal Derivative Zero-crossings Detector using the Cubic Facet Model". Proceedings of the 4th Scandinavian Conference on Image Analysis, Trondheim, 1985, pp 17-30.
- [HER 70]: A. Herskovitz, T. O. Binford. " On Boundary Detection". M.I.T, Cambridge, A. I. Memo 183. 1970.
- [HOR]: D. Horn & al. " The Mass dependence of CsI(Tl) scintillation response to heavy ions". AECL Research, Chalk River laboratories, Canada

- [HUB 80]: F. Hubert. "Range and stopping tables for 2.5-100 MeV/nucleon Heavy Ions in solids". Ann. of Phys, 1980, n°5, pp 1-214.
- [HUE 84]: A. Huertas, G. Medioni. "Detection of Intensity Changes with Subpixel Accuracy Using Laplacien-Gaussian masks". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. PAMI-8, n° 5, SEP 86, pp 651-664.
- [JAI 91]: A. K. Jain, F. Farrokhnia. "Unsupervised Texture Segmentation Using Gabor Filters". Pattern Recognition, Vol. 24, n° 12, 1991, pp 1167-1186.
- [JES 86]: S. Jesus. "Estimation d'un signal répétitif bruité par sommation synchrone et lissage adaptatif: Application à la structure fine du signal cardiaque". Université de Nice. Thèse 1986.
- [KIM 86]: B. S. Kim, S. B. Park. "A Fast k Nearest Neighbor Finding Algorithm Based on the Ordered Partition". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. PAMI-8, n° 6, NOV 86, pp 761-766.
- [KON 72]: W. L. G. Koontz, K. Fukunaga. "A Nonparametric Valley-Seeking Technique for Cluster Analysis". IEEE trans. on Computers, vol c-21, Feb 1972, pp 171-178.
- [KOT 90]: D. P. Kottke, Y. Sun. "Segmentation of Coronary Arteriograms by Iterative Ternary Classification". IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol 37, n°8, AUG 90, pp 778-784.
- [LEE 89]: J.P. Lee. M.B Comisarow. "Advantageous apodization functions for absorption-mode Fourier transform spectroscopy". Applied Spectroscopy, vol 43, n° 4, 1989, pp 599-603.
- [LUT 92]: P. Lutz, "Are There Privileged Observables ? Some Examples in Particle Physics". Nuclear Physics A545, 1992, pp 419-432.
- [MAL 89]: S. Mallat. "Multifrequency channel decomposition of Images and wavelet models". IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol 37, n° 12, déc 1989, pp-2091-2110.
- [MAR 91]: N. Martin. "Analyse spectrale de signaux stationnaires". Le courrier du CNRS n° 77, 1991, p27.
- [MEY 92]: Y. Meyer. "Les ondelettes algorithmes et applications". Ed Armand colin.
- [MOR 86]: S. D. Morgera, N. K. Garg. "A distribution function approach to point target resolution". Signal Processing, vol 10, 1986, pp 153-170.
- [NAL 86]: V. Nalwa, T. Binford. "On Detecting Edges". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. PAMI-8, n° 6, SEP 86, pp 699-714.
- [NOR]: L.C. Northcliffe, R.F. Schilling. "Range and stopping Power tables for heavy ions". Cyclotron Institute, Texas A&M University.

- [PET 89]: M. Petrou, J. Kittler. "Detecting Edges with Intrinsic length-Scale". Proceedings of the 6th Scandinavian Conference on Image Analysis, vol.2, oulu, Finland 1989, pp 816-819.
- [PLA 93]: E. Plagnol & al. "INDRA - 4π Detector for Light Particles and Heavy Ions at the Ganil Facility". Nouvelle du Ganil n° 44, Fév 1993.
- [PRE 90]: A. Preumont. "vibrations aléatoires et analyse spectrale". Presses Polytechniques et Universitaires Romandes, 1990.
- [REN 84]: H.Renders, J. Schoukens, G. Vilain. " High-accuracy spectrum analysis of sampled discrete frequency signals by analytical leakage compensation". IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol IM-33, n° 4, dec 1984, pp 287-292.
- [RIX 80a]: H. Rix, J.P. Malengé. "Detecting small variatons in shape". IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol SMC-10, n° 2, Feb 80, pp 90-96.
- [RIX 80b]: H.Rix, J.P Malengé. "detection of impurity (1%) at low resolution (0.25)". Journal of High résolution Chromatography & Chromatography communications. vol 3, Apr 80, pp 172-176.
- [RIX 89]: H. Rix, E. Thierry. "Comparison of two similarity criterions in shape classification of transient signals: Application to high resolution electrocardiography". AIPAC 1989, IFAC symposium, vol 2, pp 304-307.
- [Rix 86]: H. Rix. "Le traitement des formes en chimie analytique". Analytica Cimica Acta, vol 191, 1986, pp 467-472.
- [ROH 76]: F. J. Rohlf. " Hierarchical Clustering Using the Minimum Spanning Tree". The Computer Journal, vol 16 n° 1, 1976, pp 93-95.
- [SCH 64]: I. J. Schoenberg. "Spline Functions And the Problem of Graduation". Proc. Nat. Acad. Sci., Vol. 52, 1964, pp 947 950.
- [SCH 92]: J. Schoukens, R. Pintelon, H. Van hamme. "The interpolated fast Fourier Transform: A comparative study". IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol 41, n° 2, apr 1992, pp 226-232.
- [SHA 79]: K. S. Shanmugam, F. M. Dickey, J. A. Green. "An Optimal Frequency Domain Filter for Edge Detection in Digital Pictures". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. PAMI-1, n° 1, JAN 1979, pp 37-49.
- [SHE 86]: J. Shen. "Filtrage Rapide en Traitement d'Image et Vision 3D par ordinateur". Université Paul Sabatier, Toulouse, Thèse d'état 1986.
+ J. Shen, S. Castan. "An optimal Linear Operator for Edge Detection. Conference on Vision and Pattern Recognition". USA, JUN 86, IEEE.

- [SPA 84]: L.Spacek. "The computation of Visual Motion". Ph. D dissertation. Université de Essex à Colchester, 1984.
- [STE 91]: J. C. Steckmeyer. "Nouvelle Méthode d'Identification: une Véritable fonction d'Identification". Nouvelle du Ganil n°40, Juillet 1991.
- [TDS 92a]: "Méthodes temps-fréquence et segmentation de signaux". Traitement du signal, supplément au vol 9 n°1, GRETSI, pp 145.
- [TDS 92b]: "Méthodes temps-fréquence et segmentation de signaux". Traitement du signal, supplément au vol 9 n°1, GRETSI, pp 146-147.
- [THI 89]: E. Thierry. "Analyse de forme des signaux monodimensionnels: Etudes théoriques et applications à la structure fine du signal cardiaque". Université de Nice. Thèse 1989.
- [THR 91]: R. D. Throne , J.M Jenkins, L. A. Dicarlo. "A comparison of four new time-domain techniques for discriminating monomorphic ventricular tachycardia from sinus rhythm using ventricular waveform morphology". IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol 38, n° 6, Jun 1991, pp 561-570.
- [TIK 63]: A. N. Tikhonov. "Regularization of Incorrectly-posed Problems". Soviet Math Dokl., vol 4, 1963, pp 1624-1627.
- [TIK 77]: A. N. Tikhonov, V. Y. Arsenin. "Solution of Ill-posed Problems". Winston&Wiley, Washington D.C, 1977.
- [TOR 86]: V. Torre, T. A. Poggio. " On Edge Detection". IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. PAMI-8, n° 2, MAR 1986, pp 147-163.
- [TRA 86]: D.D Traficante, D. Ziessow. "A new apodization function for resolution enhancement with a minimum loss of sensitivity". Journal of Magnetic Resonance, vol 66, 1986, pp 182-186.
- [TWE 90]: C.J.W. Twenhöfel & al. "The response function of a CsI (TI) scintillator with photodiode readout to light and heavy ions in the intermediate energy range". Nuclear instrments and methods in physics research, vol B51, 1990, pp 58-62.
- [VIN 91]: L. Vinet. "Segmentation et Mise en Correspondance de Régions de Paires d'Images Stéréoscopiques". Université de Paris IX Dauphine. Thèse 1991.
- [ZIG 85]: J.F. Ziegler, J.P. Biersack, V. Littmark. " The stopping and range of ions in solids". Vol. 1, Pergamon Press, 1985, ed. by J.F. Ziegler.
- [ZIO 91]: D. Ziou. "La Détection de Contours dans des Images à Niveaux de Gris: Mise En Oeuvre et Sélection de Détecteurs". Institut National Polytechnique de Lorraine. Thèse 1991.

Résumé

La physique nucléaire expérimentale utilise aujourd'hui des dispositifs de plus en plus complexes. Les données accumulées représentent des quantités très importantes. Nous montrons dans ce travail l'aide que peuvent apporter différentes techniques de traitement de l'information pour assister le physicien à différents stades d'une expérience de physique.

Il s'agit dans la première partie de suivre l'évolution de la résolution de détecteurs de particules afin de s'assurer que les données acquises sont exploitables. Trois méthodes sont exposées et comparées dans cette partie. La première méthode consiste à extraire un paramètre caractéristique de cette résolution au niveau du spectre de Fourier du signal à analyser, les deux autres sont des méthodes de comparaison de formes de signaux. La confrontation des performances conduit au choix de l'estimation par analyse spectrale.

La deuxième partie concerne un problème de classification de données, où des méthodes classiques de classification ne conduisent pas à une partition optimale. Nous considérons alors pour résoudre ce problème une approche de détection de contour au niveau d'images bruitées. Nous y proposons une approche permettant l'utilisation, au niveau des données acquises, de connaissances a priori que nous dérivons d'informations fournies par la physique. Un lissage permet une première régularisation de la différenciation. La différenciation en vue de la détection des points de contour est ensuite effectuée à l'aide d'un détecteur optimal au sens de Canny pour nos types de contours. L'échelle du détecteur est adaptée en fonction des connaissances a priori. Le chaînage de contour est ensuite facilité par la bonne qualité de différenciation à laquelle aboutit le traitement précédent. La numérotation des classes obtenues à partir d'une référence conduit à la classification souhaitée.

Abstract

More and more complex detectors are used today in experimental nuclear physics and the corresponding data to be processed represents huge amounts. We clarify in this work the kind of help that information processing techniques can offer to assist physicists at two important steps in a nuclear physics experiment : data taking and data analysis.

The first part deals with particle detector resolution survey in order to insure that stored data are useful for the analysis stage. Three methods are presented and compared. The first one consists in extracting a meaningful parameter that describes the resolution in the Fourier domain of the analysed signal. The two other methods compare signal shapes. Confronting these methods leads us to choose the spectral analysis technique.

The second part concerns the data classification problem for which various classical classification methods do not lead to optimal partitioning. We therefore consider to resolve this problem, an edge detection approach in the case of noisy images, where some a priori knowledge (derived from physics) is used to derive a contextual edge detector. A preliminary smoothing is used to regularize the differentiation. The edge extraction is then achieved by means of an optimal edge detector (in the sens of Canny) for our edge types. The detector scale is adapted with respect to the a priori information available. The edge chaining is then significantly simplified by the good differentiation quality obtained by the previously described approach. The numbering of the obtained classes, starting with a reference, produces the desired classification.

Mots-clés

Analyse spectrale, suivi de résolution, comparaison de formes de signaux, classification de données, fusion de données, différenciation, filtrage de Canny, détection de contour.