



HAL
open science

Mise en oeuvre d'une architecture de reconnaissance de formes pour la détection de particules à partir d'images atmosphériques.

Sonia Khatchadourian

► To cite this version:

Sonia Khatchadourian. Mise en oeuvre d'une architecture de reconnaissance de formes pour la détection de particules à partir d'images atmosphériques.. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université de Cergy Pontoise, 2010. Français. NNT: . tel-00783077

HAL Id: tel-00783077

<https://theses.hal.science/tel-00783077>

Submitted on 31 Jan 2013

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.



THÈSE

présentée

à l'Université de Cergy-Pontoise
École Nationale Supérieure de l'Électronique et de ses Applications

pour obtenir le grade de :

Docteur ès Science de l'Université de Cergy-Pontoise
Spécialité : Traitement des Images et Architecture

Par

Sonia Khatchadourian

Équipes d'accueil :

Équipes Traitement de l'Information et Systèmes (ETIS) - UMR 8051

Titre de la thèse :

**Mise en œuvre d'une architecture de reconnaissance de formes pour la
détection de particules à partir d'images atmosphériques.**

Soutenue le 16 septembre 2010 devant la commission d'examen

M. Bruce	Denby	Rapporteur
M. Jean-Pierre	Dérutin	Rapporteur
M. Jean-François	Glicenstein	Examineur
M. Michel	Paindavoine	Examineur
M. Gérard	Fontaine	Directeur de thèse
M. Lounis	Kessal	Directeur de thèse
M. Jean-Christophe	Prévotet	Encadrant de thèse

À mon père.

Remerciements

Je remercie les membres du jury d'être venu examiner cette thèse : MM. Bruce Denby et Jean-Pierre Dérutin pour avoir accepté d'être les rapporteurs de ce mémoire, MM. Jean-François Glicenstein et Michel Paindavoine pour avoir accepté de participer au jury.

Les travaux présentés dans ce mémoire ont été réalisés au sein du laboratoire ETIS¹ de l'ENSEA². À ce titre je tiens à remercier Inbar Fijalkow de m'avoir accueillie au sein du laboratoire ETIS mais aussi pour m'avoir prêté une oreille attentive quand j'en ai eu besoin. Cette thèse n'aurait pas vu le jour sans la participation active de Gérard Fontaine du laboratoire LLR³ en tant qu'initiateur de ce sujet de thèse. Je remercie également François Verdier qui a été mon premier interlocuteur à ETIS et surtout m'a recrutée.

Mes remerciements vont aussi à mes encadrant et directeur de thèse : Jean-Christophe Prévotet et Lounis Kessal. Je remercie également mes différents interlocuteurs à l'IRFU⁴ et au LLR, notamment Yassir Moudden et Bruno Khelifi.

Je remercie tout particulièrement mes différents co-bureaux qui m'ont accompagnée au cours de ces dernières années : Joséphine, je n'ai pas seulement fait une thèse, j'ai gagné une amie, Ayman, camarade de discussions en tout genre, intarissables mais non moins intéressantes, Auguste, « Wesh tranquille ! », Shuji, attention à ne pas trop secouer les branches, Jean-Emmanuel, maître en blagues de goût douteux, et Jean-Christophe, son second et le seul, à ma connaissance, à avoir l'œil qui scintille en parlant de physique quantique... Hé, on va prendre un café??

Mes camarades de fortune ne se limitaient pas à mon bureau : Adrian, cher compagnon de soirées bière ou foot, c'est selon, mais en tous cas oreille toujours attentive à mes coups de blues, voire critique, mais bon, c'est Adrian, quand même... Comme on dit, boire et déboires ! Mes chers amis de la révolution : Guy, Manu et Sam, on refait le monde quand vous voulez !! La liste des personnes qui ont contribué à mon moral pendant ma thèse peut être encore bien longue : David Gorisse, AbdelNasser, Julien, Sylvain, Dimitri, Gilles, Jonathan, Ludovic, Alexis, Rodrigue, David Picard, Philippe-Henri, Charly, Cléo... Merci à vous tous.

Je remercie également Thomas qui m'a subie pendant des périodes difficiles et malgré cela a trouvé la force de rester à mes côtés et de me soutenir en toutes circonstances.

Enfin, Maman, pour son inébranlable confiance en moi, pour son soutien constant, pour tout ce que tu as fait pour moi et pas seulement ces dernières années, infiniment merci.

1. Équipes Traitement de l'Information et Systèmes

2. École Nationale Supérieure de l'Électronique et de ses Applications

3. Louis Leprince Ringuet

4. Institut de Recherche sur les lois Fondamentales de l'Univers

Table des matières

Glossaire	ix
1 Introduction générale	1
Publications	5
2 Contexte général : l’astronomie gamma	7
2.1 L’astrophysique des hautes énergies	7
2.1.1 Les astroparticules	7
2.1.1.1 Les premiers pas de l’astronomie gamma	8
2.1.1.2 Finalité de l’astronomie gamma	8
2.1.2 Les techniques de détection	10
2.1.2.1 Détecteurs en satellite	10
2.1.2.2 Détecteurs au sol	11
2.2 Le projet HESS	13
2.2.1 Présentation	13
2.2.2 Description d’un télescope	14
2.2.2.1 Le miroir d’un télescope	14
2.2.2.2 Une caméra à fine pixelisation et électronique rapide	15
2.2.3 Description du système complet	16
2.2.3.1 Le site	17
2.2.3.2 Centralisation des évènements	18
2.2.4 Déclenchement du système	18
2.2.4.1 Déclenchement d’une caméra	19
2.2.4.2 Déclenchement centralisé	21
2.3 Le projet HESS-II	22
2.3.1 Présentation	22
2.3.2 Description du télescope	22
2.4 Conclusion	24
3 Problématique de la thèse	25
3.1 Un nouveau système de trigger	25
3.1.1 Présentation générale	26
3.1.2 Le trigger de niveau 2	26
3.2 Phénomène observé par le VLCT et images résultantes	27
3.2.1 Problématique de la détection de particules	27
3.2.1.1 Description du phénomène : L’effet Chérenkov	27
3.2.1.2 Développement longitudinal des gerbes lumineuses	29
3.2.2 Les images	30

3.2.2.1	Images en entrée du L2	31
3.2.2.2	Les particules	31
3.3	Un problème de reconnaissance des formes	32
3.3.1	Quelques statistiques sur les observations	33
3.3.2	De la reconnaissance des formes	39
3.4	Contraintes de la réalisation	40
3.4.1	Un système embarqué	40
3.4.2	Un système temps réel	42
3.5	Conclusion	42
4	Algorithmes de reconnaissance de formes appliqués à l’astrophysique	43
4.1	État de l’art	43
4.1.1	Les paramètres de Hillas	43
4.1.2	La reconnaissance des formes non supervisée	44
4.1.2.1	La classification hiérarchique	44
4.1.2.2	Les k-Moyennes ou k-Means	44
4.1.2.3	Les cartes de Kohonen	45
4.1.3	La reconnaissance des formes supervisée	46
4.1.3.1	La classification bayésienne	46
4.1.3.2	Les k-Plus Proches Voisins	47
4.1.3.3	Les arbres de décision	47
4.1.3.4	Les réseaux de neurones à apprentissage supervisé	48
4.1.3.5	Les séparateurs à vaste marge	50
4.1.4	Motivations de la solution algorithmique retenue	52
4.2	La solution retenue pour le trigger de niveau 2	53
4.2.1	L’étape de réjection	53
4.2.1.1	Débruitage des images	54
4.2.1.2	Réjection sur la taille	54
4.2.2	L’étape de prétraitement : solutions envisagées	54
4.2.2.1	Isolation d’une région d’intérêt	55
4.2.2.2	Moments de Hu	57
4.2.2.3	Moments de Zernike	57
4.2.2.4	Paramètres de Hillas	60
4.2.2.5	Paramètres d’ellipse déduits des moments de Zernike	60
4.2.2.6	Analyse en Composantes Principales	60
4.2.3	Choix du classifieur neuronal	62
4.2.3.1	Paramètres du réseau de neurones	62
4.2.3.2	L’apprentissage du réseau de neurones	63
4.3	Constitution des bases pour l’apprentissage	63
4.3.1	Des bases constituées de façon aléatoire	64
4.3.2	Analyse des données : le qtelbg	64
4.4	Résultats de la chaîne de décision	65
4.4.1	Taux de reconnaissance pour un réseau de neurones à 3 sorties	65
4.4.1.1	Bases équilibrées	66
4.4.1.2	Bases déséquilibrées	67
4.4.2	Résultats pour un réseau de neurones à 2 sorties	69
4.4.2.1	Un seul prétraitement alimentant le réseau de neurones	69
4.4.2.2	Combinaison de prétraitements	69
4.5	Conclusion	71

5	Implantation matérielle du système de reconnaissance de formes	73
5.1	Les circuits pour l'implantation matérielle	73
5.1.1	De la spécialisation des architectures	74
5.1.1.1	Les architectures généralistes	74
5.1.1.2	Les architectures spécialisées	74
5.1.1.3	Les architectures dédiées	74
5.1.2	Les supports matériels	74
5.1.2.1	Les ASIC	75
5.1.2.2	Les processeurs	75
5.1.2.3	Les circuits logiques programmables	77
5.1.3	Conclusion	78
5.2	Du circuit FPGA au SoPC	79
5.2.1	Structure du FPGA	79
5.2.2	Vers les SoPC (System on Programmable Chip)	81
5.3	État de l'art sur les implantations existantes des moments de Zernike	82
5.3.1	Rappel de la méthode directe	82
5.3.2	Méthode de Kintner	83
5.3.3	Méthode de Belkasim	83
5.3.4	Méthode de Kotoulas	83
5.4	État de l'art sur les implantations existantes des perceptrons multicouches dans un FPGA	85
5.4.1	Solution logicielle	85
5.4.2	Solution matérielle	85
5.5	Bilan	86
5.5.1	Comparaison des solutions évoquées	86
5.5.2	Solution retenue	86
5.6	Architecture proposée pour le calcul des moments de Zernike	87
5.6.1	Algorithme suivi pour le calcul des moments de Zernike	87
5.6.1.1	Les moments de Zernike calculés via les moments d'accumulation	87
5.6.1.2	Description de l'architecture	93
5.6.2	Implantation du calcul des moments de Zernike	95
5.6.3	Performances obtenues	97
5.6.3.1	Ressources utilisées	97
5.6.3.2	Temps d'exécution	98
5.7	Implantation des réseaux de neurones	99
5.7.1	Proposition d'architecture pour les réseaux de neurones	99
5.7.1.1	Description	99
5.7.1.2	Avantages de cette architecture	100
5.7.2	Performances obtenues	100
5.7.2.1	Ressources	100
5.7.2.2	Temps d'exécution	101
5.8	Conclusion	102
6	Conclusion et perspectives	103
A	Statistiques sur les données	107
A.1	Taille du cluster principal	107
A.2	Nombre de pixels isolés par image	109
A.3	Nombre de clusters par image	112
A.4	Taille du cluster secondaire	114
A.5	Distance entre les deux clusters principaux	116

Bibliographie

123

Table des figures

2.1	Vue composite (optique/rayon X) du pulsar de la nébuleuse du Crabe. Crédit : NASA.	9
2.2	Reste de la supernova RCW 86 (Crédit : Collaboration HESS).	9
2.3	Vue composite de la radio galaxie active Centaurus A (Crédits : Composite : Collaboration HESS ; X-ray - NASA ; Radio - NSF ; Optical - ESO).	9
2.4	La galaxie « starbust » vue par le télescope de l’observatoire de La Silla (Crédit : ESO).	10
2.5	TeV source non identifiée (Crédit : Collaboration HESS).	10
2.6	Le système de télescope HESS in-situ dans sa première phase.	13
2.7	Schéma de la structure mécanique d’un télescope de HESS.	14
2.8	Un télescope équipé de sa caméra et ses miroirs.	15
2.9	Simulation d’une image capturée grâce à HESS-I.	15
2.10	Répartition des tiroirs de 16 PM sur la caméra de HESS-I.	16
2.11	Tiroir constitué de 16 photomultiplicateurs.	16
2.12	Vue éclatée de la caméra de HESS-I.	17
2.13	Position des télescopes et des infrastructures sur le site.	17
2.14	Le système de trigger implanté dans le système de télescope HESS-I.	19
2.15	Principe d’une carte analogique.	19
2.16	Répartition des secteurs la caméra de HESS-I.	20
2.17	Vue d’artiste du futur système de télescope complet comprenant HESS-II	22
2.18	Simulation d’une image capturée grâce à HESS-II	23
3.1	Le système de trigger implanté dans l’expérience HESS-II	26
3.2	Le signal L2Accept/Reject en sortie du trigger de niveau 2.	27
3.3	Expansion d’une gerbe	29
3.4	Expansion d’une gerbe gamma	30
3.5	Expansion d’une gerbe proton	30
3.6	Exemples d’images qui pourront être collectées par le futur télescope HESS-II	32
3.7	Taille du cluster principal pour toutes les énergies confondues.	33
3.8	Nombres de clusters par image pour toutes les énergies confondues.	34
3.9	Nombres de pixels isolés par image pour toutes les énergies confondues.	34
3.10	Taille du cluster secondaire pour toutes les énergies confondues.	35
3.11	Distance entre les deux cluster principaux pour toutes les énergies confondues.	35
3.12	Exemple de carte de développement utilisable pour le trigger de niveau 2.	40
3.13	Exemple de mini-module utilisable pour le trigger de niveau 2.	40
3.14	Exemple d’intégration de la carte de développement sur une carte cPCI (Crédit : Yassir Moudden).	41
3.15	Exemple d’intégration de mini-modules sur une carte cPCI (Crédit : Yassir Moudden).	41
4.1	Représentation des paramètres de Hillas	44
4.2	Structure d’un perceptron à deux couches	49

4.3	Exemple de séparatrice linéaire avec ses marges maximales.	51
4.4	Schéma général du trigger de niveau 2 proposé	53
4.5	Schéma du voisinage de images issues de HESS-II.	54
4.6	Statistiques sur la taille des signatures - gamma	55
4.7	Statistiques sur la taille des signatures - muon	56
4.8	Statistiques sur la taille des signatures - proton	56
4.9	Statistiques sur la taille des signatures - toutes particules confondues	56
4.10	ACP sur les images simulées.	61
4.11	ACP sur les images simulées - zoom sur la zone d'intérêt.	62
4.12	Distorsions sur nos images	65
4.13	Schéma général du trigger de niveau 2 proposé.	71
5.1	Architecture de Von Neumann.	75
5.2	Architecture de Harvard.	76
5.3	Matrice bidimensionnelle constitutive d'un FPGA Xilinx.	80
5.4	Structure du CLB.	80
5.5	Structure d'un bloc DSP pour un FPGA de la famille Virtex4 de Xilinx - Le XtremDSP DSP48.	81
5.6	Fonction élémentaire du réseau de neurones.	85
5.7	Topologie de l'image à traiter dans le trigger de niveau 2 de HESS-II.	88
5.8	Schéma général de l'architecture des moments de Zernike.	94
5.9	Exemple d'une grille d'accumulation de largeur 4.	95
5.10	Calcul des coefficients de Zernike	96
5.11	Calcul des moments de Zernike à partir des moments d'accumulation.	97
5.12	Utilisation des opérateurs MAC.	97
5.13	Réduction des ressources par réutilisation des opérateurs dédiés.	98
5.14	Architecture matérielle implantant un réseau de neurones à 5 entrées, 7 neurones cachés et 3 sorties.	99
A.1	Taille du cluster principal - 0.002, 0.005, 0.008 et 0.01 TeV.	107
A.2	Taille du cluster principal - 0.02, 0.05, 0.1, 0.2, 0.5 et 1 TeV.	108
A.3	Taille du cluster principal - 2, 5, 10 TeV et toutes énergies confondues.	109
A.4	Nombre de pixels isolés - 0.002 et 0.005 TeV.	109
A.5	Nombre de pixels isolés - de 0.008, 0.01, 0.02, 0.05, 0.1 et 0.2 TeV.	110
A.6	Nombre de pixels isolés - 0.5, 1, 2, 5, 10 TeV et toutes énergies confondues.	111
A.7	Nombre de clusters - 0.002, 0.005, 0.008, 0.01, 0.02 et 0.05 TeV.	112
A.8	Nombre de clusters - 0.1, 0.2, 0.5, 1, 2 et 5 TeV.	113
A.9	Nombre de clusters - 10 TeV et toutes énergies confondues.	114
A.10	Taille du cluster secondaire - 0.002, 0.005, 0.008 et 0.01 TeV.	114
A.11	Taille du cluster secondaire - 0.02, 0.05, 0.1, 0.2, 0.5 et 1 TeV.	115
A.12	Taille du cluster secondaire - 2, 5, 10 TeV et toutes énergies confondues.	116
A.13	Distance entre les deux clusters principaux - 0.002 et 0.005 TeV.	116
A.14	Distance entre les deux clusters principaux - 0.008, 0.01, 0.02, 0.05, 0.1 et 0.2 TeV . .	117
A.15	Distance entre les deux clusters principaux - 0.5, 1, 2, 5, 10 TeV et toutes énergies confondues.	118

Liste des tableaux

2.1	Principaux domaines en énergie de l'astronomie gamma.	8
3.1	Caractéristiques des signatures des particules gamma.	37
3.2	Caractéristiques des signatures des particules muon.	37
3.3	Caractéristiques des signatures des particules proton.	38
3.4	Caractéristiques des signatures des particules muon et proton confondus.	38
4.1	Nombre de formes théorique en fonction de la taille du cluster	54
4.2	Polynômes de Zernike d'ordre 12 au plus	59
4.3	Valeurs propres pertinentes	61
4.4	Paramètres du PMC en fonction du prétraitement.	63
4.5	Nombre d'évènements disponibles pour chaque type de particules	64
4.6	Nombre d'évènements disponibles dans chacune des bases	64
4.7	Taux de reconnaissance obtenus avec les paramètres de Hillas.	65
4.8	Taux de reconnaissance globaux pour une base d'apprentissage constituée aléatoirement de 1200 gammas, 1200 muons et 1200 protons.	66
4.9	Taux de reconnaissance globaux pour une base d'apprentissage constituée aléatoirement de 3600 gammas, 1200 muons et 3600 protons.	67
4.10	Taux de reconnaissance globaux pour une base d'apprentissage constituée aléatoirement de 9000 gammas, 1200 muons et 9000 protons.	68
4.11	Nombre d'évènements disponibles dans chacune des nouvelles bases	69
4.12	Taux de reconnaissance obtenus avec une seul prétraitement alimentant le PMC.	69
4.13	Taux de reconnaissance obtenus avec 2 PMC distincts.	70
4.14	Taux de reconnaissance obtenus avec un PMC à une couche cachée complètement connecté.	70
4.15	Taux de reconnaissance obtenus avec un PMC à 2 couches cachées non complètement connecté.	70
4.16	Taux de reconnaissance obtenus avec les paramètres de Hillas.	71
5.1	Classification de Flynn	73
5.2	Comparaison des différentes solutions matérielles	78
5.3	Temps d'exécution pour une implantation logicielle des moments de Zernike et des MLP.	86
5.4	Caractéristiques du xc4vlx100.	87
5.5	Nombre d'opérations à exécuter pour le calcul des $\Gamma_{e,f}^{p,q}$ coefficients.	96
5.6	Résumé des ressources utilisées pour le calcul des moments de Zernike	98
5.7	Performances temporelles	98
5.8	Ressources de quelques circuits implantés	101
5.9	Temps d'exécution de quelques circuits implantés	101

5.10 Résumé des ressources utilisées pour l'implantation de notre système de décision complet. 102

Glossaire

ACP	Analyse en Composantes Principales.
ARS	Analogue Ring Sampler.
ASIC	Application Specific Integrated Circuit.
CAN	Convertisseur Analogique-Numérique.
CC	Couche cachée.
CISC	Complex Instruction Set Computer.
CLB	Configurable Logic Blocs.
CS	Couche de Sortie.
DSP	Digital Signal Processor.
FIFO	First In First Out.
FPGA	Field Programmable Gate Array.
<i>H</i>	Nombre de neurones sur la couche cachée.
HESS	High Energy Stereoscopic System.
<i>I</i>	Nombre d'entrées.
IOB	Input Output Block.
L1	Trigger de niveau 1.
L2	Trigger de niveau 2.
LCT	Large Cherenkov Telescop.
MAC	Multiplication ACcumulation.
<i>O</i>	Nombre de sorties.
pe	photoélectron.
PM	PhotoMultiplieur.
PMC	Perceptron MultiCouches.
RAM	Random Access Memory.
RBF	Radial Basis Function.
ReF	Remise en Forme.
RISC	Reduced Instruction Set Computer.
RNA	Réseau de Neurones Artificiel.
ROM	Read Only Memory.
SAM	Swift Analogue Memory.
SoPC	System on Programmable Chip.
SRAM	Static Random Access Memory.
SVM	Support Vector Machine.
VLCT	Very Large Cherenkov Telescop.

Introduction générale

L'EXPÉRIENCE HESS (High Energy Stereoscopic System), de portée européenne, consiste en un système de télescopes terrestres visant à observer les photons transitant dans l'atmosphère afin d'en connaître les origines. Pour ce faire, les télescopes utilisés ont été optimisés pour être sensibles à la lumière Chérenkov pour des énergies supérieures ou égales à 50 GeV. Ils sont au nombre de 4 afin de les utiliser simultanément et de mettre en correspondance les événements capturés à une même coïncidence de temps. Le but de cette expérience est d'explorer l'univers extragalactique afin de découvrir ou confirmer des sources de photons gamma comme des noyaux actifs de galaxies, des trous noirs, des pulsars, etc.

Lors d'une séance de mesure, de nombreuses particules sont collectées par les télescopes. Certaines ont un intérêt majeur pour les physiciens car elles apportent une information précise sur la localisation des sources. C'est notamment le cas des photons gammas. D'autres particules comme les protons et les muons constituent des événements moins intéressants dans le cadre des observations de HESS et peuvent donc être rejetés. Une solution idéale pour ce type d'expérience consisterait à sauvegarder tous les événements sur un support matériel et de les analyser hors-ligne afin d'en tirer des conclusions ultérieurement. Malheureusement, la quantité de particules collectées par les télescopes est si grande qu'il est inenvisageable de pouvoir sauvegarder l'intégralité des données pour analyse ultérieure. Aussi, la solution généralement retenue consiste à trier à la volée les événements intéressants et rejeter ceux qui sont moins pertinents.

Dans le cas de l'expérience HESS, la sélection d'événements est basée, dans un premier temps, sur un seuillage des images (trigger L1 embarqué sur le télescope). Dans un second temps, un autre tri s'effectue grâce au principe de la stéréoscopie. Ce dernier signifie que les événements seront conservés si plus d'un télescope capture un événement au même moment. Dans cette configuration du système de télescopes, ce mode de sélection est suffisant pour obtenir des résultats probants.

L'expérience HESS a été installée fin 2003 en Namibie et continue à fournir des résultats significatifs (*Aharonian and the HESS Collaboration, 2005*). Fort de ces performances, la seconde phase du projet a été engagée et a abouti au projet HESS-II. L'extension de ce système de télescopes sensibles à la lumière Chérenkov passe par l'ajout d'un nouveau télescope, plus grand et plus sensible que les précédents. Installé au centre du système initial, il pourra fonctionner en mode stéréoscopique en complément des premiers télescopes mais aussi en mode monoscopique pour les énergies inférieures à 50 GeV.

Le nouveau télescope est donc conçu pour capturer non seulement plus d'événements mais aussi des événements de plus petite énergie. Or le système de sélection des événements (ou trigger) actuel ne sera pas suffisant pour ce nouveau télescope. Il faut donc envisager un nouveau trigger plus sélectif que dans la première version de l'expérience HESS. La solution adoptée par la collaboration a été de conserver le trigger initial comme premier étage du module de sélection de particules. Il sera complété par un pré-L2 consistant en un seuillage des images selon 3 niveaux de gris. Finalement, le trigger de niveau 2 (L2) aura pour rôle de prendre une décision sur la nature des particules (gamma, muon ou proton) et en déduire le rejet ou l'acceptation en vue d'une analyse hors-ligne.

Le travail effectué dans cette thèse se situe au niveau du L2 de HESS-II. Comme dans les précédents télescopes, le système de trigger sera en partie embarqué sur la caméra du télescope. Le pré-L2 ainsi que le L2 seront embarqués sur le télescope au même titre que le L1. Le but du trigger L2 est d'assurer une prise de décision efficace et rapide sur l'acceptation ou la réjection des signatures de particules capturées par le télescope.

Les différentes problématiques de la thèse se sont donc articulées autour de deux points cruciaux : (i) le choix d'un algorithme de reconnaissance des formes pour le trigger, (ii) l'implantation de la chaîne de décision sur un FPGA en tenant compte des contraintes inhérentes à ce type d'expériences : embarquabilité et traitement temps-réel.

La motivation d'améliorer les techniques de prise de décision dans le cadre du projet HESS-II vient du fait que la technique actuellement utilisée est peu discriminante. Historiquement, les astrophysiciens utilisent les paramètres de *Hillas (1985)*. Les simulations ont montré que, dans ce cas, le taux de reconnaissance de particules gamma avoisinent les 60% pour un taux de réjection de muons d'environ 60% et 40% pour les protons. Ceci implique non seulement que la perte d'information est considérable mais également que des données non pertinentes sont stockées en vue de l'analyse. Le but de la thèse est donc d'améliorer la reconnaissance de gammas et la réjection de muons et de protons. Pour ce faire, les algorithmes propres au traitement des images et plus précisément à la reconnaissance des formes ont été envisagés. La reconnaissance des signatures de particules est un problème critique compte tenu du fait que leurs formes ne sont pas facilement reconnaissables à l'œil nu et ce même pour un expert du domaine. Ceci est dû aux distorsions que peuvent subir les signatures selon les énergies de la particule source de la gerbe lumineuse mais aussi l'angle d'incidence et la distance d'impact par rapport au télescope. Quand bien même les natures des particules à discriminer diffèrent de l'une à l'autre en théorie, leur reconnaissance dans la pratique n'est pas aisée du fait de ces distorsions. Enfin, les conditions de l'expérience font que les paramètres d'observation comme l'angle d'incidence ne sont pas pris en compte a priori pour ne pas influencer l'analyse finale des données et ignorer une source gamma inconnue à ce jour.

Le second point considéré dans la thèse était d'aboutir à la réalisation d'une architecture matérielle originale capable de mettre en œuvre les algorithmes du trigger L2 tout en tenant compte des contraintes imposées par l'expérience. Par exemple, la collaboration a imposé l'utilisation d'un standard de carte pour l'implantation du trigger de niveau 2. Le choix du circuit a également été imposé et s'est trouvé être un FPGA pour des raisons de temps de développement plus court et pour un coût modéré par rapport à un circuit dédié de type ASIC.

D'autres contraintes de conception, directement reliées à la rapidité de traitement ont imposé certains choix architecturaux spécifiques. A titre d'exemple, le trigger de niveau 2 doit délivrer une réponse d'acceptation ou de rejet des événements à une fréquence moyenne de 3.5 kHz. La problématique, dans ce cas spécifique, a été d'implanter des algorithmes complexes tout en respectant la latence de traitement et la quantité de ressources. Il a été nécessaire de tenir compte de ces contraintes aussi bien dans le choix des algorithmes que dans la façon de les implanter.

Le manuscrit abordera ces différents aspects et s'articulera de la façon suivante :

- Dans le chapitre 2, le contexte du projet HESS-II sera présenté. Des notions d'astrophysique seront abordées afin de mieux appréhender la problématique des techniques d'observation de l'univers. Parmi elles, je m'intéresserai plus particulièrement à l'expérience HESS. La première phase, installée depuis fin 2004, sera présentée en détails. Enfin, l'extension au projet HESS-II sera décrite ainsi que les apports techniques améliorant le projet.
- Puis le chapitre 3 définira la problématique de la thèse. Je commencerai par le nouveau système de trigger qui sera utilisé pour le télescope HESS-II. Je présenterai aussi plus en détails les phénomènes observés par ce télescope. Le lecteur aura alors un aperçu des images telles qu'elles seront transmises au trigger de niveau 2. Les différentes caractéristiques des particules observées seront énoncées afin de mieux cibler le problème de reconnaissance de formes posé pendant cette thèse. Enfin, je présenterai les contraintes imposées par la réalisation matérielle du trigger de niveau 2.
- Le chapitre 4 abordera les aspects liés à la reconnaissance des formes. Je présenterai dans

un premier temps la technique classiquement utilisée en astrophysique pour la détection de gammas. Puis un rapide état de l'art sur les principales techniques de classification connues en traitement des images sera réalisé. Celui-ci aboutira à la présentation de la solution retenue. Ensuite, les problèmes soulevés par une telle solution seront exposés et la motivation ayant conduit à l'élaboration d'un prétraitement sera également décrite. Les différents prétraitements envisagés seront aussi présentés ainsi que les configurations du classifieur. Enfin nous verrons les résultats obtenus dans les différentes configurations envisagées. Nous aborderons alors les problèmes inhérents à l'insuffisante représentation de certains types de particules.

- Enfin le chapitre 5 portera sur l'implantation matérielle du système de reconnaissance des formes étudié dans le chapitre 4. Après une description succincte des circuits envisageables pour une implantation matérielle, je décrirai précisément le circuit sur lequel le trigger de niveau 2 sera implanté : le FPGA. Un état de l'art sur les implantations existantes du prétraitement et du classifieur que nous avons retenus sera présenté. Finalement, une description des implantations et des performances obtenues seront exposées.

Publications de l'auteur

REVUES INTERNATIONNALES

1. S. Khatchadourian, J.-C. Prévotet, L. Kessal, *Hardware Architecture for Pattern Recognition in Gamma-ray Experiment*, EURASIP Journal on Embedded Systems, DATSIP, Septembre 2009.

CONFÉRENCES INTERNATIONNALES

2. S. Khatchadourian, J.-C. Prévotet, L. Kessal, *Efficient Level 2 Trigger System Based on Artificial Neural Networks*, Proceedings of 12th ACAT, Erice, Italie, Novembre 2008.
3. R. Narayanan, S. Khatchadourian, J.-C. Prévotet, L. Kessal, *Neural network hardware architecture for pattern recognition in the HESS2 project*, Proceedings of ESANN , Bruges, Belgique, Avril 2008.
4. S. Khatchadourian, J.-C. Prévotet, L. Kessal, *A Neural Solution for the Level 2 Trigger in Gamma Ray Astronomy*, Proceedings of 11th ACAT, Amsterdam, Hollande, Avril 2007.

CONFÉRENCES NATIONNALES

5. S. Khatchadourian, R. Narayanan, J.-C. Prévotet, L. Kessal, *Architecture matérielle pour implantation de réseaux de neurones en temps réel*, Proceedings du 22ème colloque du GRETSI, Dijon, France, septembre 2009.

Contexte général : l’astronomie gamma

DANS ce chapitre, le contexte applicatif de l’étude dont a fait l’objet cette thèse va être introduit. L’expérience à laquelle la présente thèse est rattachée est un système d’observation pour l’astrophysique des hautes énergies. Après une introduction à cette discipline, les différences entre les systèmes d’observations existants, leurs limites et leurs champs d’observation seront exposés. L’accent sera mis sur l’expérience qui nous intéresse tout particulièrement : le projet HESS. Son fonctionnement sera décrit ainsi que ses performances et ce qui en fait un système d’observation pour l’astrophysique des hautes énergies tout-à-fait exceptionnel. Enfin, la seconde phase de ce projet, dans laquelle nous intervenons, sera présentée. Celle-ci vise à améliorer encore les observations tant qualitativement que quantitativement.

2.1 L’astrophysique des hautes énergies

On désigne par astronomie gamma l’astronomie des photons d’énergie supérieure à 100 keV. Parmi les plus jeunes disciplines de l’astronomie, elle est véritablement née au cours des années 1970, avec le développement des nouvelles technologies héritées de la physique des particules. D’une longueur d’onde beaucoup plus petite que les distances atomiques, le rayonnement gamma ne peut pas être détecté avec des moyens optiques dits traditionnels, et ne peut en particulier faire l’objet d’aucune focalisation par des dispositifs de type miroir ou lentille. La nécessité de développer des techniques radicalement nouvelles explique la relativement longue gestation de cette discipline.

2.1.1 Les astroparticules

L’astronomie gamma fait partie d’un ensemble plus vaste de la physique que l’on nomme « astroparticules », domaine auquel on fait aussi référence sous le nom d’astrophysique des hautes énergies. Sous ces dénominations se cache principalement l’étude des rayons cosmiques et des sites permettant l’accélération de particules jusqu’à des énergies de 10^{20} eV. Le nom d’astroparticules fait référence aux techniques provenant de la physique des particules employées pour détecter des événements très énergétiques. Il souligne également le rôle important joué par les particules dans les processus astrophysiques les plus énergétiques.

Les astroparticules incluent également la détection de nouveaux messagers comme les neutrinos ou les ondes gravitationnelles, même s’il ne s’agit plus dans ce dernier cas de techniques de physique des particules. Cette ouverture vers d’autres messagers va permettre d’observer l’Univers sous d’autres aspects.

L’étude des rayons cosmiques est une discipline qui a maintenant une centaine d’années, depuis la découverte en 1913 des rayons cosmiques par Victor Hess à la suite de plusieurs vols en ballon. Ces derniers lui ont permis de montrer que, le flux de particules chargées dans l’atmosphère augmentant avec l’altitude, leur origine devait être cosmique et non terrestre. La mesure du spectre

TABLE 2.1 – Principaux domaines en énergie de l'astronomie gamma.

Énergie	Nom	Méthode de détection
> 100 keV	gamma « mous »	satellite
10 MeV - 10 GeV	hautes énergies	satellite
10 GeV - 100 TeV	très hautes énergies	détecteur au sol
100 TeV - 10 PeV	ultra hautes énergies	détecteur au sol
> 10 PeV	énergies extrêmes	détecteur au sol

en énergie de ces particules bombardant l'atmosphère terrestre s'étale actuellement de 10^8 à 10^{20} eV.

2.1.1.1 Les premiers pas de l'astronomie gamma

L'astronomie gamma recouvre la détection et la compréhension de l'émission de photons dont l'énergie est comprise entre quelques centaines de keV et une centaine de TeV. Plusieurs domaines sont définis dans la discipline, leur séparation est essentiellement due aux techniques utilisées pour pouvoir détecter des photons énergétiques (cf. tableau 2.1).

L'astronomie gamma est jeune d'une cinquantaine d'années. Elle a fait ses début grâce à la détection par satellite. Les premières détections provenaient de pulsars : la Nébuleuse du Crabe, Vela et Geminga. On a pu alors établir une première cartographie du ciel au-dessus de 300 MeV avec la détection du fond diffus galactique et le premier catalogue de 25 sources ponctuelles (*Swanenburg et al., 1981*).

2.1.1.2 Finalité de l'astronomie gamma

L'astronomie gamma consiste en l'étude des objets astronomiques abritant les processus les plus violents dans l'univers, loin du régime d'émission thermique. Les processus impliqués sont, par exemple, l'accélération des particules chargées par les ondes de choc (dans les supernovae, les super bulles), la formation de jets de plasmas ultrarelativistes associée à certains noyaux actifs de la galaxie, à des binaires en accréation. D'autres processus peuvent être associés à des sursauts gamma, ou encore la conversion de l'énergie de particules relativistes en rayonnement gamma par l'émission synchrotron (*Elder et al., 1947*) ou Compton inverse (*Compton, 1923*). L'observation de sources gamma de très haute énergie nous permet donc d'étudier ces processus et de mieux comprendre les objets émetteurs.

Les cibles pour ces observations peuvent se diviser en trois grandes catégories :

- Galactiques : les pulsars (figure 2.1), les restes de supernovae (figure 2.2), les systèmes binaire en accréation, l'émission diffuse galactique, le trou noir au centre galactique.



FIGURE 2.1 – Vue composite (optique/rayon X) du pulsar de la nébuleuse du Crabe. Crédit : NASA.



FIGURE 2.2 – Reste de la supernova RCW 86 (Crédit : Collaboration HESS).

- Extragalactiques : les noyaux actifs de galaxie (AGNs) (figure 2.3), galaxies « starbust » (figure 2.4), sursauts gamma, émission diffuse extragalactique.

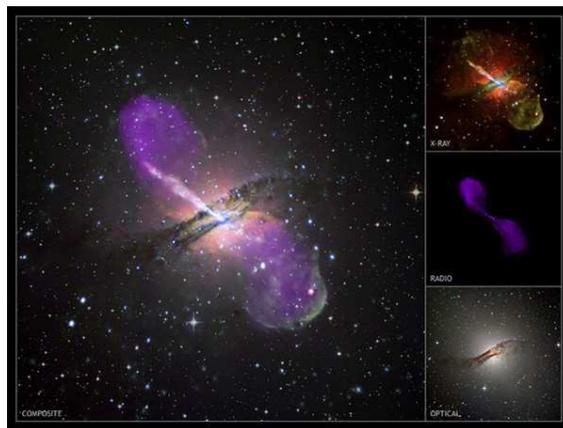


FIGURE 2.3 – Vue composite de la radio galaxie active Centaurus A (Crédits : Composite : Collaboration HESS ; X-ray - NASA ; Radio - NSF ; Optical - ESO).



FIGURE 2.4 – La galaxie « starburst » vue par le télescope de l’observatoire de La Silla (Crédit : ESO).

- Autres : sources non-identifiées (figure 2.5), émission gamma par annihilation de WIMPs (pour Weakly Interacting Massive Particles) dans des halos de matière noire (au centre galactique ou dans des amas globulaires).

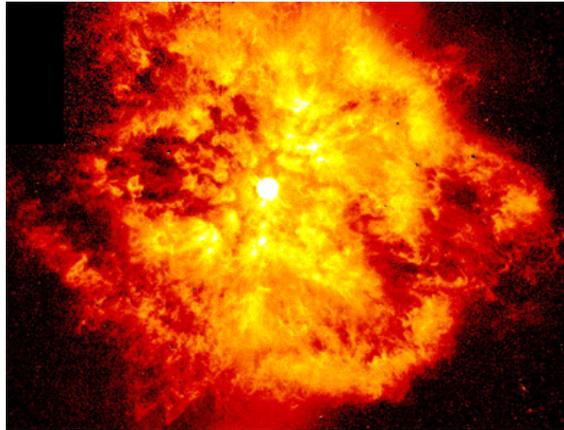


FIGURE 2.5 – TeV source non identifiée (Crédit : Collaboration HESS).

2.1.2 Les techniques de détection

Au-delà de 100 keV, il devient très difficile d’observer les photons gamma, les longueurs d’onde étant inférieures aux distances interatomiques. Pour pouvoir détecter de tels événements, on a alors recours à des méthodes de physique des particules utilisées par les expériences sur accélérateurs. De plus, l’atmosphère terrestre absorbe les rayonnements gamma. La probabilité qu’un photon atteigne le sol, quelque soit son énergie, est pratiquement nulle. Ainsi, détecter directement des photons de haute énergie nécessite d’avoir recours à des détecteurs en ballons ou satellites. Mais la surface de collection des satellites est inférieure au m^2 , elle est donc trop faible pour pouvoir garder une sensibilité suffisante aux très hautes énergies. Il faut donc, pour observer à très haute énergie, réaliser des détecteurs comportant de très grandes surfaces de collection, instruments qu’on ne peut installer qu’au sol en utilisant l’atmosphère terrestre comme partie intégrante du détecteur. Dans ce dernier cas, l’atmosphère se comporte comme un amplificateur du phénomène.

2.1.2.1 Détecteurs en satellite

Les détecteurs en satellite sont basés sur un trajectographe pour la reconstruction de l’origine du gamma incident suivi d’un calorimètre pour la mesure d’énergie. Les photons arrivent dans

un trajectographe qui permet leur conversion en paires électron-positron et ces particules chargées laissent une trace de leur passage dans l'instrument. L'origine du gamma incident est reconstruite à l'aide de ces traces chargées. Pour cette partie, une chambre à étincelles peut être utilisée. Celle-ci nécessite un gaz pour fonctionner ce qui implique une durée de vie limitée. Une autre option consiste en l'utilisation d'un trajectographe à piste de silicium qui est plus précis et ne souffre pas de ce problème de consommable. En sortie du trajectographe, les électrons sont absorbés dans un calorimètre et y déposent leur énergie, proportionnelle à l'énergie du gamma primaire.

2.1.2.2 Détecteurs au sol

Dans le cas de détecteurs au sol, il n'est pas possible de détecter directement le photon gamma primaire. Celui-ci interagit avec les noyaux des molécules de l'atmosphère et engendre une cascade électromagnétique composée d'électrons et de positrons relativistes ainsi que de photons.

Gerbes atmosphériques

Les gerbes électromagnétiques sont créées selon le processus suivant. Le photon primaire, en pénétrant dans l'atmosphère, interagit avec le champ coulombien des noyaux de molécules atmosphériques et produit une première paire électron-positron par rayonnement de freinage (ou *bremsstrahlung*). Puis, l'électron et le positron, par le même procédé d'interaction, produisent des photons gamma. Si ces photons ont une énergie suffisante, ils peuvent produire une nouvelle paire électron-positron qui vont à leur tour émettre des photons. L'ensemble engendre alors une cascade électromagnétique. En plus du *bremsstrahlung*, les particules chargées subissent un grand nombre de diffusions dans les champs coulombiens des noyaux de l'atmosphère durant leur propagation. Ces multiples diffusions, de même que la courbure des trajectoires des particules chargées par le champ magnétique terrestre, sont responsables de l'élargissement latéral des gerbes. L'effet d'élargissement est maximal en queue de gerbe sur les particules les moins énergétiques. Les gerbes atmosphériques d'énergie comprises entre 100 GeV et 1 TeV atteignent typiquement leur maximum de développement à une altitude de 10 km au-dessus du niveau de la mer pour une longueur totale de quelques km et une extension latérale de quelques dizaines de mètres.

Une propriété intéressante de ces gerbes est qu'un grand nombre de particules chargées va plus vite que la lumière dans l'air. Le passage d'une particule de vitesse « super-luminique » introduit une polarisation variable des molécules d'air et engendre un rayonnement de photons visibles : le rayonnement Chérenkov, découvert dès 1937, (*Cherenkov, 1937*). L'analogie la plus courante pour cet effet est le passage du mur du son par un objet macroscopique.

Les photons de très hautes énergies ne sont pas les seuls à produire des gerbes de particules émettant de la lumière Chérenkov. Les rayons cosmiques vont aussi produire des gerbes dont le développement est alors régi par les processus d'interactions hadroniques. Ce bruit de fond est largement dominant pour les détecteurs au sol. La nature hadronique des interactions à l'œuvre dans ces gerbes de bruit de fond font que ces interactions émettent des particules avec de fortes impulsions transverses, étalant la tâche de lumière au sol. L'ensemble de ces processus induit une distribution de lumière au sol très différente entre une gerbe électromagnétique (symétrie cylindrique) et une gerbe hadronique (sans symétrie). Ces différences seront abordées plus en détail dans le chapitre 3.

Ces différences entre gerbes électromagnétiques et hadroniques vont être utilisées par les instruments à effet Chérenkov. A l'heure actuelle, deux grandes techniques sont utilisées : les échantillonneurs qui utilisent l'information temporelle et spatiale d'arrivée des photons au sol pour reconstruire le front d'onde Chérenkov et les imageurs qui reconstituent les images en lumière Chérenkov du développement des gerbes dans l'atmosphère, et travaillent donc dans l'espace des directions angulaires.

Echantillonneurs

Les premières expériences à avoir utilisé cette technique furent THEMISTOCLE (*Baillon et al., 1993*) et ASGAT (*Goret et al., 1991*). Ces premières expériences permirent une première confirmation de l'émission de la Nébuleuse du Crabe, observée par l'observatoire Whipple (*Lewis, 1990*), pour des énergies supérieures au TeV. La seconde génération d'échantillonneurs s'attaqua à la gamme en énergie comprise entre 30 et 300 GeV qui était le domaine séparant les expériences en satellite et les imageurs Chérenkov. L'idée était d'utiliser une très grande surface de miroirs pour être sensible à de faibles signaux Chérenkov. L'expérience CELESTE (*De Naurois, 2000*) est un exemple de cette technique. Elle utilise un grand nombre d'héliostats de l'ancienne centrale solaire de Thémis. La lumière Chérenkov récoltée par les différents héliostats est renvoyée vers le sommet d'une tour (ancien emplacement du four de la centrale) où se situe un système optique secondaire qui sépare les faisceaux de lumière de chacun des héliostats et les renvoie vers une batterie de photomultiplicateurs (un par héliostat). CELESTE permit la première détection de la Nébuleuse du Crabe entre 60 et 300 GeV, étayant l'hypothèse d'un processus Compton Inverse pour expliquer l'émission à haute énergie de cette source. Elle a également permis la détection du blazar Markarian 421.

Un autre échantillonneur sur centrale solaire est en activité : l'expérience STACEE (*Oser et al., 2001*) ayant un seuil comparable à celui de CELESTE.

Imageurs

La seconde grande technique de détection de photons gamma au sol consiste en la capture de l'image en lumière Chérenkov du développement de la gerbe dans l'atmosphère. Les imageurs sont sensibles aux gerbes sur d'énormes surfaces puisqu'ils n'utilisent qu'une faible part de la lumière Chérenkov émise. Les surfaces typiques pour ces instruments se comptent en hectares. Les principaux ingrédients mis en œuvre dans cette technique sont un miroir qui renvoie la lumière Chérenkov sur une caméra de photomultiplicateurs de fine pixelisation, afin de garder le maximum d'information sur le développement des gerbes. Cette technique permit la détection de la Nébuleuse du Crabe par l'Observatoire Whipple et est également utilisée par l'expérience HESS.

Les principaux imageurs qui ont fonctionné durant les années 1990 sont :

- l'observatoire Whipple, déjà mentionné avec un miroir de 10 m de diamètre et un seuil de 250 GeV.
- CAT (*Barrau et al., 1998*), installée sur le même site que CELESTE, mit en œuvre une caméra à très fine pixelisation et avec une électronique très rapide pour atteindre un seuil de 250 GeV avec un miroir de 5 m de diamètre.
- HEGRA (*Mirzoyan et al., 1994*), située aux Canaries, choisit des miroirs plus petits mais utilisa plusieurs instruments (réseau de cinq télescopes). Ce fut la première expérience à utiliser et valider la technique stéréoscopique. En demandant plusieurs télescopes en coïncidence pour pouvoir déclencher le système, on augmente le rejet du bruit de fond hadronique et on obtient une reconstruction directe de l'origine de l'évènement dans le ciel en croisant les axes des différentes images.
- CANGAROO (I et II) (*Hara and the CANGAROO Group, 1993; Tanimori and the CANGAROO Group, 1999*), situés dans l'hémisphère sud.

Les expériences actuelles (troisième génération) combinent tout ou partie des trois techniques développées par les expériences précédentes : grand miroir, électronique rapide, fine pixelisation et stéréoscopie, à la fois pour augmenter la sensibilité et diminuer leur seuil en énergie. Quatre expériences ont été menées à ce jour, deux dans l'hémisphère nord et deux dans l'hémisphère sud :

- VERITAS (*Holder et al., 2006*), quatre télescopes en Arizona,
- MAGIC (*Baixeras et al., 2004*), un grand télescope de 17 m de diamètre aux Canaries,
- CANGAROO III (*Mori and the CANGAROO Group, 1999*), quatre télescopes en Australie,

- HESS qui sera décrite plus en détail dans la section suivante. Celle-ci est la seule à disposer des trois techniques décrites précédemment.

2.2 Le projet HESS

HESS est l'acronyme de High Energy Stereoscopic System mais ce nom est aussi un hommage à Victor Hess qui a reçu le prix Nobel de Physique en 1936 pour sa découverte du rayonnement cosmique.

2.2.1 Présentation

Le projet HESS vise à développer un instrument de troisième génération dans le domaine de l'astronomie gamma au sol et plus particulièrement dans le domaine des détecteurs à imagerie Chérenkov. Le but d'une telle expérience est d'étudier les sources astrophysiques émettrices de photons gamma d'une énergie supérieure à 100 GeV (*Leroy, 2004*). Le seuil d'énergie d'un télescope Chérenkov est déterminé par ses caractéristiques physiques et par les fluctuations du bruit de fond de ciel (provenant essentiellement des étoiles et de la diffusion de la lumière des villes environnantes). Ainsi les différents paramètres déterminants sont :

- l'angle solide d'un pixel,
- le temps d'intégration du signal dans les voies de lecture,
- le flux de photons de bruit de fond de ciel,
- la surface de collection de lumière, *i.e.* la surface utile des miroirs,
- l'efficacité globale de détection des photons (atmosphère, miroir, photo-détecteurs).

On définit le seuil en énergie d'un télescope par l'énergie pour laquelle le signal Chérenkov domine les fluctuations de fond.

Les expériences d'astronomie gamma de très hautes énergies et de seconde génération ont fait des choix très différents pour réduire le seuil et obtenir la meilleure sensibilité. Ainsi l'expérience Whipple a utilisé un grand miroir, l'expérience CAT a choisi des pixels de petites tailles et une électronique très rapide. Quant à l'expérience HEGRA, elle a suivi la voie de la stéréoscopie pour avoir un meilleur rejet du bruit de fond hadronique dominant les signaux gamma.



FIGURE 2.6 – Le système de télescope HESS in-situ dans sa première phase.

La figure 2.6 représente le système de télescopes HESS sur site. HESS réunit ces différents paramètres pour obtenir le seuil le plus bas et la meilleure sensibilité avec :

- quatre télescopes répartis sur un carré de 120 m de côté,
- un miroir de 13 m de diamètre (108 m^2) pour chacun des télescopes,
- un échantillonnage à 1 GHz,
- une fenêtre de lecture de 16 ns avec une électronique embarquée pour minimiser la déformation des signaux,
- une fine pixelisation (diamètre de 2,7 mrad).

La collaboration HESS regroupe huit pays (Allemagne, France, Grande-Bretagne, Irlande, République Tchèque, Arménie, Namibie et République Sud-Africaine), avec une forte participation allemande et française. La construction des télescopes et l'administration du site sont prises en charge par la partie allemande de la collaboration et les caméras ont été conçues et fabriquées en France. Ce système de télescopes a été installé depuis décembre 2003 en Namibie. Cet emplacement a été choisi compte tenu de la faible pollution lumineuse du fait de son isolement.

2.2.2 Description d'un télescope

Les télescopes de HESS sont tous identiques. Leur structure mécanique est illustrée sur la figure 2.7. Ils sont constitués d'un réflecteur de grande surface et d'une caméra à fine pixelisation. Chaque télescope est doté d'une monture en acier. Elle est constituée du support de miroir et de bras pour tenir la caméra dans le plan focal. Le suivi des sources est réalisé par deux moteurs actionnant des roues en contact par friction avec des rails en azimut et en élévation. Cette structure mécanique a été conçue pour avoir une possibilité de déplacement de 385° en azimut et de -35° à 175° en zénith. Dans les sous-sections suivantes, nous allons détailler les caractéristiques du réflecteur et de la caméra d'un télescope.

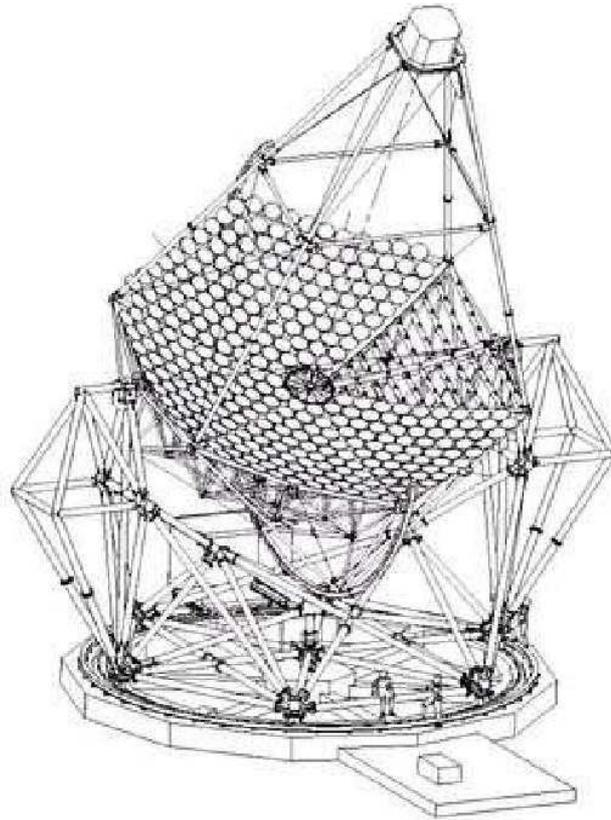


FIGURE 2.7 – Schéma de la structure mécanique d'un télescope de HESS.

2.2.2.1 Le miroir d'un télescope

Chaque télescope de l'expérience HESS est une monture alt-azimutale qui permet un pointé de n'importe quel point de la voûte céleste. Ces montures sont composées d'un support miroir et de bras qui maintiennent la caméra du plan focal du miroir. Les miroirs de HESS ne sont pas continus mais composés de 380 unités de 60 cm de diamètre sur une structure de 13 m de diamètre avec un rayon de courbure de 15 m, donnant un rapport focal/diamètre de 1,2. Les miroirs sont en verre aluminisé en face avant. Leur forme circulaire entraîne une perte de 10% en surface par rapport à

d'autres formes (carrée ou hexagonale). Pour suivre la spécification initiale, il faut que 80% de la lumière réfléchi soient obtenus dans un cercle de 1 mrad. Les miroirs sont montés de telle façon que des servomoteurs permettent un réglage fin de leur alignement. L'ensemble des miroirs constitue donc pour chaque télescope une surface de réflecteur d'environ 106 m^2 . Seulement la structure de la flèche du télescope ainsi que le support de la caméra vont provoquer une ombre sur le miroir de l'ordre de 10 à 12%. La surface utile du miroir est donc comprise entre $93,4 \text{ m}^2$ et $95,3 \text{ m}^2$.

2.2.2.2 Une caméra à fine pixelisation et électronique rapide



FIGURE 2.8 – Un télescope équipé de sa caméra et ses miroirs.

Pendant la prise de décision du déclenchement d'une caméra, il est nécessaire de stocker le signal. Pour résoudre ce problème, les caméras de HESS utilisent des mémoires analogiques circulaires d'une profondeur de 128 ns. Ainsi le temps de prise de décision doit se faire en moins de 100 ns pour pouvoir utiliser une fenêtre de lecture d'une durée de 16 ns. L'idée retenue est d'installer l'ensemble de l'électronique de traitement et de déclenchement dans le corps même de la caméra située au point focal du télescope (cf. figure 2.8). Plusieurs sources pour HESS sont de taille étendue, et pour permettre leur étude, la caméra possède un champ de vue sur le ciel de 5 degrés (soit 10 fois la taille angulaire de la Lune).

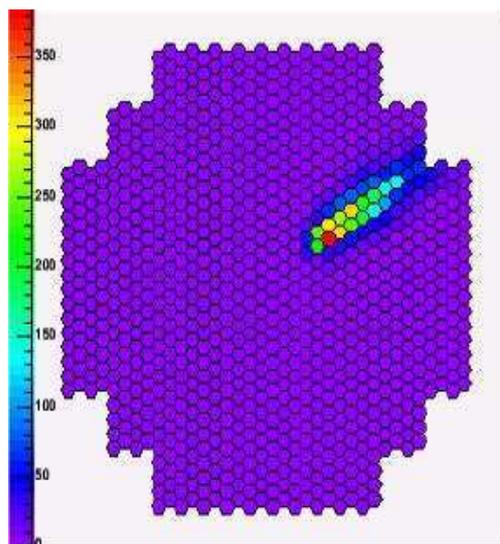


FIGURE 2.9 – Simulation d'une image capturée grâce à HESS-I.

La caméra est composée de 960 photomultiplicateurs (PM) disposés en un réseau hexagonal. Les images capturées par cette caméra ont un maillage en nid d'abeilles et leurs coins sont vides (cf. figure 2.9).

Pour faciliter la maintenance, les PM sont regroupés en 60 tiroirs de 16 PM chacun (cf. figure 2.10). Chaque tiroir contient trois cartes électroniques (cf. figure 2.11). Deux cartes sont dédiées au premier niveau du déclenchement dans le tiroir et au stockage du signal. La troisième carte sert au suivi des informations de contrôle du tiroir comme celui des hautes tensions, des températures sur trois points (à l'arrière des PM, au milieu ainsi qu'à l'arrière du tiroir).

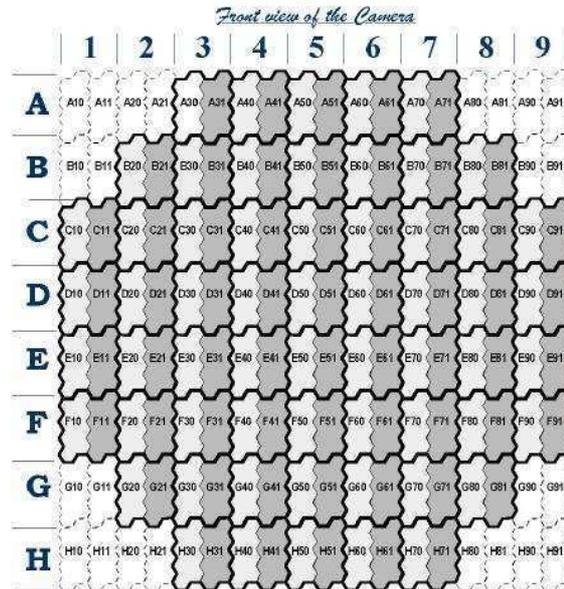


FIGURE 2.10 – Répartition des tiroirs de 16 PM sur la caméra de HESS-I.



FIGURE 2.11 – Tiroir constitué de 16 photomultiplicateurs.

L'ensemble des tiroirs communique avec une électronique centrale, située à l'arrière de la caméra (figure 2.12) où sont traitées les différentes informations relatives aux événements Chérenkov (temps GPS, données des différents tiroirs, ...) ainsi que les données de contrôle.

2.2.3 Description du système complet

Le choix de doter HESS de quatre télescopes est justifié par l'utilisation du mode stéréoscopique. Cette technique permet de réduire le seuil de chacune des caméras sans augmenter le taux de déclenchement fortuit notamment par le bruit de fond de ciel. Elle permet également de supprimer les muons qui ne déclenchent qu'un seul télescope et qui représentent 60% des événements déclencheurs. On obtient ainsi un seuil en énergie plus faible que celui que l'on obtiendrait avec un seul télescope.

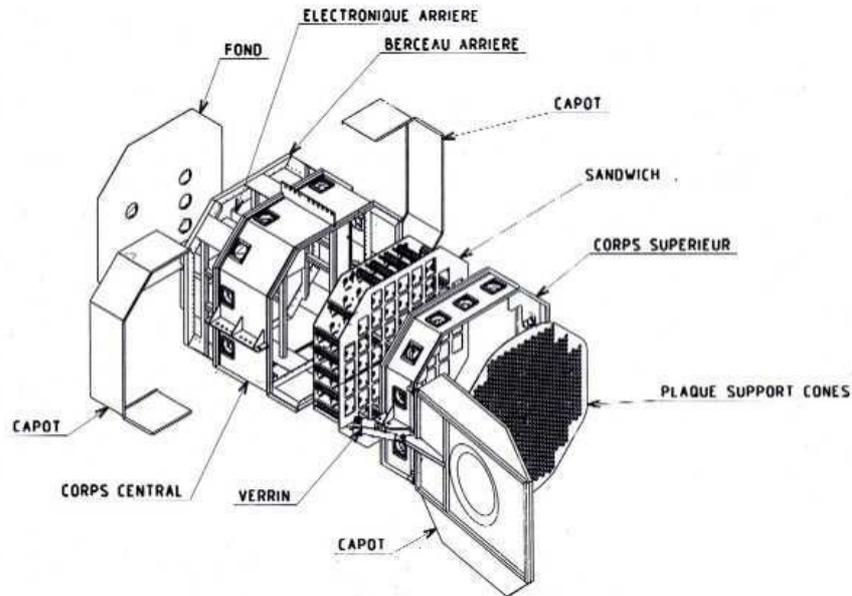


FIGURE 2.12 – Vue éclatée de la caméra de HESS-I.

2.2.3.1 Le site

Le site choisi pour installer le réseau de télescopes HESS est situé en Namibie, dans l'hémisphère sud. Ce site avait déjà été repéré par l'European South Observatory pour ses très bonnes qualités de transparence et de stabilité de l'atmosphère, qui en faisaient un site possible pour l'installation de grands télescopes optiques. La position du site permet d'observer dans de bonnes conditions des sources comprises entre 15° et -60° de déclinaison. Cela offre ainsi la possibilité d'observer une grande partie du plan galactique, ainsi que le centre galactique au voisinage du zénith.

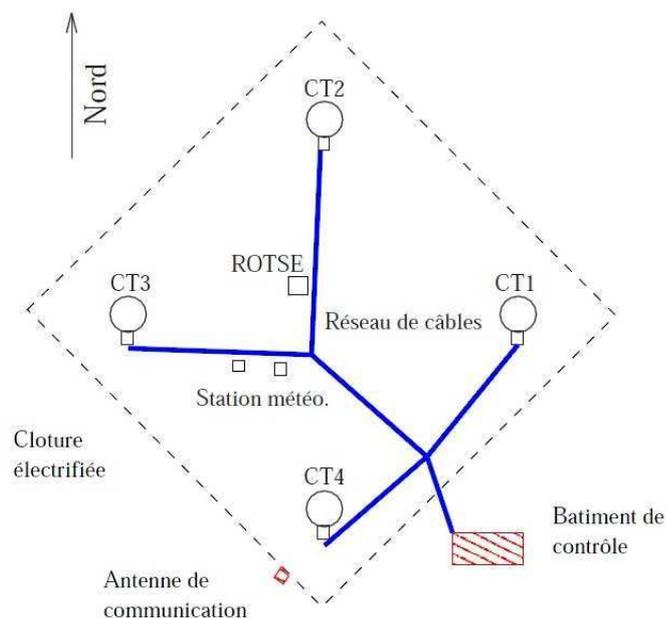


FIGURE 2.13 – Position des télescopes et des infrastructures sur le site.

Les télescopes sont situés aux quatre coins d'un carré de 120 m de côté orienté selon les quatre points cardinaux comme indiqué sur la figure 2.13. Cette disposition a été choisie pour optimiser la surface de collection de prise de données en mode stéréoscopique. La stéréoscopie permet un bon rejet du principal bruit de fond en monoscope (muons) en utilisant un système de déclenchement

centralisé. La différence en altitude entre deux télescopes est de 2 m. Chaque télescope est entouré de quatre para-foudre et équipé d'un hangar de protection pour la caméra en cas de pluie. Chaque télescope est relié au bâtiment de contrôle par trois fibres optiques et des câbles de puissance alimentés en électricité grâce à deux groupes électrogènes.

Le bâtiment de contrôle est constitué d'une salle de commande où sont situées les différentes consoles contrôlant le système d'acquisition qui tourne sur une ferme composée de vingt PC biprocesseurs à 850 MHz. Les communications avec le monde extérieur se font par une antenne micro-onde avec une liaison de 145 kb/s, ce qui empêche tout transfert des données vers l'Europe par ce moyen, la taille moyenne des fichiers d'une acquisition à quatre télescopes dépassant les 5 Go.

Une station météorologique installée sur le site permet un suivi atmosphérique du site par des mesures de pression, d'humidité et de température. Un lidar mesure régulièrement le taux de particules dans l'air tandis qu'un radiomètre fournit une information sur la quantité de vapeur d'eau sur l'ensemble du ciel.

Plusieurs autres instruments sont installés sur le site. Le télescope ROTSE III est destiné au suivi et à la mesure des contreparties optiques des sursauts gamma suite à une alerte satellite. Ses caractéristiques principales sont un grand champ de vue et une monture à positionnement rapide. Un peu plus de 20% de son temps d'observation est disponible pour la collaboration HESS, ce qui permet des observations conjointes. Un autre télescope optique ATOM de 76 cm de diamètre est lui entièrement dédié au suivi atmosphérique avec l'étude de l'extinction de la lumière des étoiles.

2.2.3.2 Centralisation des évènements

Le déclenchement d'un télescope unique est dominé par des évènements de fond hadronique et/ou de muons uniques. Pour pouvoir diminuer au maximum ce bruit de fond, on demande que plusieurs caméras soient déclenchées dans un très faible intervalle de temps (de l'ordre de quelques dizaines de ns). Dans le cas de l'expérience HESS, le déclenchement est effectué par un système central qui reçoit les informations de déclenchement de chacun des télescopes et qui ne permet l'enregistrement des données que si les conditions de multiplicité sont remplies. Cette méthode permet de réduire le temps mort du système en réduisant le taux d'évènements à traiter par chacune des caméras par rapport au déclenchement individuel de chaque télescope puis d'effectuer les coïncidences lors de l'analyse. Elle présente aussi l'avantage de réduire les ressources informatiques nécessaires pour faire fonctionner le système (espace disque, bande passante de réseau, puissance CPU, ...).

Le système fonctionne avec une multiplicité minimale de 2 télescopes parmi 4. Le système de déclenchement proprement dit est installé dans le bâtiment de contrôle. Les communications entre les caméras et ce système se font au moyen d'un module local installé dans chacune des caméras et relié au système central par deux fibres optiques. L'une d'elle permet la communication depuis la caméra vers le module central et la seconde le retour de l'information de déclenchement. Le module central est également équipé d'une horloge GPS pour étiqueter en temps l'évènement.

2.2.4 Déclenchement du système

Le déclenchement du système est géré par deux triggers : un trigger monté sur chacun des télescopes et un trigger central (cf. figure 2.14).

Le principe des triggers embarqués sur les télescopes est le suivant : Dans un premier temps, les images capturées sont d'une part stockées dans une mémoire analogique circulaire ARS (Analogic Ring Sampler) et d'autre part seuilées par le trigger de niveau 1 (L1). Le L1Accept/Reject est un signal binaire délivré par le L1. Lorsque un signal L1Accept intervient, l'image correspondante est transmise au convertisseur analogique-numérique (CAN) puis à une FIFO qui, lorsqu'elle est pleine, transmet les données au trigger central. Lorsque un signal L1Reject intervient, l'image est supprimée de l'ARS.

Le trigger central gère la coïncidence entre les télescopes. Si plus de deux télescopes ont déclenché au même moment, les évènements correspondants seront conservés pour analyse hors ligne.

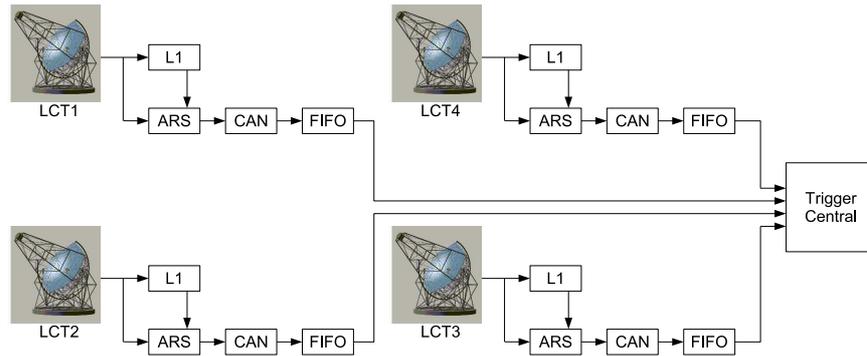


FIGURE 2.14 – Le système de trigger implanté dans le système de télescope HESS-I.

2.2.4.1 Déclenchement d'une caméra

Un tiroir correspond à 16 PM qui sont gérés par deux cartes analogiques soit une pour 8 PM. Le schéma d'une carte analogique est donné à la figure 2.15. Le signal de chacun des 8 PM va servir à la formation d'un signal de déclenchement pour la caméra. Ce signal sera traité par la suite dans la partie arrière de la caméra, le déclenchement complet ne se faisant pas sur un tiroir mais sur un secteur de tiroirs.

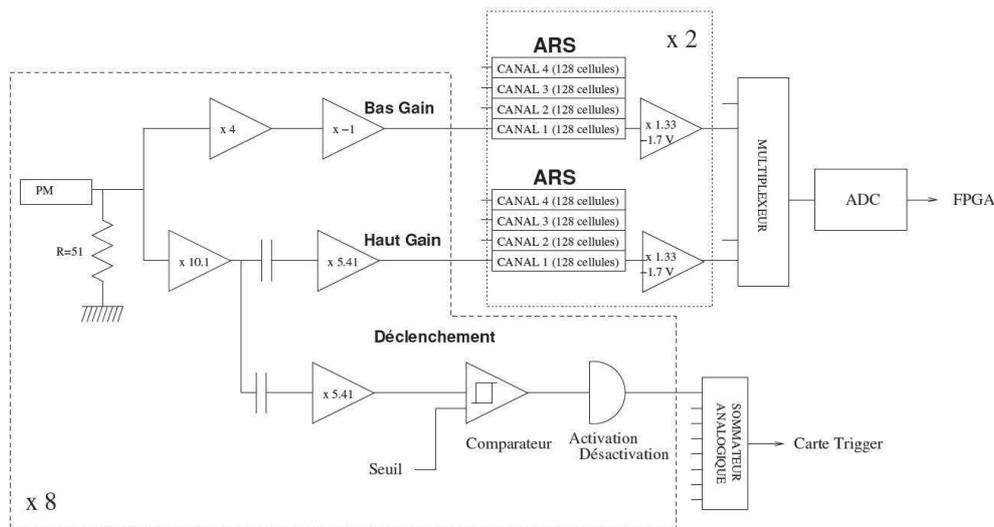


FIGURE 2.15 – Principe d'une carte analogique.

Les signaux des PM sont d'abord amplifiés d'un facteur 54,6 avant d'entrer dans un comparateur à un seuil programmable. La sortie logique du comparateur est dirigée vers un sommateur analogique qui permet de garder l'information temporelle des signaux, où la somme des 8 PM est réalisée. Il est possible de désactiver certains PM avant l'entrée dans le sommateur.

Le comparateur se déclenche dès qu'une charge minimale est atteinte au-dessus d'un seuil programmable. En parallèle à la prise de décision du déclenchement, les signaux sortants des PM sont redirigés dans deux canaux différents. Chaque canal est tout d'abord amplifié de deux facteurs différents, la voie dite de haut-gain permettant une réponse linéaire entre 1 et 200 photo-électrons (pe) et la voie dite de bas gain linéaire entre 15 et 1600 pe.

Les signaux des PM doivent être stockés durant la prise de décision du déclenchement de la caméra. Pour cela des mémoires (ARS) stockent de manière analogique le signal en 128 échantillons à une fréquence de 1 GHz. L'enregistrement des signaux dans les ARS est stoppé lors du déclenchement de la caméra. Pour pouvoir relire les signaux sur l'ARS, on commence par appliquer un retard programmable de N_d cellules sur la mémoire, ce retard étant défini lors des prises de données sur

bancs de test. La durée de lecture se fait sur une durée également programmable N_f . Le signal ARS peut être enregistré de deux manières différentes :

- mode échantillonnage, on enregistre chacune des N_f cellules individuellement,
- mode charge, on enregistre uniquement la somme des N_f cellules, on diminue alors la taille des données et on évite la diaphonie entre les voies.

Chaque module ARS possède 5 voies de stockage et enregistre les signaux par colonne de pixels. Les signaux de deux voies d'amplification d'un même PM sont enregistrés dans deux ARS différents.

En sortie des ARS, le signal est de nouveau amplifié pour s'adapter à l'entrée d'un multiplexeur qui va distribuer le signal de chacun des 4 ARS utilisés par gain d'amplification à un convertisseur analogique-numérique (CAN) 12 bits. En sortie du CAN, les données sont stockées dans le FPGA de la carte analogique pour mise en forme avant transmission au module d'acquisition central de la caméra.

Le déclenchement de chacune des caméras est basé sur un principe de sectorisation, c'est-à-dire qu'un certain nombre de pixels doit dépasser un certain seuil dans une zone de la caméra. La taille et la forme des secteurs ont été déterminées pour maximiser le déclenchement sur les gerbes Chérenkov tout en minimisant le déclenchement dû au bruit de fond. La taille d'un secteur est de 4×8 pixels sur les bords soit 2 tiroirs et 8×8 pixels pour le reste soit 4 tiroirs. Un secteur peut contenir une image de gerbe gamma, sa taille longitudinale étant en moyenne de 6 pixels. De plus la forme carrée, ou rectangulaire pour les bords, est celle qui se rapproche le plus d'un cercle tout en évitant toute anisotropie dans le déclenchement des événements et de trop complexifier le système de déclenchement. De plus, pour éviter toute inhomogénéité dans le déclenchement de la caméra pour un événement situé sur deux secteurs adjacents, les secteurs se chevauchent dans les directions horizontale et verticale. Ainsi 38 secteurs ont été définis (figure 2.16).



FIGURE 2.16 – Répartition des secteurs la caméra de HESS-I.

Les informations de déclenchement des cartes analogiques sont envoyées aux cartes de déclenchement situées dans la partie arrière de la caméra. La somme des signaux est alors effectuée par secteur de déclenchement puis comparée à un seuil programmable en nombre de pixels dans le

secteur. La sortie des comparateurs de chacun des secteurs est combinée dans la carte *GesTrig* en un OU logique. Si l'un des secteurs a passé le seuil du comparateur, on déclenche la caméra. La carte *GesTrig* envoie un signal d'arrêt du remplissage des ARS. Après un délai de $340 \mu\text{s}$, cette carte demande l'arrêt du système de déclenchement à travers le GPS qui renverra une date pour l'évènement et interrompt le processeur. En résumé, le déclenchement d'une des caméra de HESS est réalisé s'il y a n pixels au-dessus d'un seuil de m photoélectrons.

Lorsque le programme d'acquisition est interrompu par le GPS, la lecture proprement dite commence. Chaque sortie du CAN est envoyée vers le système d'acquisition au travers du bus. Les données sont stockées dans des mémoires FIFO installées dans le châssis compact PCI. Le processeur de la caméra vérifie le niveau de remplissage de ces modules jusqu'au niveau souhaité. Lorsque ce dernier est atteint, les FIFO sont relues au travers d'un bus PCI de 64 bits fonctionnant à 33 MHz par un module DMA (Direct Memory Access) permettant une lecture complète des données de la caméra dans la FIFO en $140 \mu\text{s}$. Les données sont envoyées par le réseau Ethernet vers le système central d'acquisition.

La taille d'un évènement en mode charge est 4,8 Ko. Pour un taux de 500 Hz, cela correspond à un flux de données vers le système d'acquisition central de 20 Mbits/s par caméra. Cette valeur est compatible avec la bande passante du réseau local sur le site : 100 Mbits/s. Un programme tournant sur la ferme de PC localisée dans le bâtiment de contrôle reçoit les données des caméras et les transforme au format HESS avant de les enregistrer sur disque.

2.2.4.2 Déclenchement centralisé

Lorsque une caméra est déclenchée, elle envoie un signal de déclenchement au module local qui le transmet au module central. Lors de l'envoi du signal de déclenchement au module central, le module local lance un compteur en temps. Si, au terme du délai imparti par le compteur, aucun signal n'est revenu au module local, celui-ci envoie à la caméra un signal *fast clear* pour remettre le signal *busy* dans l'état bas et relancer l'acquisition des ARS. Toutefois si la caméra envoie un signal *busy* et que le module local envoie le signal *fast clear*, celui-ci n'est pas pris en compte pour permettre à la caméra de finir le traitement de l'évènement précédent. Que la caméra reçoive un signal *count* ou *readout*, le module local incrémente un compteur local. Si la caméra reçoit un signal *readout*, le résultat du compteur est envoyé à la caméra pour être transféré avec les données.

En plus des signaux *count* et *readout*, le système central envoie périodiquement des données sur 24 bits pour contrôler le module local. Cet envoi réinitialise le compteur d'évènements (32 bits) et modifie deux variables enregistrées dans le module local : le *bunch number* et le *node number*. Le premier s'assure de la synchronisation des compteurs d'évènements entre télescopes au bout de quelques secondes par une réinitialisation et évite ainsi d'éventuels décalages en cas de perte de signaux *count*. Le *node number* identifie le processeur auquel la caméra doit envoyer ces données pour formatage. Ceci permet de changer régulièrement de machines et d'éviter ainsi une surcharge des mémoires. Le numéro d'évènement, le *bunch number* et le *node number* sont chargés dans les caméras lors de l'arrivée d'un signal *readout*.

Les différents paramètres pour ajuster le déclenchement sont les seuils en photoélectrons par pixel, en pixels par secteur de caméra et le nombre minimum de télescopes. Le but était d'atteindre le seuil le plus bas tout en gardant un système stable (taux de déclenchement du système aux environs de 300 Hz) avec peu de temps mort. La configuration utilisée pour les observations du système complet de quatre télescopes est un seuil par pixel de 4 photoélectrons, un seuil par secteur de 3 pixels et une multiplicité de 2 télescopes. Le temps mort est défini comme le rapport entre le taux de déclenchement réel du système de télescopes et son taux de déclenchement théorique. Le temps mort du système de quatre télescopes avec les seuils déterminés précédemment est de l'ordre de 10%. La fraction de temps mort est supérieure à 20% dans 6% des observations. Un temps mort important signalant des problèmes d'acquisition, ces données sont rejetées lors de l'analyse.

2.3 Le projet HESS-II

Les observations sur le site de HESS ont commencé dès l'installation du premier télescope en juin 2002 et ont continué pendant les installations des trois autres télescopes de la phase-I. Le système complet fonctionne à pleine sensibilité depuis décembre 2004. Les performances de HESS-I (*Aharonian and the HESS Collaboration, 2005*) et la moisson de résultats après seulement quelques mois de fonctionnement avec le dispositif complet encouragent la collaboration à préparer l'étape suivante, HESS-II, qui devrait être opérationnelle courant 2010.

2.3.1 Présentation

HESS-II est un projet de très grand télescope à effet Chérenkov (VLCT pour Very Large Cherenkov Telescop) pour l'astronomie gamma de très haute énergie qui sera implanté au centre du système existant (figure 2.17). A l'image de la première phase, cette nouvelle étape de l'expérience est réalisée au sein d'une collaboration réunissant plus de 20 laboratoires répartis sur 8 pays (France, Allemagne, Afrique du Sud, Namibie, Angleterre, Irlande, Tchéquie, Arménie).



FIGURE 2.17 – Vue d'artiste du futur système de télescope complet comprenant HESS-II

Le but de la deuxième phase de l'expérience HESS consiste à améliorer le système de détection de particules de hautes énergies existant. Cette amélioration aboutira à :

- ajouter une nouvelle classe d'événements pour les énergies de 10 à 50 GeV,
- accroître la sensibilité du système de télescopes existant pour les énergies de 50 à 100 GeV,
- améliorer la résolution pour les énergies supérieures à 100 GeV.

2.3.2 Description du télescope

Un des objectifs de la suite de l'expérience HESS est de diminuer le seuil d'énergie du détecteur afin d'améliorer la sensibilité aux faibles énergies. Le souhait est aussi de fournir un chevauchement amélioré entre le FGST (pour *Fermi* Gamma-ray Space Telescope), précédemment appelé GLAST, et le système de télescope actuel que constitue HESS. Pour ce faire, le télescope supplémentaire va être intégré au centre du système de télescopes actuel.

La conception de ce VLCT reste dans l'ensemble fidèle à celle des LCT mis en œuvre dans la première phase de l'expérience. On y retrouve les mêmes points forts : réflecteurs de grande taille et caméra à fine pixelisation. Ces points seront toutefois soumis à quelques améliorations au niveau des dimensions du télescope en général et de la sensibilité de la caméra. Malgré cela, ce nouveau télescope sera soumis aux mêmes conditions de déclenchement que ses prédécesseurs à la différence près qu'il sera capable de fonctionner en mode monoscopique pour les plus faibles énergies.

Ce nouveau télescope sera doté d'un réflecteur de 28 m de diamètre, la surface résultante du miroir atteindra environ 600 m². La nouvelle caméra sera constituée de 2048 tubes photomultiplicateurs localisés à 35 m du réflecteur. La champ de vision résultant sera de 3.5° de diamètre. Un tube photomultiplicateur aura un angle de vision de 0,07°. La figure 2.18 montre une simulation d'une trace de particule capturée par le télescope HESS-II. La caméra sera sectorisée de la même façon que dans la première phase de l'expérience. Les PM seront regroupés par tiroirs de 16 et les secteurs assureront un recouvrement pour éviter toute inhomogénéité dans le déclenchement de la caméra. Ainsi, cette caméra sera dotée de 128 tiroirs répartis sur 99 secteurs.

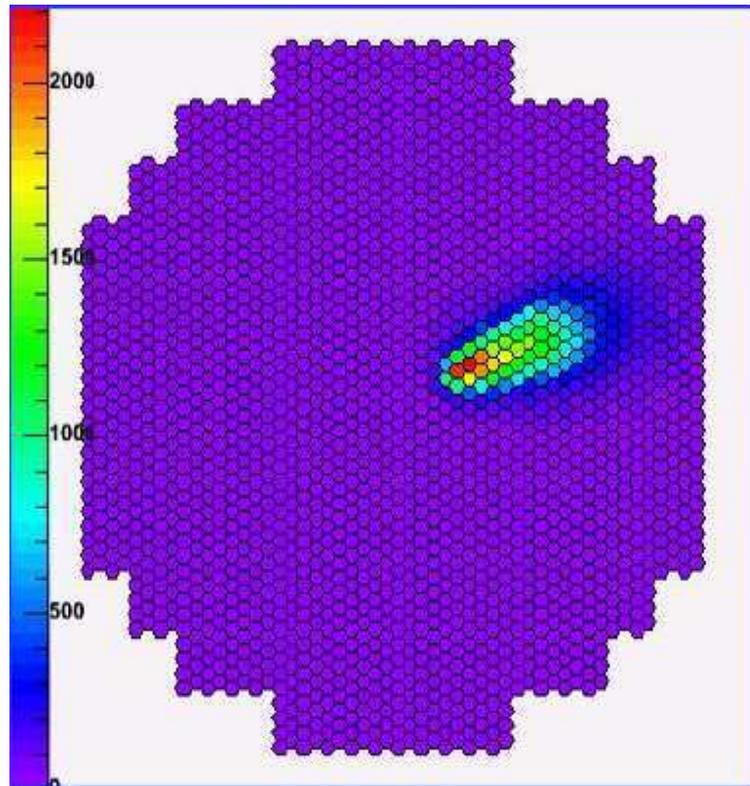


FIGURE 2.18 – Simulation d'une image capturée grâce à HESS-II

Le très grand télescope à effet Chérenkov collectera des images en même temps que les autres télescopes. Comme ce VLCT aura un seuil en énergie très faible dépendant du seuil du trigger des tubes photomultiplicateurs (environ 20 GeV), il présentera une bien meilleure sensibilité aux petites énergies. Trois différentes classes d'évènements réparties sur les bandes d'énergies suivantes devront être distinguées. Pour les énergies inférieures à 50 GeV, les signatures des gerbes ne seront capturées que par le très grand télescope. Ces évènements seront donc monoscopiques. Pour les énergies allant de 50 GeV à 100 GeV beaucoup des gerbes, actuellement capturées par un seul télescope du système HESS-I et donc non retenues, seront automatiquement capturées par le très grand télescope. Sur cette bande d'énergies, la plupart des évènements seront stéréoscopiques. Enfin pour les énergies supérieures à 100 GeV, les gerbes seront capturées par au moins deux télescopes du système actuel mais aussi le très grand télescope, ce qui devrait permettre d'obtenir une meilleure résolution des images sur les évènements observés.

Afin d'obtenir les meilleures performances du détecteur, le seuil de capture des tubes photomultiplicateurs devra être fixé à la plus petite valeur possible. Selon le seuil de capture des tubes photomultiplicateurs, une fréquence de capture de 2,5 kHz a été estimée pour le très grand télescope à effet Chérenkov. Celle-ci peut atteindre les 20 kHz dans les pires conditions de test. La transmission d'une telle quantité de données atteindrait les limites du système d'acquisition et des capacités de stockage. Ainsi le système de trigger intégré à ce télescope sera modifié afin de traiter en ligne une telle quantité d'information et ne retenir que les évènements pertinents au sens des astrophysiciens.

Deux étapes supplémentaires ont été ajoutées. Un trigger de second niveau permettra de réduire la transmission vers le système d'acquisition à une fréquence de 3,5 kHz environ. D'autre part, une étape préliminaire à celui-ci consistera à seuiller l'image acceptée à l'issue du trigger de premier niveau afin d'obtenir une image constituée de trois niveaux de gris (le fond, un niveau d'énergie bas et un niveau d'énergie élevé). Le nouveau système de trigger sera détaillé dans la section 3.2.

2.4 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre le projet HESS et les enjeux qu'il représente pour l'astronomie gamma. Les bons résultats obtenus grâce au système de télescopes imaginé par la collaboration a mené à son extension.

Les grandes lignes du futur télescope HESS-II ont également été présentées. Ce dernier est conçu de sorte à être plus grand et plus sensible aux petites énergies que ses prédécesseurs. Par conséquent, il pourra capturer plus d'images du fait de sa meilleure sensibilité. De plus, elles seront plus grandes (2048 PM contre 960 pour les autres télescopes). Par conséquent, la quantité de données collectées sera aussi considérablement plus importante. Or, le système de stockage final des images résultantes est limité.

Le système de trigger existant dans les télescopes de la première phase de l'expérience est insuffisant dans le cas du VLCT en raison du trop grand nombre d'images incidentes. Il faut donc être encore plus sélectif. C'est pour cela qu'un trigger plus élaboré a été mis à l'étude pour la seconde phase du projet. Le trigger des LCT est modifié de sorte à pouvoir traiter la grande quantité d'information qu'apportera le télescope HESS-II. Pour le point principal, un trigger de niveau 2 sera ajouté et ce dernier a fait l'objet de mon travail de thèse.

Nous discuterons donc dans le chapitre 3 de la problématique posée par le trigger de niveau 2. Les contraintes qui lui sont imposées et son but précis seront présentés afin de déterminer la solution à adopter par la suite.

Problématique de la thèse

MES travaux de thèse ont consisté en la réalisation d'un système de reconnaissance des formes à intégrer dans le trigger de niveau 2 (L2) du télescope HESS-II présenté dans le chapitre précédent.

Dans ce chapitre, le trigger de HESS-II sera décrit en mettant en exergue les différences notables avec le système de trigger d'un télescope HESS-I. Notre travail visant à être implanté dans le trigger de niveau 2, nous présenterons son fonctionnement ainsi que le contexte général dans lequel le travail a été effectué.

La problématique globale de la thèse s'est articulée autour de deux phases majeures. La première phase a consisté à déterminer la nature des algorithmes à considérer afin d'effectuer une sélection efficace des événements c'est-à-dire reconnaître les particules gamma et rejeter les autres. Ces algorithmes devaient proposer une approche basée sur les caractéristiques des images et devant permettre d'atteindre des performances comparables ou supérieures aux approches classiques utilisées dans ce type de trigger. La section 3.2.2 permettra de positionner le problème en s'intéressant à la nature des images à analyser. En effet, afin de procéder à la classification des traces de particules capturées par le VLCT, il nous est nécessaire de connaître la nature des informations contenues dans les images. Nous nous intéresserons dans un premier temps au phénomène physique afin d'essayer de définir les caractéristiques des différentes classes de particules observables grâce à HESS-II. Nous décrirons également les caractéristiques des images résultantes capturées par le télescope arrivant à l'étape du L2.

Dans ce contexte, une rapide analyse statistique des images selon les classes connues a été effectuée et est décrite en section 3.3. Je conclurai cette section sur la problématique de la thèse dans le contexte de la reconnaissance des formes.

La seconde phase de la thèse a consisté à déterminer l'architecture matérielle adéquate permettant de mettre en œuvre les algorithmes proposés. La réalisation de cette architecture a été effectuée en fonction de contraintes matérielles et temporelles décrites dans la section 3.4.

3.1 Un nouveau système de trigger

Suite aux améliorations techniques du système de télescopes qui a augmenté le nombre d'images collectées de manière considérable, il a été nécessaire de modifier le trigger à implanter dans ce télescope. Comme le montre la figure 3.1, la base du système de déclenchement est la même que dans les télescopes de la première phase du projet. En revanche, comme le nombre d'événements collectés doit être plus grand, il a été nécessaire d'augmenter la sélectivité. Aussi, un étage supplémentaire a été implanté dans le trigger et repose sur deux modules :

- Le PreL2 permettant de seuiller l'image sur deux niveaux afin de faciliter la décision. Les images seuillées sont transmises au trigger de niveau 2.

- Le système de reconnaissances des formes consistant à implanter des algorithmes de traitement d’images. C’est de ce module dont dépend la discrimination des signatures de particules.

3.1.1 Présentation générale

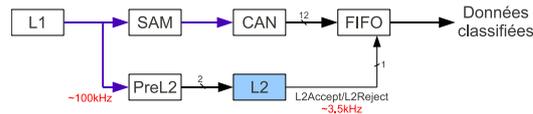


FIGURE 3.1 – Le système de trigger implanté dans l’expérience HESS-II

La figure 3.1 décrit le fonctionnement du trigger de l’expérience HESS-II. Après acquisition, les données sont traitées par le trigger de niveau 1 (L1). Son fonctionnement est similaire à celui existant dans les télescopes de la première phase du projet (cf. section 2.2.4.1). Le taux de déclenchement maximum du L1 est de 100 kHz. Lorsqu’il y a déclenchement, l’image est transférée vers les étapes suivantes. Le trigger de l’expérience HESS-II se décompose alors en deux chemins :

- D’une part, l’image est stockée dans la mémoire analogique (SAM) puis elle est transmise au convertisseur analogique-numérique, pour ensuite la stocker dans la FIFO. La transmission vers le trigger central ou l’effacement des données stockées dans la FIFO est commandé par la réception du signal L2Accept/Reject.
- D’autre part, l’image analogique est parallèlement transmise au PreL2 qui permet de seuiller les images selon deux niveaux d’énergies. Ce traitement a pour but de préparer cette image seuillée pour le trigger de niveau 2 (L2). Le L2 permet d’éliminer le bruit de fond de ciel et de discriminer les particules selon les trois classes prédéfinies : gammas, muons et protons. Le signal L2Accept/Reject est construit à partir de cette classification.

3.1.2 Le trigger de niveau 2

Le trigger de niveau 2 est réalisé par 3 laboratoires différents : le LLR (Palaiseau), l’IRFU (institut du CEA, Saclay) et ETIS (Cergy-Pontoise). Le travail se répartit de la façon suivante :

- L’IRFU s’occupe de la réalisation matérielle dont Yassir Moudden est le maître d’œuvre sous la responsabilité scientifique de Jean-François Glicenstein.
- Le développement des algorithmes et leur implantation matérielle sont réalisés par l’IRFU pour les algorithmes propres à l’astrophysique et ETIS par le biais de mes travaux de thèse pour les algorithmes de traitement des images et de reconnaissance de formes.
- Le LLR intervient en temps qu’expert du domaine au même titre que l’IRFU.

En ce qui concerne les entrées/sorties du trigger de niveau 2, le L2 reçoit en entrée les images issues du PreL2 et émet un signal de sortie, le L2Accept/Reject. La fréquence d’incidence des événements est évaluée à 100 kHz soit un événement toutes les 10 μ s. Ces événements, issus du PreL2, sont codés sur 2 bits pour 3 niveaux de gris. Les images sont constituées de 2048 pixels

et leur topologie respecte un maillage hexagonal. Le L2 doit traiter l'information en respectant l'ordre d'arrivée de chaque évènement car ce dernier n'émet qu'un signal en sortie et non une image marquée. On peut distinguer trois phases dans le traitement d'une image par le L2 :

- La réorganisation de l'image selon le format d'une matrice. Chaque image incidente est décrite sous forme de vecteur et, pour chacun de ces vecteurs, les pixels de l'image sont ordonnés selon les secteurs de la caméra.
- Le nettoyage des images. Les images sont soumises à la suppression des pixels isolés qui ne seront pas exploitables et pourront être assimilés à du bruit de fond.
- La décision sur la nature de l'évènement. Cette étape va consister à déterminer si l'évènement est informatif et donc doit être conservé pour analyse hors-ligne. Les évènements qui peuvent être capturés par le VLCT sont entre autres les signatures de gammas, de muons et de protons. Idéalement, on souhaiterait ne conserver que des évènements gamma après le L2. Mes travaux de thèse sont intervenus dans cette phase du trigger de niveau 2.

En sortie, un signal L2Accept/Reject codé sur 1 bit est émis, sa forme est décrite à la figure 3.2. Un L2Accept est émis lorsqu'on présume que l'évènement correspond à une particule gamma, autrement un L2Reject est généré. Le L2Accept/Reject est transmis à la FIFO (cf. figure 3.1) afin d'effacer l'image correspondante ou la transmettre au trigger central.

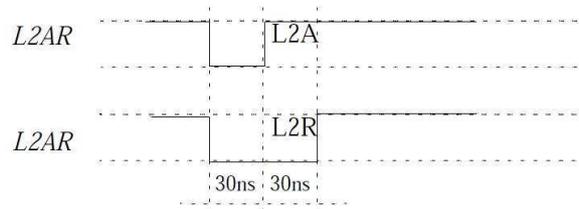


FIGURE 3.2 – Le signal L2Accept/Reject en sortie du trigger de niveau 2.

3.2 Phénomène observé par le VLCT et images résultantes

Afin de concevoir un système de reconnaissance des formes pour le trigger de niveau 2 de HESS-II, il est important de considérer les observations attendues par les astrophysiciens. Le phénomène physique qui permet la détection de ces particules entrant dans l'atmosphère provient de l'effet Chérenkov. Après avoir décrit les détails de cet effet, les différents phénomènes que l'on peut observer avec le VLCT seront décrits. Ceux-ci sont d'origines variées et certains d'entre eux pourront être considérés comme non informatifs dans le cadre de l'application. Le but de cette section est de montrer les difficultés que nous pouvons rencontrer pour discerner, même avec un œil expert les différents types de particules auxquelles nous avons été confrontés.

3.2.1 Problématique de la détection de particules

La nature des images dépend du type de particules. En effet, la signature laissée sur la caméra du télescope est théoriquement caractéristique du type de la particule observée. Quand les particules entrent dans l'atmosphère, elles créent, par effet Chérenkov, une gerbe lumineuse, celle-ci est plus ou moins évasive selon les cas.

3.2.1.1 Description du phénomène : L'effet Chérenkov

L'effet Chérenkov, connu depuis 1937, est l'équivalent pour la lumière du mur au son qui accompagne l'avion supersonique : lorsqu'une particule chargée voyage dans un milieu diélectrique à une vitesse supérieure à la vitesse de la lumière dans ce milieu (mais inférieure à la vitesse de la lumière dans le vide), elle crée une onde de choc électromagnétique qui se matérialise sous la forme d'un cône de lumière émis vers l'avant. Ce phénomène a la propriété de se différencier selon

le type de particule incidente. La décomposition de la gerbe est plus ou moins expansive selon les cas. L'allure de la gerbe lumineuse dépend bien entendu d'autres facteurs comme l'énergie de la particule incidente, l'angle d'incidence, etc.

3.2.1.2 Développement longitudinal des gerbes lumineuses

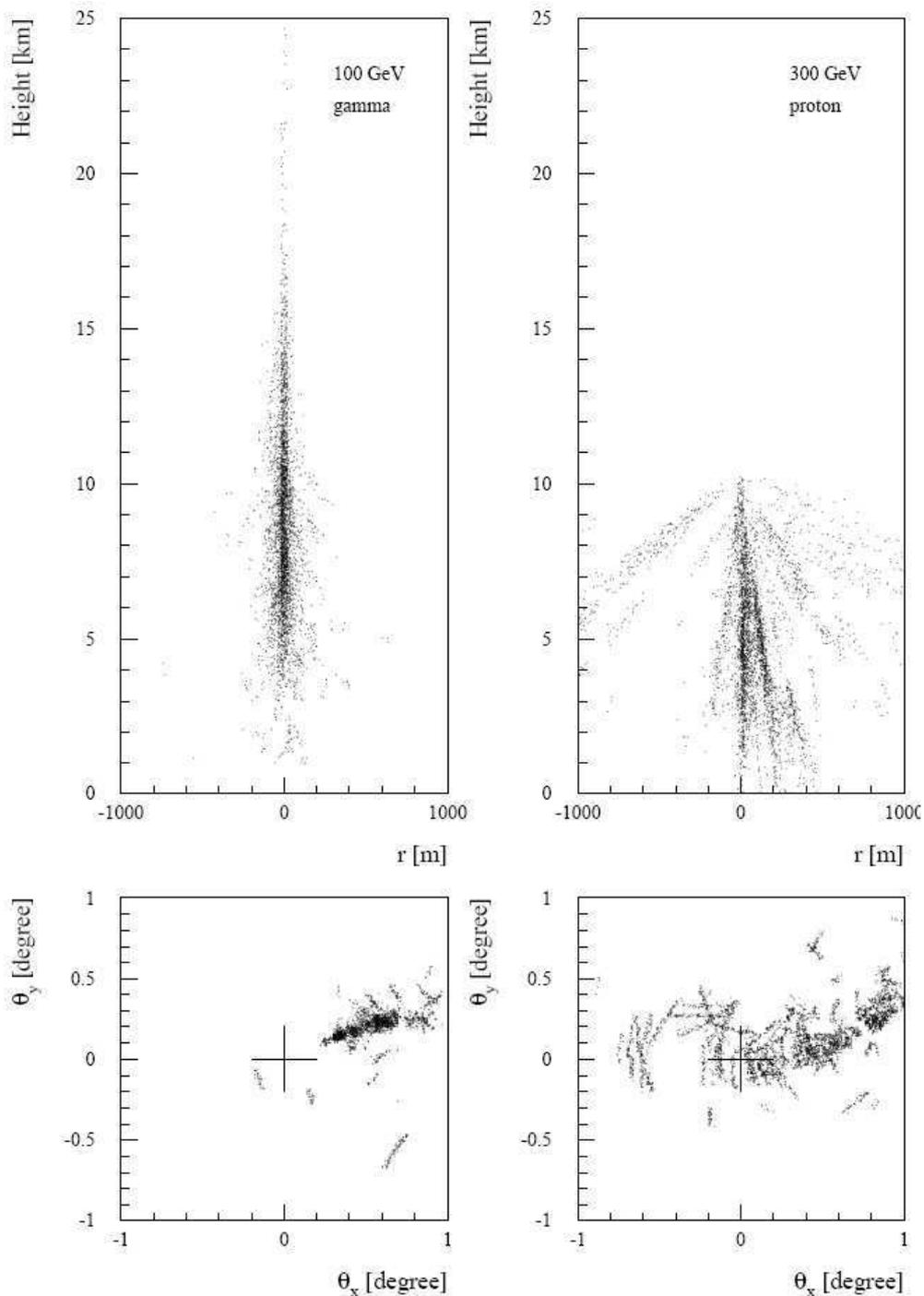


FIGURE 3.3 – Expansion d'une gerbe

On constate sur la figure 3.3 les différences physiques existantes pour le développement longitudinal des gerbes entre les deux types de gerbes que l'on peut observer pour des énergies de 100 GeV pour la gerbe gamma et 300 GeV pour la gerbe hadronique. Les gerbes électromagnétiques sont, d'une façon générale, plus groupées sur le centre de la source. A l'inverse les gerbes hadroniques sont très dispersives ce qui est bien illustré par le modèle de développement de la gerbe hadronique présentée ci-dessus.

Gerbe électromagnétique La figure 3.4 représente la décomposition des gerbes résultant de l'entrée d'un gamma dans l'atmosphère. On constate que son développement se fait très régulièrement. Par conséquent elle s'étale de façon homogène. L'énergie qu'elle développe est divisée par deux à chaque niveau de déploiement de la gerbe, ce qui fait qu'elle s'atténue naturellement et d'une façon assez prévisible.

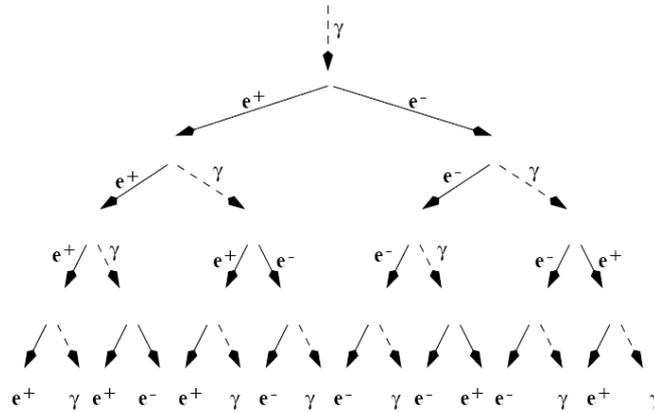


FIGURE 3.4 – Expansion d'une gerbe gamma

Gerbe hadronique Les gerbes hadroniques sont plus expansives du fait que leur division n'est pas homogène (cf. figure 3.5). Elles génèrent, à leurs entrées dans l'atmosphère, différents types de particules comme des muons, des pions, entres autres, qui transitent dans l'atmosphère jusqu'à ce que l'énergie soit complètement dissipée. Par conséquent, il résulte de ce phénomène un développement longitudinal très hétérogène et dispersif. Une difficulté s'ajoute : des gammas secondaires résultent de l'entrée dans l'atmosphère des protons. Ceci génère donc des gerbes électromagnétiques secondaires qui ne correspondent absolument pas aux phénomènes recherchés.

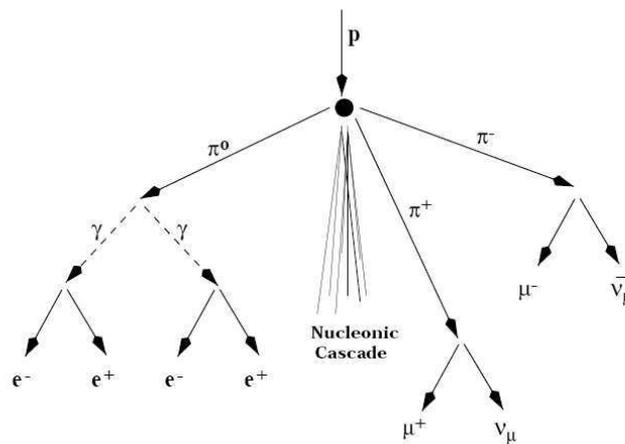


FIGURE 3.5 – Expansion d'une gerbe proton

3.2.2 Les images

Cette différence entre gerbes électromagnétiques et hadroniques discutée précédemment n'est pas aussi visible sur les images. Ceci s'explique par la distance entre l'impact de la gerbe lumineuse et le centre du télescope, l'angle d'incidence de la particule dans l'atmosphère et de l'angle d'observation

des télescopes. Bien entendu, il persiste des images où cette différence reste très nettement visible malgré tout.

3.2.2.1 Images en entrée du L2

Les observations résultent de l'énergie des particules mais ne la représentent pas stricto sensu : il s'agit en fait de l'intensité du signal incident résultant de l'énergie de la particule observée modulée par la distance du rayon incident par rapport au centre du télescope.

Les images capturées par les télescopes sont analogiques et les couleurs correspondent à l'énergie relevée sur les photomultiplicateurs. Malheureusement à notre niveau de traitement, nous ne disposons que d'images seuillées résultant de la sortie du PreL2 situé en amont du trigger de niveau 2. Le double seuillage exécuté sur les images peut être résumé comme suit : pour deux seuils définis T_1 et T_2 tels que $T_1 < T_2$,

- si un pixel de l'image a une énergie supérieure à T_2 , il est conservé et marqué du niveau d'énergie supérieur,
- si un pixel de l'image a une énergie inférieure à T_1 , il est assimilé au fond de l'image,
- si un pixel de l'image a une énergie comprise entre T_1 et T_2 , il est conservé et marqué du niveau d'énergie inférieur.

Les événements, imprimés sur la caméra, correspondent à l'allure des gerbes du point de vue du télescope.

3.2.2.2 Les particules

Au cours de mes travaux, trois différents types de particules ont été considérés. Ceux-ci peuvent être observés sur la figure 3.6 : les gammas ((1) à (12)), les muons ((13) à (20)) et les protons ((21) à (28)).

Ces images nous ont été fournies par l'IRFU et sont le résultat de simulations de Monte Carlo (*Heck et al., 1998*) en reconstruisant l'effet Chérenkov. Les particules laissent des traces sur les télescopes qui leur sont propres et bien que ces caractéristiques sont vérifiables dans des conditions idéales, il faut aussi tenir compte de la distorsion due au système de capture (forme et précision des photomultiplicateurs...). De plus, il est difficile d'avoir des critères objectifs et quantitatifs de discrimination sur ce type d'évènements.

Caractéristiques des signatures de gammas De forme globalement ovale du fait de la symétrie du développement de la gerbe issue d'un gamma, il pointe normalement toujours vers le centre de la source. Cette information peut paraître très intéressante car fortement discriminante mais il est préférable de l'utiliser d'une façon strictement optionnelle car si un gamma est issu d'une source inconnue à ce jour, donc non volontairement pointée, on va le rejeter alors que l'information qu'il contient peut se révéler très importante. Par conséquent, l'information du pointé de la source n'est pas prise en compte dans notre travail.

Caractéristiques des signatures de muons Ils ont une forme caractéristique d'un arc de cercle, voire d'un cercle quasi-parfait dans les cas les plus typiques (lorsque le télescope pointe sur le centre du muon observé). Mais lorsque les muons tombent à une distance importante du télescope, ils sont difficiles à discerner des gammas du fait du mode d'acquisition. Enfin, sans la stéréoscopie, il est aussi plus difficile de les discerner lorsque les arcs sont trop grands. Un impact de muon peut être distant du centre du télescope et être *triggé* malgré tout par la caméra du fait de ses propriétés énergétiques.

Caractéristiques des signatures de protons Le développement des gerbes issues de protons étant expansif et dissymétrique, il est difficile de déterminer une forme spécifique les caractérisant. On a souvent observé que les traces laissées par les gerbes sur les télescopes sont souvent difformes et sans symétrie particulière.

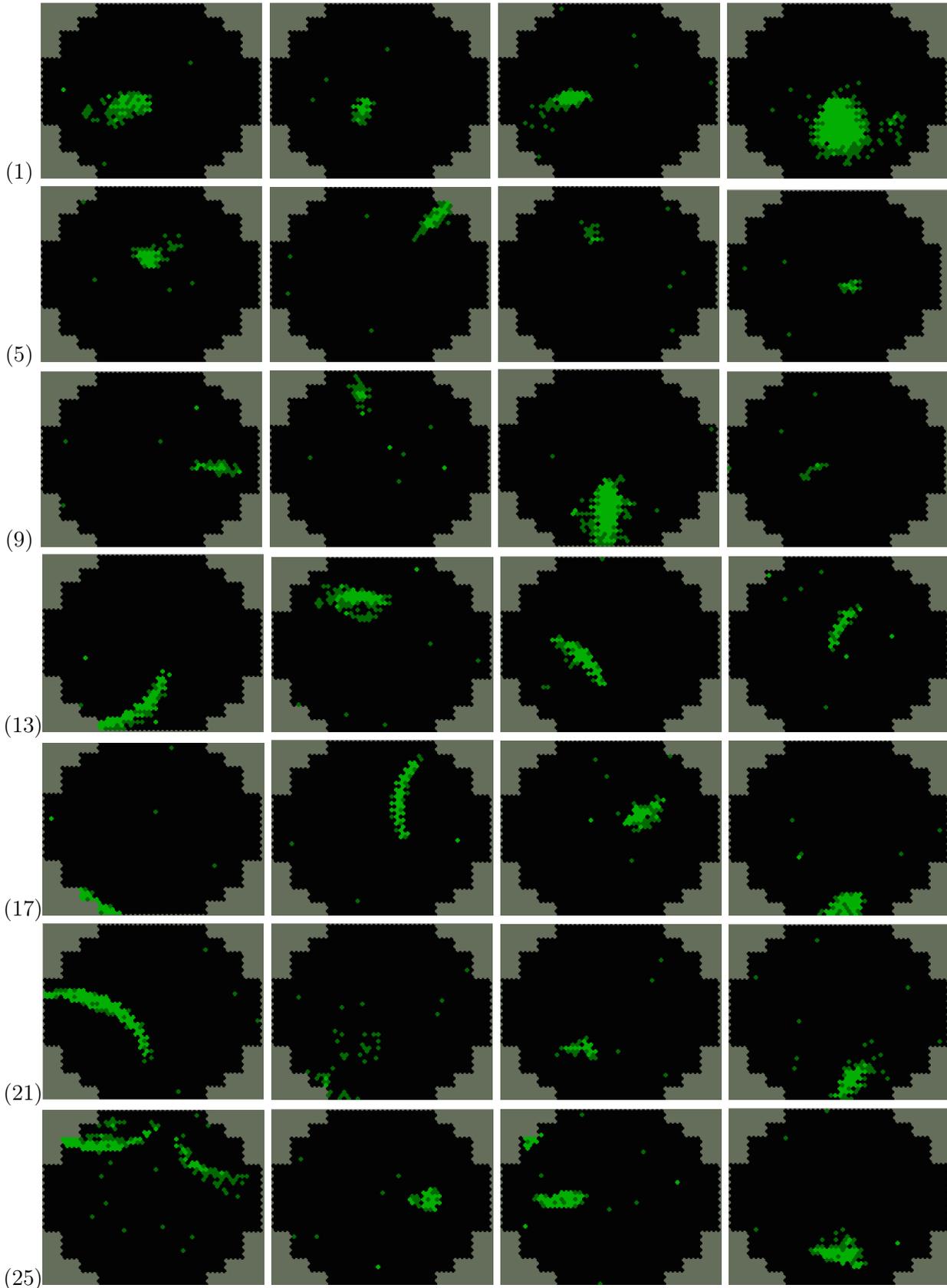


FIGURE 3.6 – Exemples d’images qui pourront être collectées par le futur télescope HESS-II

3.3 Un problème de reconnaissance des formes

Le problème qui a été posé pendant la thèse relève de la discrimination des événements observés. Le trigger de niveau 2 de HESS-II doit procéder à un tri des données. Seuls les événements

de type gamma doivent être conservés pour traitement hors-ligne. Ils sont à discerner des autres types de particules (muons, protons) qui peuvent être capturés par HESS-II. Dans cette section, le problème posé est décrit en détail et les solutions envisagées seront esquissées.

3.3.1 Quelques statistiques sur les observations

Nous avons vu dans la section précédente que les images qui pourront être capturées par le VLCT présentent des signatures de particules a priori difficilement discernables à l'œil nu. Seules quelques caractéristiques sont facilement identifiables. Une image possède généralement un groupe de pixels correspondant à l'information intéressante qui sera nommée *cluster principal*. D'autre part, d'autres groupes de pixels, plus petits correspondent à des *clusters secondaires*.

Dans un premier temps, nous avons souhaité savoir si nous arrivions à dégager quelques critères discriminants de façon naïve. Nous avons porté notre intérêt sur les caractéristiques suivantes des images :

- la taille du cluster principal (figure 3.7),

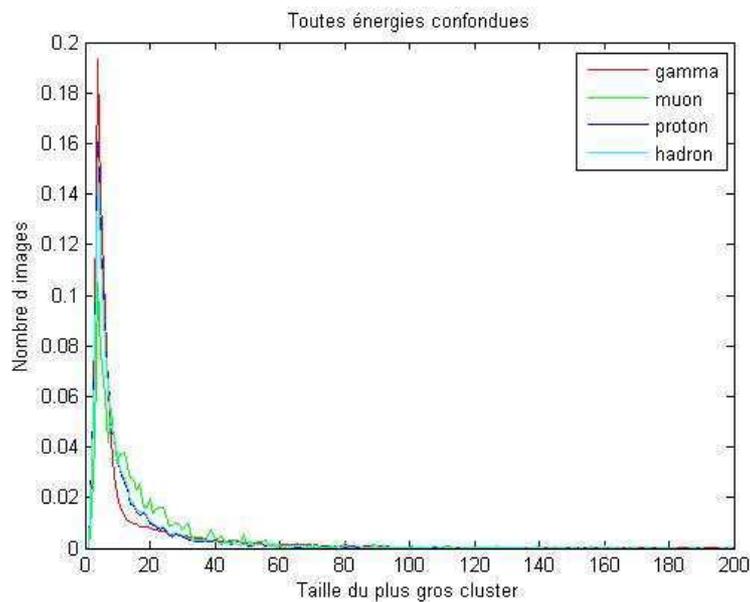


FIGURE 3.7 – Taille du cluster principal pour toutes les énergies confondues.

- le nombre de clusters (figure 3.8),

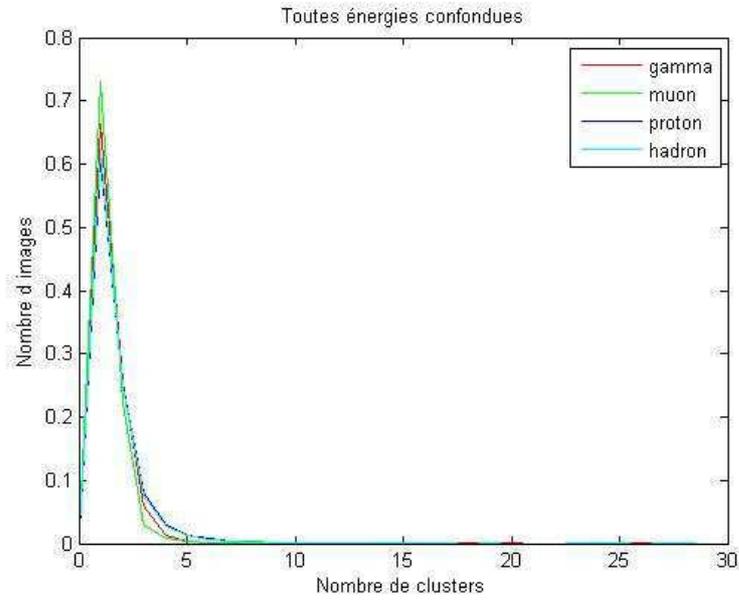


FIGURE 3.8 – Nombres de clusters par image pour toutes les énergies confondues.

- le nombre de pixels isolés dans l'image (figure 3.9),

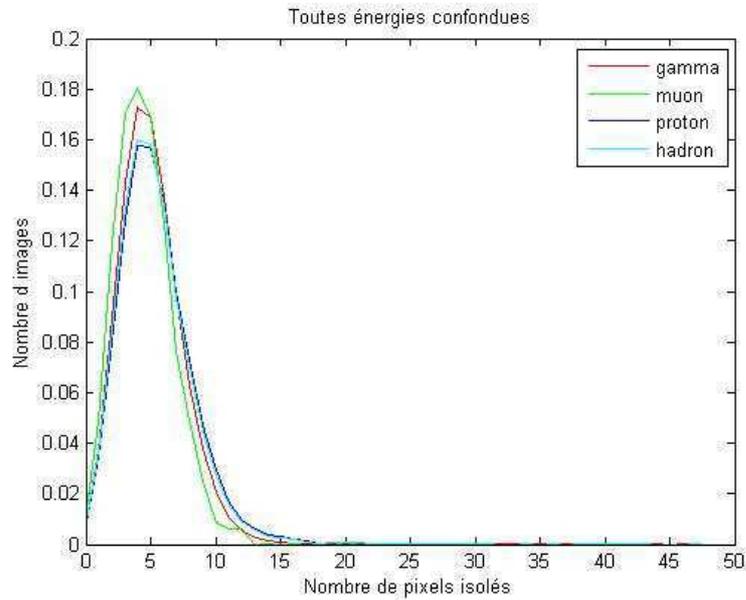


FIGURE 3.9 – Nombres de pixels isolés par image pour toutes les énergies confondues.

- la taille du cluster secondaire (figure 3.10),

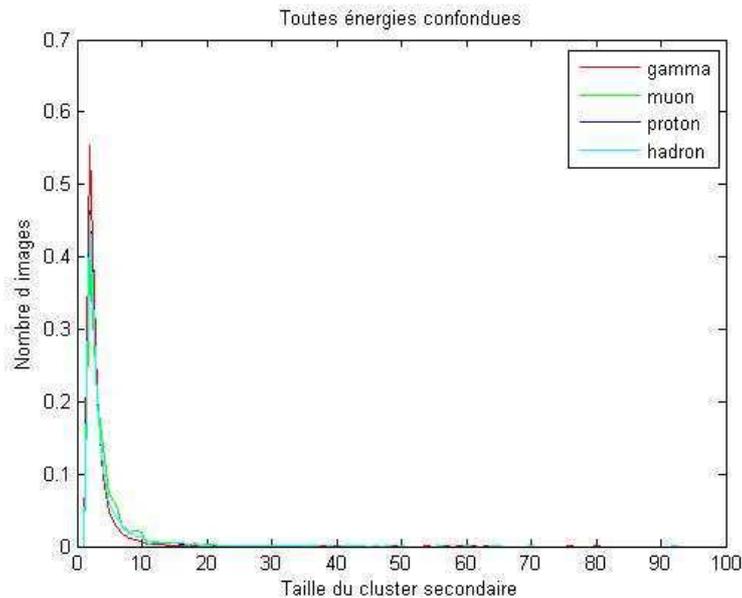


FIGURE 3.10 – Taille du cluster secondaire pour toutes les énergies confondues.

- la distance entre le cluster principal et le cluster secondaire (figure 3.11).

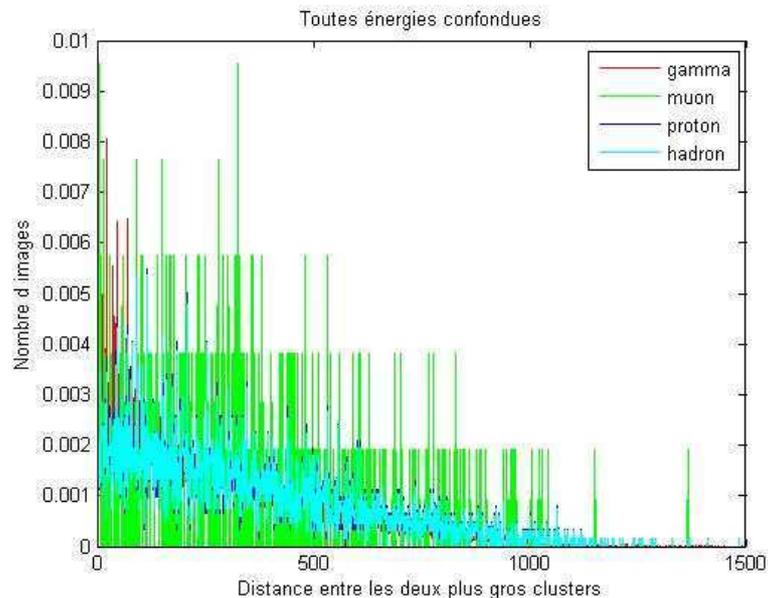


FIGURE 3.11 – Distance entre les deux cluster principaux pour toutes les énergies confondues.

Les courbes, issues des figures 3.7, 3.8, 3.9, 3.10, 3.11, ont été tracées pour chaque type de particules, gamma, muon et proton, pour toutes énergies confondues. Pour chacune d'elles, l'axe des ordonnées, correspondant au nombre d'images, a été normalisé. Des analyses ont également été effectuées en supposant que les particules muons et protons étaient de la même classe (hadron). Le lecteur pourra trouver en annexe 1 les mêmes courbes pour chaque niveau d'énergie disponible dans la base de données. Les courbes ont dans l'ensemble la même allure, c'est-à-dire que la répartition des évènements pour les caractéristiques étudiées est grossièrement la même si on ne tient pas compte de l'énergie, ce qui n'est pas vrai dans le cas contraire (cf courbes en annexe 1). La taille du cluster principal qui est la plus représentée dans les images à notre disposition est d'environ 5 pixels pour

toutes les classes étudiées. De la même façon, les images contenant environ 4 à 5 pixels isolés sont les plus représentées ainsi que celles contenant un seul cluster. Dans les images contenant plus d'un cluster, celles contenant un cluster secondaire de 2 pixels sont les plus représentées.

Les tableaux 3.1, 3.2, 3.3 et 3.4 montrent une analyse chiffrée des données. Y sont répertoriés, pour chaque type de particules, le nombre d'évènements disponibles dans notre base et les moyennes des caractéristiques isolées précédemment. On notera tout d'abord la disproportion dans les données qui ont été mises à notre disposition. En effet, nous disposons de 223384 évènements de type gamma, toutes énergies confondues, contre 1947 muons et 15856 protons. Compte tenu du temps de simulation des muons et des protons considérablement long, l'IRFU n'a pas pu nous fournir plus de données de type muon ou proton. D'autre part, les évènements gamma sont à énergie fixe tandis que les muons et les protons sont d'énergies continues. La notation des énergies adoptée dans les tableaux 3.2, 3.3 et 3.4 vise à simplifier la comparaison entre les particules gamma et les autres afin de mettre en évidence différents niveaux d'énergie pour les muons et les protons. Pour ce faire, nous avons adopté des fourchettes d'énergie assimilées ensuite au niveau correspondant.

TABLE 3.1 – Caractéristiques des signatures des particules gamma.

Énergie	Nb. d'évènements			Taille du cls. principal			Nb. moy. pxl.isolés	Nb. moy. de cls.	Dist. moy. entre cls.	Taille moy. 2 nd cls.
	tot.	vides	pls. cls.	min.	max.	moy.				
0.002TeV	1201	1	115	2	13	4.102500	4.412500	1.096667	294.086945	2.060869
0.005TeV	24169	41	3904	2	35	4.549445	4.473475	1.173284	210.981552	2.249744
0.008TeV	37292	35	8122	2	44	5.063988	4.579381	1.239311	200.284409	2.360626
0.01TeV	69361	80	17700	2	136	5.615926	4.648417	1.288189	196.118423	2.511412
0.05TeV	36430	18	18726	2	189	15.308360	5.445485	1.721850	272.174469	3.580102
0.1TeV	20033	7	11426	2	1208	25.116299	5.720763	1.842055	312.791870	3.928496
0.2TeV	18206	1	8862	2	961	40.499149	5.784784	1.721066	358.154602	3.707064
0.5TeV	10636	0	4017	2	830	63.217377	5.944622	1.604551	398.331329	3.099577
1TeV	3427	1	1256	2	1737	77.809982	6.198774	1.665499	419.245209	3.057325
2TeV	1617	0	599	2	1731	101.394554	6.752628	1.803339	427.983307	3.023372
5TeV	644	0	271	2	1380	131.431671	7.720497	2.130435	435.162354	3.332103
10TeV	332	0	145	3	1404	143.358429	8.195783	2.316265	454.303436	3.386207
AllEnergies	223348	184	75143	2	1737	16.692930	5.050658	1.450911	271.043152	3.152935

TABLE 3.2 – Caractéristiques des signatures des particules muon.

Énergie	Nb. d'évènements			Taille du cls. principal			Nb. moy. pxl.isolés	Nb. moy. de cls.	Dist. moy. entre cls.	Taille moy. 2 nd cls.
	tot.	vides	pls. cls.	min.	max.	moy.				
0.002TeV	1	0	0	6	6	6.000000	6.000000	1.000000	<i>nan</i>	<i>nan</i>
0.005TeV	135	1	35	2	138	8.447762	5.000000	1.358209	294.342865	4.057143
0.008TeV	104	0	31	2	169	20.884615	5.076923	1.788462	416.161285	5.774194
0.01TeV	910	0	238	2	156	18.503296	4.479121	1.357143	332.424377	4.819328
0.02TeV	666	0	176	2	156	18.054054	4.481982	1.336336	322.380676	3.505682
0.05TeV	84	0	26	4	160	17.452381	4.809524	1.345238	355.615387	3.500000
0.1TeV	41	0	16	3	267	21.341463	4.756098	1.585366	362.875000	2.625000
0.2TeV	6	0	1	4	84	25.666666	4.333333	1.166667	141.000000	7.000000
AllEnergies	1947	1	523	2	267	17.814491	4.568346	1.376670	333.177826	4.254302

TABLE 3.3 – Caractéristiques des signatures des particules proton.

Énergie	Nb. d'évènements			Taille du cls. principal			Nb. moy. pxl.isolés	Nb. moy. de cls.	Dist. moy. entre cls.	Taille moy. 2 nd cls.
	tot.	vides	pls. cls.	min.	max.	moy.				
0.01TeV	2	0	1	2	5	3.500000	4.500000	1.500000	359.000000	2.000000
0.02TeV	2652	5	767	2	188	10.745372	5.064979	1.420854	323.041718	3.421121
0.05TeV	4056	7	1286	2	682	11.965424	5.128427	1.487281	344.098755	3.657076
0.1TeV	4680	6	1739	2	275	12.371844	5.310227	1.567822	338.427246	3.818861
0.2TeV	3182	4	1569	2	312	14.185022	5.814034	1.857458	341.916504	4.464627
0.5TeV	707	0	419	2	235	17.950495	6.714286	2.265912	383.673035	5.852029
1TeV	396	2	265	2	528	27.687817	7.832487	2.802031	362.452820	7.977358
2TeV	138	0	100	2	367	36.456520	9.681159	3.615942	343.869995	7.370000
5TeV	30	0	28	2	1150	127.699997	13.733334	5.600000	425.642853	8.714286
10TeV	13	0	11	4	313	73.769234	9.615385	4.307693	309.272736	13.818182
AllEnergies	15856	24	6185	2	1150	13.467977	5.506822	1.670414	343.112518	4.312692

TABLE 3.4 – Caractéristiques des signatures des particules muon et proton confondus.

Énergie	Nb. d'évènements			Taille du cls. principal			Nb. moy. pxl.isolés	Nb. moy. de cls.	Dist. moy. entre cls.	Taille moy. 2 nd cls.
	tot.	vides	pls. cls.	min.	max.	moy.				
0.002TeV	1	0	0	6	6	6.000000	6.000000	1.000000	<i>nan</i>	<i>nan</i>
0.005TeV	135	1	35	2	138	8.447762	5.000000	1.358209	294.342865	4.057143
0.008TeV	104	0	31	2	169	20.884615	5.076923	1.788462	416.161285	5.774194
0.01TeV	912	0	239	2	156	18.470394	4.479167	1.357456	332.535553	4.807531
0.02TeV	3318	5	943	2	188	12.214609	4.947782	1.403864	322.918335	3.436903
0.05TeV	4140	7	1312	2	682	12.076941	5.121945	1.484394	344.326996	3.653963
0.1TeV	4721	6	1755	2	275	12.449841	5.305408	1.567975	338.650146	3.807977
0.2TeV	3188	4	1570	2	312	14.206658	5.811244	1.856156	341.788544	4.466242
0.5TeV	707	0	419	2	235	17.950495	6.714286	2.265912	383.673035	5.852029
1TeV	396	2	265	2	528	27.687817	7.832487	2.802031	362.452820	7.977358
2TeV	138	0	100	2	367	36.456520	9.681159	3.615942	343.869995	7.370000
5TeV	30	0	28	2	1150	127.699997	13.733334	5.600000	425.642853	8.714286
10TeV	13	0	11	4	313	73.769234	9.615385	4.307693	309.272736	13.818182
AllEnergies	17803	25	6708	2	1150	13.943750	5.404095	1.638261	342.337952	4.308139

Nous avons vu précédemment que la taille de la signature de la particule n'était pas nécessairement liée à son niveau d'énergie mais aussi à la distance entre le point d'impact et le télescope ou encore à l'angle de pénétration de la particule dans l'atmosphère. Il reste néanmoins vrai que plus l'énergie est élevée, plus la taille du cluster principal est importante en moyenne. On peut constater en observant la colonne de la taille moyenne du cluster principal des trois premiers tableaux que ceci est vérifiable pour chaque type de particules. Si on confronte la taille moyenne du cluster principal pour une énergie donnée, les gammas sont plus gros en moyenne que les protons mais les muons sont plus gros que les gammas.

De la même façon, nous constatons que plus le niveau d'énergie est élevé, plus le nombre de pixels isolés et le nombre de clusters dans une image est important pour ce qui est des particules gamma et proton. Ceci est cohérent avec la théorie sur le développement des gerbes électromagnétiques et hadroniques. Le nombre moyen de pixels isolés et de clusters dans une image est plus important dans le cas de protons que de gammas.

A l'inverse, pour le nombre de pixels isolés et le nombre de cluster dans l'image, les muons constituent une classe facilement distinguable des deux autres types de particules. En effet, quelque soit l'énergie, leurs moyennes varient peu. De la même façon, le nombre de clusters dans une image reste proche de 1. Ceci est certainement dû à la nature intrinsèque du muon qui est peu dispersif et garde une forme de cercle (ou d'arc de cercle) quelle que soit l'énergie. Le fait que, parfois, plusieurs clusters peuvent figurer dans une même image peut alors être dû à l'acquisition.

La taille du cluster secondaire (dernière colonne des tableaux) reste limitée dans le cas des gammas. Ceci peut s'expliquer par la nature peu dispersive des gerbes gamma alors que dans le cas des gerbes hadroniques qui sont très expansives, la taille du cluster secondaire est en moyenne plus élevée et surtout augmente notablement avec l'énergie.

3.3.2 De la reconnaissance des formes

D'une façon générale et théorique, les particules sont reconnaissables par la forme de la gerbe produite par effet Chérenkov mais la signature capturée par le télescope est déformée par plusieurs facteurs au moment de l'acquisition comme la distance au point d'impact au sol, l'angle d'incidence de la gerbe lumineuse, l'énergie mais aussi la forme des télescope. Ceci complexifie le problème de manière significative.

Le but de ces travaux de thèse se situait au niveau du trigger L2 de HESS-II et consistait à reconnaître les particules de type gamma grâce à la signature des gerbes lumineuses produites par effet Chérenkov sur le télescope pour analyse hors-ligne. On a donc cherché à les distinguer des particules proton et muon. Ces dernières sont considérées comme inintéressantes du point de vue des astrophysiciens et sont généralement assimilées à du bruit de fond.

Afin de reconnaître ces signatures, seules les informations contenues dans l'image étaient disponible, les caractéristiques telles que l'énergie, la distance d'impact ou l'angle d'incidence n'étant pas fournies au trigger de niveau 2. Ceci ajoute encore aux difficultés de reconnaissance des particules gamma car la forme d'une signature gamma varie en fonction de ces paramètres.

Compte tenu de la complexité du problème, l'approche suivie a consisté à élaborer un système de reconnaissance des formes. Nous avons abordé la question sous la forme d'un problème de classification. Le but fixé était de reconnaître chaque type de particules parmi les gammas, les muons et les protons. Ceci a constitué un objectif supplémentaire par rapport au cahier des charges initial (qui ne considérait que la reconnaissance des particules gammas).

Dans tous les cas, il est simple de constituer le signal L2Accept/Reject à partir des résultats obtenus. Le point fort de mon travail a été de confronter des algorithmes propres au traitement numérique des images aux algorithmes classiquement utilisés dans le domaine de l'astrophysique afin d'essayer d'améliorer les taux de reconnaissance de gammas.

3.4 Contraintes de la réalisation

Dans le cadre du projet HESS-II, le système de reconnaissance des formes sera intégré à la caméra du télescope comme nous l'avons vu dans le chapitre 2. Par conséquent, nous avons dû concevoir ce système en gardant à l'esprit qu'il sera embarqué. D'autre part, pour être utilisable dans le contexte de l'expérience, il faut aussi tenir compte des contraintes temps réel qui sont imposées par le cahier des charges. Ces contraintes sont exposées dans les sous-sections suivantes.

3.4.1 Un système embarqué

Le trigger de niveau 2 doit être intégré dans la caméra du VLCT. Par conséquent, il doit répondre à diverses contraintes d'interfaçage avec le reste de l'électronique. D'un point de vue mécanique et électrique, le trigger de niveau 2 doit respecter le standard de l'expérience. Par conséquent, il sera porté sur une carte cPCI.

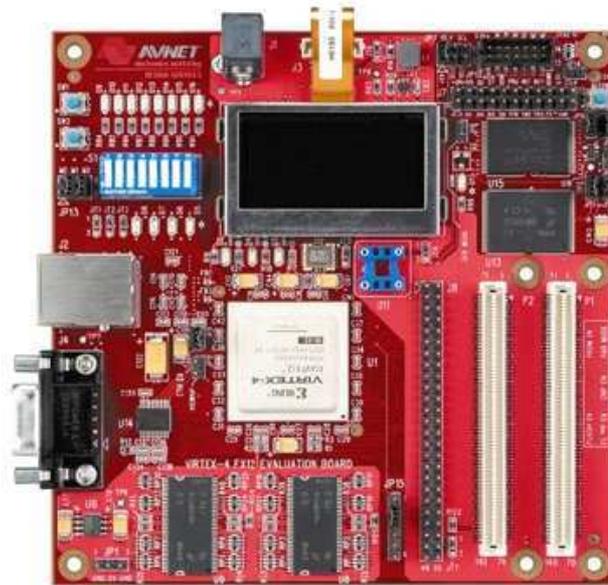


FIGURE 3.12 – Exemple de carte de développement utilisable pour le trigger de niveau 2.

Le temps imparti à la réalisation de l'électronique pour HESS-II étant restreint, la collaboration HESS-II a décidé de porter le L2 sur un circuit programmable de type FPGA (nous reviendrons plus en détails sur ce type de circuits en section 5.1.2.3). Il a été décidé d'utiliser des cartes existantes au lieu de concevoir une carte dédiée. Une carte cPCI du commerce s'avère coûteuse et peu adaptée aux ressources nécessaires à l'application en terme de mémoire et d'entrées/sorties. Par conséquent, la solution proposée par l'IRFU consiste à utiliser une ou des cartes de développement comme celles présentées en figures 3.12 et 3.13 qui sont dotées d'un FPGA Virtex4fx12 de Xilinx.

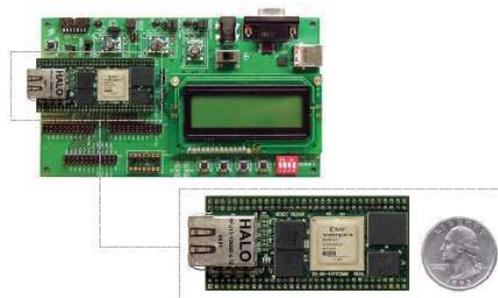


FIGURE 3.13 – Exemple de mini-module utilisable pour le trigger de niveau 2.

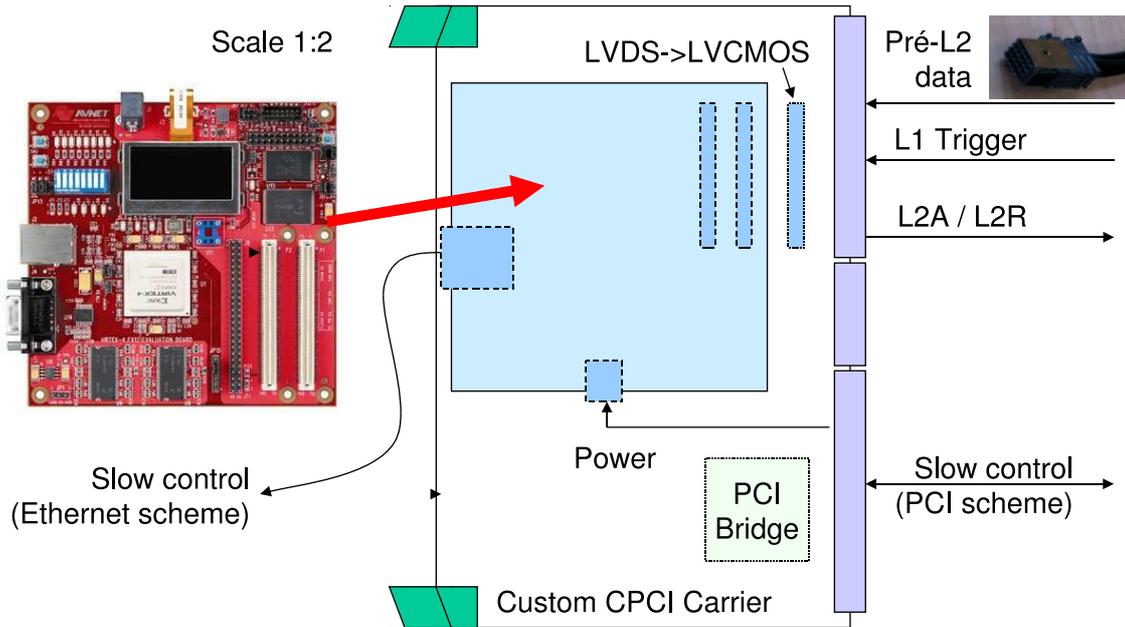


FIGURE 3.14 – Exemple d’intégration de la carte de développement sur une carte cPCI (Crédit : Yassir Moudden).

Du fait du format non standard, les cartes seront montées en mezzanine sur une carte cPCI qui sera presque passive et qui demandera donc peu de développement (cf. figure 3.14). Un autre avantage, outre le temps de conception beaucoup plus court, est le coût de la réalisation qui sera bien moindre par rapport à celui d’une solution dédiée ou encore une carte cPCI du commerce. De plus, si le besoin s’en fait sentir, il sera possible de monter plusieurs mini-modules en mezzanine sur la carte cPCI (cf. figure 3.15).

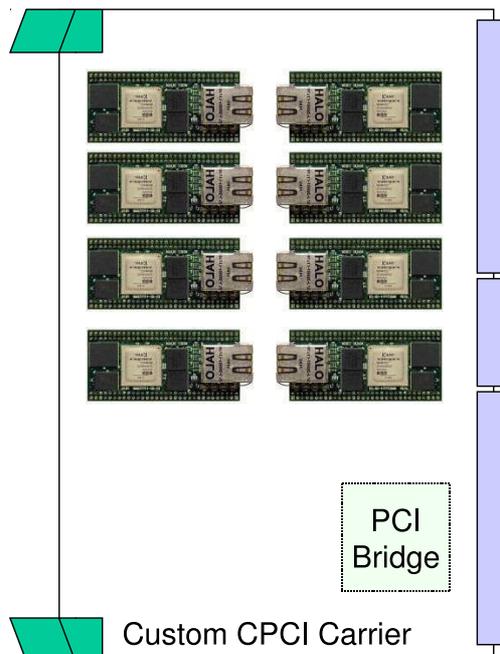


FIGURE 3.15 – Exemple d’intégration de mini-modules sur une carte cPCI (Crédit : Yassir Moudden).

3.4.2 Un système temps réel

Les données arrivant dans le trigger de niveau 2 à une cadence maximum de 100 kHz (dû au design) ont fait que l'aspect relatif au temps de traitement était loin d'être négligeable dans le système à concevoir. La latence ainsi que le débit des données constituent généralement deux contraintes majeures qui ont un impact significatif sur les choix architecturaux. Un buffer de 50 événements est intégré au L2 le temps imparti à la prise de décision est de $50 \times 10 \mu s$ soit $500 \mu s$. La fréquence moyenne des événements sortant du trigger de niveau 2 est de 3.5 kHz.

Le choix architectural de l'IRFU s'étant porté sur une cible FPGA, un aspect important de la thèse devait consister à élaborer une architecture respectant les contraintes de l'application tout en garantissant une utilisation optimale du composant. Pour cela, il a été nécessaire d'effectuer des compromis entre les performances du système, la complexité requise en termes de calculs et le temps de traitement.

3.5 Conclusion

Nous avons vu dans ce chapitre que la problématique de la thèse a consisté à élaborer un système de reconnaissance des formes pour le VLCT du système de télescopes HESS. Le but était de distinguer les différents types de particules destinées à être capturées par le VLCT. Comme les particules pertinentes aux yeux des astrophysiciens sont les particules gamma, elles sont à distinguer parmi d'autres particules qui sont principalement constituées de protons et de muons. La nature des particules fait qu'elles sont difficilement reconnaissables, même pour les experts. Ceci nous a obligé à envisager de nouvelles alternatives pour le trigger de niveau 2, autres que les techniques habituellement utilisées dans ce domaine. De plus, le système de reconnaissance des formes que nous devons porter sur le VLCT se devait de répondre à des contraintes en termes de ressources et de temps de traitement.

Devant la complexité de la problématique, nous avons étudié les solutions pouvant être mises en œuvre dans ce contexte spécifique. Notre démarche s'est divisée en deux parties distinctes. Tout d'abord nous avons étudié les algorithmes, ce qui a conduit à proposer une chaîne de décision pour le trigger de niveau 2 du VLCT (chapitre 4). Dans un second temps, nous avons cherché des solutions matérielles permettant l'implantation de cette chaîne de décision tout en garantissant le respect des contraintes posées (chapitre 5).

Algorithmes de reconnaissance de formes appliqués à l'astrophysique

Ce chapitre présente les différents algorithmes envisagés pour répondre à la problématique de la classification de particules arrivant au trigger de niveau 2. Les solutions retenues dans la thèse sont basées sur une approche de reconnaissance de formes. Dans un premier temps, nous présenterons un rapide état de l'art portant sur les principales techniques de reconnaissance des formes généralement utilisées. Puis nous exposerons la solution que nous avons étudiée au cours de la thèse.

4.1 État de l'art

Dans le domaine de l'astronomie gamma, la technique la plus couramment utilisée pour la discrimination des particules est une classification basée sur les paramètres de *Hillas (1985)*. D'un autre point de vue, les techniques mises en œuvre pour la reconnaissance des formes en traitement des images sont diverses. On peut néanmoins distinguer deux grandes familles : la reconnaissance des formes supervisée et la non supervisée.

4.1.1 Les paramètres de Hillas

En ce qui concerne l'observation au sol, une des possibilités proposée par les astrophysiciens est d'utiliser des algorithmes basés sur l'évaluation des paramètres de Hillas. Cette méthode repose sur le calcul des moments géométriques des images en considérant que la forme idéale d'un gamma est une ellipse où l'intensité de la lumière est répartie selon une gaussienne pour chacun des axes. Cette méthode a été développée par A.M. Hillas en 1985. Les différents paramètres calculés sont :

- la demi-longueur L de l'image,
- la demi-largeur W de l'image,
- la distance D du barycentre de l'image à la position théorique de la source,
- l'amplitude totale A de l'image,
- l'angle α formé par le grand axe de l'ellipse et l'axe reliant le barycentre de l'image à la source.
- les moments d'ordre 3 donnent également une information sur l'asymétrie de l'image.

Dans cette première approche, le classifieur consiste dans l'application des seuils sur les paramètres Hillas (ou une combinaison de ces paramètres) calculés sur les images entrantes afin de distinguer les signatures gamma dans toutes les images collectées. Le paramètre qui a été identifié comme bon discriminateur est le centre de gravité (CoG) de tous les pixels lumineux au sein de l'ellipse.

La reconnaissance des particules est effectuée selon la règle suivante :

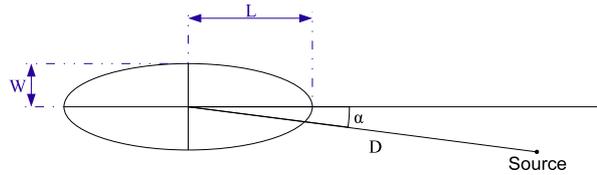


FIGURE 4.1 – Représentation des paramètres de Hillas

- si $CoG < t$, l'évènement est reconnu comme la signature d'une particule gamma,
- si $CoG \geq t$ et $\alpha < 20$ deg, l'évènement est reconnu comme la signature d'une particule gamma,
- autrement, l'évènement est rejeté.

t est un paramètre qui est fixé suite à des simulations effectuées par l'IRFU.

Cette approche présente l'inconvénient majeur que les seuils considérés sont des valeurs constantes. Ainsi, un manque de souplesse est à déplorer. Par exemple, il ne permet pas de prendre en considération les diverses conditions de l'expérience qui peuvent avoir un impact significatif sur la forme de signatures (forme plus ou moins diffuse, allongée, etc.).

4.1.2 La reconnaissance des formes non supervisée

La classification non-supervisée consiste à traiter des données dont on ne connaît pas l'étiquette au préalable. Ce type de classification vient en opposition à la classification supervisée dont les classes sont connues et où on dispose d'exemples dans chacune des bases. Parmi les techniques connues de l'apprentissage non supervisé, on peut considérer entre autres les suivantes : la classification hiérarchique, les k-moyennes et les cartes de Kohonen.

4.1.2.1 La classification hiérarchique

On peut distinguer deux types de classification hiérarchique : la classification ascendante ainsi nommée car elle fonctionne par agglomération et la descendante qui fonctionne par division.

Classification ascendante L'algorithme consiste à agréger de façon itérative les deux individus « les plus proches » en partant d'un ensemble de n singletons et jusqu'à l'obtention d'une seule classe.

On définit, à partir de la distance ou de la dissimilarité entre individus, une distance ou dissimilarité entre les ensembles A et B . On peut utiliser différentes stratégies pour cette dissimilarité : le saut minimal, le diamètre (ou saut maximal), le saut moyen, pour une distance euclidienne, la distance de **Ward (1963)** ou la distance entre barycentres. En pratique, on utilise le plus souvent la distance de Ward ou la distance moyenne.

Pour choisir le nombre de classes, on recherche le coude du graphique représentant la distance moyenne entre classes en fonction du nombre de classes.

Classification descendante Initialement, tous les points sont dans une même classe puis celle-ci est divisée successivement en sous-paquets jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt. Pour le calcul successif des centroïdes de chaque classe, on utilise en général une quantification vectorielle binaire (algorithme Linde-Buzo-Gray (**Linde et al., 1980**)).

4.1.2.2 Les k-Moyennes ou k-Means

Cet algorithme vise à regrouper les objets en k régions distinctes, k étant fixé par l'utilisateur. On affecte aléatoirement chaque objet à une région et on itère comme suit : les centres des différents

groupes sont recalculés et chaque objet est de nouveau affecté à un groupe en fonction du centre le plus proche. La convergence est atteinte lorsque les centres n'évoluent plus.

En terme de minimisation, les objets (x_1, x_2, \dots, x_n) sont répartis en k groupes à chaque itération. Notons (y_1, y_2, \dots, y_k) l'ensemble des centres des groupes. Leurs coordonnées sont recalculées par moyennage de celles des points du groupe. Un objet x_i se voit affecter le groupe j si $\|x_i - y_j\| = \min_{u=1..k} \|x_i - y_u\|$.

Cela peut se formaliser de la manière suivante : chacun des points est attribué à un groupe grâce à la fonction :

$$\begin{aligned} f : \{x_1, \dots, x_n\} &\rightarrow \{1, \dots, k\} \\ x_i &\rightarrow f(x_i) \end{aligned}$$

On obtient des groupes compacts en minimisant l'expression suivante :

$$J = \sum_{i=1}^n \|x_i - C_{f(x_i)}\|^2 \text{ avec } (C_1, \dots, C_n) \in (R^M)^N$$

On peut montrer que pour f fixée, J est minimum lorsque les C_1, \dots, C_n correspondent respectivement aux barycentre des groupes $f^{-1}(1), \dots, f^{-1}(k)$ avec f^{-1} l'application réciproque de f .

4.1.2.3 Les cartes de Kohonen

Les cartes de **Kohonen (2001)** dont le nom provient du statisticien qui a développé le concept en 1984 sont aussi connues sous les noms de cartes auto-adaptatives, cartes auto organisatrices ou self organizing map (SOM) en Anglais. Il s'agit d'une classe de réseau de neurones artificiels fondée sur des méthodes d'apprentissage non supervisé.

Elles sont utilisées pour cartographier un espace réel, c'est-à-dire pour étudier la répartition de données dans un espace à grande dimension. En pratique, cette cartographie peut servir à réaliser des tâches de discrétisation, quantification vectorielle, ou classification. La carte auto adaptative se déploie de façon à représenter un ensemble des données et chaque neurone se spécialise pour représenter un groupe bien particulier des données selon les points communs qui les rassemblent. Elle permet une visualisation en dimension multiple de données croisées.

Dans la pratique, la carte réalise une quantification vectorielle de l'espace de données. Ceci consiste à discrétiser l'espace et à assigner à chaque zone un point significatif dit vecteur référent.

Les cartes auto-organisatrices de Kohonen sont constituées d'une grille dont chaque nœud est un neurone qui est lié à un vecteur référent, responsable d'une zone dans l'espace des données. Dans une carte auto-organisatrice, les vecteurs référents fournissent une représentation discrète de l'espace d'entrée. Ils sont positionnés de telle façon qu'ils conservent la forme topologique de l'espace d'entrée. De plus, ils gardent les relations de voisinage dans la grille, donc ils permettent une indexation facile, en utilisant les coordonnées dans la grille.

Soit A la grille neuronale rectangulaire d'une carte auto-organisatrice. Une carte de neurones assigne à chaque vecteur d'entrée V_{in} un neurone r_{in} désigné par son vecteur de position R , tel que le vecteur référent w_r est le plus proche de v .

Mathématiquement, on exprime cette association par une fonction :

$$\phi_w : V \rightarrow A \tag{4.1}$$

$$R = \phi_w(v) = \arg \min_{r_{in}} \|v - w_r\|. \tag{4.2}$$

Cette fonction permet de définir les applications de la carte :

– quantificateur vectoriel : on approxime chaque point dans l'espace d'entrée par le vecteur référent le plus proche par

$$w_r = \phi_w^{-1}(\phi_w(v)) \tag{4.3}$$

- classifieur en utilisant la fonction $r = \phi_w(v)$

On assigne à chaque neurone de la grille une étiquette correspondante à une classe. Tous les points de l'espace d'entrée qui se projettent sur un même neurone appartiennent à la même classe. Une même classe peut être associée à plusieurs neurones.

L'algorithme de Kohonen profite des relations de voisinage dans la grille pour réaliser une discrétisation dans un temps très court. On suppose que l'espace n'est pas constitué de zones isolées, mais de sous-ensembles compacts. Donc en déplaçant un vecteur référent vers une zone, on peut se dire qu'il y a probablement d'autres zones dans la même direction qui doivent être représentées par des vecteurs référents. Cela justifie le fait de déplacer les neurones proches du vainqueur dans la grille dans cette même direction, avec une amplitude de déplacement moins importante. L'algorithme présente des opérations très simples.

Le voisinage dans les cartes auto adaptatives est malheureusement fixe, et une liaison entre neurones ne peut être cassée même pour mieux représenter des données discontinues.

4.1.3 La reconnaissance des formes supervisée

La classification supervisée consiste à inférer à partir d'un échantillon de données classées une procédure de classification. Elle se fait sur un espace de modèles basés sur :

- des hypothèses probabilistes (classification bayésienne),
- des notions de proximité (k-PPV),
- une recherche de structure (arbre de décision, réseaux de neurones).

4.1.3.1 La classification bayésienne

La classification naïve bayésienne est un type de classification probabiliste simple basée sur le théorème de Bayes avec une forte indépendance (dite naïve) des hypothèses.

Le théorème de Bayes En théorie des probabilités, le théorème de Bayes (*Bayes, 1763, 1958-1763; Stigler, 1982*) énonce des probabilités conditionnelles : étant donné deux événements A et B , le théorème de Bayes permet de déterminer la probabilité de A sachant B , si les probabilités de A , de B , de B sachant A sont connues :

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} \quad (4.4)$$

où $P(A)$ est la probabilité a priori de A , $P(A|B)$ la probabilité a posteriori de A sachant B et $P(B)$ la probabilité a priori de B .

Le modèle probabiliste de Bayes naïf De manière abstraite, le modèle probabiliste pour un classifieur bayésien est un modèle conditionnel. Il se base sur la règle de Bayes :

$$P(A|B_1, B_2, \dots, B_n) = \frac{P(B_1, \dots, B_n|A) * P(A)}{P(B_1, \dots, B_n)} \quad (4.5)$$

Tant que le dénominateur ne dépend pas de l'évènement A , on peut considérer la probabilité $P(B_1, \dots, B_n)$ constante. Le numérateur peut être écrit de la manière suivante :

$$P(B_1, \dots, B_n|A) * P(A) = P(A) * P(B_1|A) * \dots * P(B_n|A, B_1, \dots, B_{n-1}) \quad (4.6)$$

Le caractère « naïf » de ce théorème vient du fait qu'on suppose l'indépendance des différentes classes $B_i \dots B_j$. Cette hypothèse permet d'écrire :

$$P(A, B_1, \dots, B_n) = P(A) \prod_{i=1}^n P(B_i|A) \quad (4.7)$$

La classification Déterminer à quelle catégorie C_i sera associée un évènement D revient à calculer la probabilité d'appartenance de D à la classe C_i . Cette probabilité est calculée en se basant sur le théorème précédemment énoncé :

$$P(C_i|D) = \frac{P(D|C_i) * P(C_i)}{P(D)} \quad (4.8)$$

Pour réellement déterminer à quelle classe un évènement appartient, il faut calculer $P(C_i|D)$ pour chacune des classes. Étant donné que $P(D)$ reste constant pour toutes les classes, déterminer $P(C_i|D)$ se résume juste au calcul de $P(D|C_i) * P(C_i)$.

En considérant que l'évènement D est composé d'un ensemble d'attributs W_1, \dots, W_m , l'hypothèse selon laquelle tous les attributs apparaissent indépendamment les uns des autres dans un évènement permet d'écrire :

$$P(D|C_i) = P(W_1|C_i) * P(W_2|C_i) * \dots * P(W_m|C_i) \quad (4.9)$$

Il vient alors :

$$P(C_i|D) = P(W_1|C_i) * \dots * P(W_m|C_i) * P(C_i) \quad (4.10)$$

Ce calcul est effectué pour chaque classe et on considère la probabilité la plus élevée pour choisir la classe à laquelle un évènement donné sera associé. Ce calcul se justifie par l'hypothèse selon laquelle tous les attributs sont indépendants les uns des autres dans l'évènement, d'où le caractère naïf de la classification. En réalité, la probabilité d'un attribut peut être lié à la présence d'autres attributs.

4.1.3.2 Les k-Plus Proches Voisins

À l'inverse de beaucoup de méthodes d'apprentissage automatique, aucun apprentissage ne prend réellement place dans la méthode des k-Plus Proches Voisins (k-PPV), c'est-à-dire qu'il n'y a pas de phase de détermination de paramètres d'une fonction par le biais d'une optimisation mathématique. Le principe est le suivant : étant donnée une base d'apprentissage d'images étiquetées correctement et un entier k , le classifieur k-PPV détermine la classe d'un nouvel objet en lui attribuant la classe majoritaire des k objets lui ressemblant le plus dans la base d'apprentissage.

On note deux aspects importants de l'algorithme k-PPV : d'une part, à chaque nouvelle classification il est nécessaire de parcourir l'ensemble de la base d'apprentissage, ce qui fait de lui un algorithme qui n'est pas nécessairement très efficace, et d'autre part, un point crucial de cet algorithme est la fonction de distance utilisée pour mesurer la proximité des objets. Il n'existe pas de distance/similarité universellement optimale et une bonne connaissance du problème traité guide généralement le choix de cette distance/similarité.

4.1.3.3 Les arbres de décision

L'objectif de cette technique est de produire une procédure de classification interprétable par l'utilisateur. Les arbres de décision consistent en une décomposition du problème de classification en une suite de tests correspondant à une partition de l'espace des données en sous-régions homogènes en terme de classe.

L'arbre définit un système de règles avec un ordre d'examen fixé pour les attributs et les règles exclusives. Pour une décision complète, on aboutit à une seule feuille. Chaque feuille est étiquetée par une classe tandis que les nœuds internes sont des nœuds de décision (étiquetés par un test). Les arcs issus d'un nœud sont étiquetés par les résultats du test.

Les principaux algorithmes connus pour les arbres de décision sont les suivants :

- CHAID (pour Chi-squared Automatic Interaction Detector) est une méthode utilisant la statistique du khi-deux pour identifier les scissions optimales (**Kass, 1980**).

- Exhaustive CHAID. Il s'agit d'une version modifiée de la méthode CHAID qui permet un examen plus précis de scissions pour chaque prédicteur mais son temps de calcul est plus long (*Biggs et al., 1991*).
- C&RT (pour Classification and Regression Trees). Cette méthode s'appuie sur la minimisation des mesures d'impureté (*Breiman et al., 1984*).
- QUEST (pour Quick, Unbiased, Efficient Statistical Tree). Cette méthode est rapide à calculer et permet d'éviter les biais des autres méthodes favorisant les prédicteurs pour de nombreuses catégories (*Loh and Shih, 1997*).

Ces quatre algorithmes remplissent à peu près les mêmes fonctions : ils examinent tous les champs de la base de données pour localiser celui qui produira le meilleur classement ou la meilleure prédiction, en scindant les données en sous-échantillons. Ce processus est appliqué de façon récursive aux sous-groupes afin de définir de nouveaux sous-groupes résultants et le processus est répété jusqu'à ce que l'arbre soit terminé (selon ce qui a été défini par les règles d'arrêt). Les quatre méthodes présentent des caractéristiques de performance et des fonctionnalités différentes.

Les arbres de décision peuvent d'une façon générale être assimilés à une représentation graphique d'une procédure de classification. Ceci en fait un outil intéressant car il facilite la compréhension du processus de classification mis en œuvre. L'utilisation d'un tel classifieur nécessite une bonne connaissance des attributs de la population à classifier. Dans notre cas, les signatures de particules peuvent être décrites par certains attributs comme :

- Les signatures de gammas sont théoriquement ellipsoïdales.
- Les signatures de muons sont en général des cercles dans le meilleur des cas mais le plus souvent des arcs de cercles.
- Les signatures de protons sont le plus souvent constituées de plusieurs clusters.

Malheureusement, cette liste ne peut être exhaustive compte tenu de la complexité du problème qui nous est posé du fait des distorsions induites par le système de capture des images mais aussi à cause de la similarité que l'on peut rencontrer dans les différentes classes à discriminer. Ainsi il est difficile d'élaborer un ensemble de règles probant pour mettre en œuvre un arbre de décision.

4.1.3.4 Les réseaux de neurones à apprentissage supervisé

Les réseaux de neurones artificiels constituent un modèle computationnel puissant et permettent de mettre au point des systèmes de classification ou régression qui peuvent être utilisés dans un nombre considérable d'applications. Les réseaux de neurones sont intéressants non seulement à cause de leur polyvalence mais aussi pour la simplicité de mise en œuvre. Leur parallélisme inhérent en fait de bons candidats pour une implantation matérielle. Nous nous intéressons essentiellement ici à la mise en application de réseaux de neurones pour la classification. Ceci implique donc la configuration du réseau de neurones à utiliser pour notre problème spécifique.

Définition et propriétés Un neurone est une fonction algébrique non linéaire, paramétrée. Cette fonction peut être paramétrée de manière quelconque. Néanmoins, on peut distinguer deux types de paramétrage fréquemment utilisés :

- Les paramètres sont attachés aux entrées du neurone : la sortie du neurone est une fonction non linéaire d'une combinaison des entrées x_i pondérées par les poids w_i . La combinaison linéaire la plus fréquemment utilisée est la somme pondérée :

$$\sum_{i=1}^n w_i x_i \quad (4.11)$$

Le résultat de la sortie du neurone est obtenu en appliquant une *fonction d'activation* f à la combinaison linéaire de l'équation 4.11. Il est recommandé d'utiliser pour f une fonction de type sigmoïde telle que la tangente hyperbolique ou la fonction arctangente. Ainsi la

sortie d'un neurone aura pour équation :

$$s = th \left(\sum_{i=1}^n w_i x_i \right) \quad (4.12)$$

- Les paramètres sont attachés à la non-linéarité du neurone : ils interviennent directement dans la fonction f . Cette dernière peut être une *fonction radiale* ou RBF (pour Radial Basis Function), ou encore une ondelette. La première tire son origine de la théorie de l'approximation (**Powell, 1987**), la seconde de la théorie du signal (**Mallat, 1989**). Par exemple, la sortie d'un neurone RBF à non-linéarité gaussienne a pour équation :

$$s = exp \left(- \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - w_i)^2}{2w_{n+1}^2} \right) \quad (4.13)$$

où les paramètres w_i , $i = 1..n$, sont les coordonnées du centre de la gaussienne et w_{n+1} est son écart-type.

La différence pratique entre ces deux types de neurones est la suivante : les neurones tels que les RBF ou les ondelettes ont des non-linéarités *locales* qui tendent vers zéro dans toutes les directions de l'espace des entrées. Leur zone d'influence est donc limitée dans l'espace, ce qui n'est pas le cas des neurones à potentiel à fonction d'activation sigmoïde.

Perceptron MultiCouches Le perceptron a été inventé en 1957 par **Rosenblatt (1958)** mais ce modèle ne traitait pas les problèmes non-linéaires (**Minsky and Papert, 1988**) ce qui mit un frein à leur popularité. Tout d'abord introduit par **Werbos (1974)**, le perceptron multicouches (PMC) est revisité simultanément par **Rumelhart et al. (1986b)** et **Le Cun (1985)**. Ces systèmes reposent sur la rétropropagation du gradient de l'erreur (**Rumelhart et al., 1986a**) dans des systèmes à plusieurs couches. Ces modèles corrigent le défaut du perceptron de Rosenblatt dans la mesure où ils traitent les problèmes non-linéaires.

Le PMC est un type de réseau de neurones non bouclé à couches dont les neurones cachés ont une fonction d'activation sigmoïde. Il est représenté graphiquement par un ensemble de neurones connectés entre eux, l'information circulant des entrées vers les sorties sans retour en arrière. Si on représente le réseau comme un graphe dont les nœuds sont les neurones et les arêtes les connexions entre ceux-ci, le graphe d'un PMC est acyclique : Si on se déplace dans le réseau, à partir d'un neurone quelconque, en suivant les connexions, on ne peut pas revenir au neurone de départ. Les neurones qui effectuent le dernier calcul de la composition de fonctions sont les neurones de sortie, ceux qui effectuent des calculs intermédiaires sont les neurones cachés.

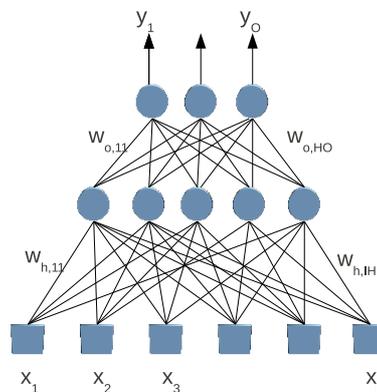


FIGURE 4.2 – Structure d'un perceptron à deux couches

La figure 4.2 représente le graphe d'un réseau de neurones de type PMC. Il s'agit d'un réseau à I entrées, H neurones sur la couche cachée et O neurones de sortie. Il réalise O fonctions non

linéaires des I variables d'entrées par composition des H fonctions algébriques réalisées par ses neurones cachés.

$$y_k = th \left(\sum_{j=1}^H \left[w_{o,jk} th \left(\sum_{i=1}^I w_{h,ij} x_i \right) \right] \right) \quad (4.14)$$

Radial Basis Function Dans le cas d'un réseau de type radial basis function (RBF), les paramètres ne sont pas attachés aux connexions mais à la non linéarité elle-même. En revanche le neurone de sortie réalise une somme pondérée des sorties des neurones cachés. La sortie du réseau a donc pour expression, pour des fonctions radiales gaussiennes :

$$y_k = \sum_{j=1}^H \left[w_{jk} exp \left(- \frac{\sum_{i=1}^I (x_i - w_{ij})^2}{2w_i^2} \right) \right] \quad (4.15)$$

où \mathbf{x} est le vecteur des entrées du réseau de dimension I et \mathbf{w} est le vecteur des paramètres du réseau de dimension $(I + 2)H$.

Deux sortes de paramètres interviennent ici : (i) Les poids de la dernière couche qui relie les H fonctions radiales au neurone de sortie. (ii) Les paramètres des fonction radiales (centres et écarts-type pour des fonctions radiales gaussiennes). Les connexions de la première couche ont toutes des poids égaux à 1. Dans ces réseaux, la sortie est une fonction linéaire des poids de la dernière couche de connexions et elle est une fonction non linéaire des paramètres des gaussiennes.

On peut noter que les réseaux d'ondelettes ont exactement la même structure, l'équation de la gaussienne étant remplacée par celle d'une ondelette multidimensionnelle. Les paramètres attachés à la non linéarité sont alors les centres et les dilatations des ondelettes.

4.1.3.5 Les séparateurs à vaste marge

Les séparateurs à vaste marge ou machines à vecteurs de support (en Anglais, Support Vector Machine, SVM) sont un ensemble de techniques d'apprentissage supervisé destinées à résoudre des problèmes de discrimination et de régression.

Les SVM ont été développés dans les années 1990 à partir des considérations théoriques de **Vapnik (1995)** sur le développement d'une théorie statistique de l'apprentissage : la théorie de Vapnik-Chervonenkis. Les SVM ont rapidement été adoptés pour leur capacité à travailler avec des données de grandes dimensions, le faible nombre d'hyperparamètres, le fait qu'ils soient bien fondés théoriquement, et leurs bons résultats en pratique.

Principe Les séparateurs à vastes marges sont des classifieurs qui reposent sur deux idées clés, qui permettent de traiter des problèmes de discrimination non-linéaire, et de reformuler le problème de classification comme un problème d'optimisation quadratique.

La première idée clé est la notion de marge maximale. La marge est la distance entre la frontière de séparation et les échantillons les plus proches. Ces derniers sont appelés vecteurs supports. Dans les SVM, la frontière de séparation est choisie comme celle qui maximise la marge. Ce choix est justifié par la théorie de Vapnik-Chervonenkis, qui montre que la frontière de séparation de marge maximale possède la plus petite capacité. Le problème est de trouver cette frontière séparatrice optimale, à partir d'un ensemble d'apprentissage. Ceci est fait en formulant le problème comme un problème d'optimisation quadratique, pour lequel il existe des algorithmes connus.

Un exemple de séparatrice optimale (en rouge) est illustré à la figure 4.3 avec ses marges maximales (en bleu). Les échantillons entourés sont les vecteurs supports.

Afin de pouvoir traiter des cas où les données ne sont pas linéairement séparables, la deuxième idée clé des SVM est de transformer l'espace de représentation des données d'entrées en un espace de plus grande dimension (possiblement de dimension infinie), dans lequel il est probable qu'il existe une séparatrice linéaire. Ceci est réalisé grâce à une fonction « noyau » qui doit respecter certaines

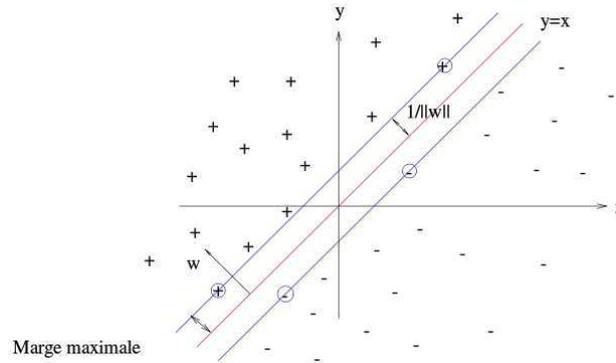


FIGURE 4.3 – Exemple de séparatrice linéaire avec ses marges maximales.

conditions et qui a l'avantage de ne pas nécessiter la connaissance explicite de la transformation à appliquer pour le changement d'espace. Les fonctions noyau permettent de transformer un produit scalaire dans un espace de grande dimension, ce qui est coûteux, en une simple évaluation ponctuelle d'une fonction. Cette technique est connue sous le nom de *kernel trick*.

Le *kernel trick* On applique aux vecteurs d'entrée x une transformation non-linéaire ϕ . L'espace d'arrivée $\phi(X)$ est appelé espace de redescription. Dans cet espace, on cherche alors l'hyperplan

$$h(x) = w^T \phi(x) + w_0 \quad (4.16)$$

qui vérifie $l_k h(x_k) > 0$, pour tous les points x_k de l'ensemble d'apprentissage, c'est-à-dire l'hyperplan séparateur dans l'espace de redescription.

On aboutit au problème d'optimisation suivant : maximiser $L(\alpha)$ avec

$$L(\alpha) = \sum_{k=1}^p \alpha_k - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j l_i l_j \phi(x_i)^T \phi(x_j) \quad (3) \quad (4.17)$$

sachant $\alpha_i \geq 0$, et $\sum_{k=1}^p \alpha_k l_k = 0$

Cette formulation implique un produit scalaire entre vecteurs dans l'espace de redescription, de dimension élevée, ce qui est coûteux en termes de calculs. Pour résoudre ce problème, on utilise le *kernel trick* qui consiste à utiliser une fonction « noyau » qui vérifie :

$$K(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \cdot \phi(x_j) \quad (4.18)$$

d'où l'expression de l'hyperplan séparateur en fonction de la fonction « noyau » :

$$h(x) = \sum_{k=1}^p \alpha_k^* l_k K(x_k, x) + w_0 \quad (4.19)$$

L'intérêt de la fonction « noyau » est double :

- Le calcul se fait dans l'espace d'origine, ceci est beaucoup moins coûteux qu'un produit scalaire en grande dimension.
- La transformation ϕ n'a pas besoin d'être connue explicitement, seule la fonction « noyau » intervient dans les calculs. On peut donc envisager des transformations complexes, et même des espaces de redescription de dimension infinie.

Choix de la fonction « noyau » En pratique, on ne connaît pas la transformation ϕ , on construit plutôt directement une fonction « noyau ». Celle-ci doit respecter certaines conditions, elle doit correspondre à un produit scalaire dans un espace de grande dimension. Le théorème de **Mercer**

(1909) explicite les conditions que K doit satisfaire pour être une fonction « noyau » : elle doit être symétrique, semi-définie positive.

L'exemple le plus simple de fonction « noyau » est le noyau linéaire :

$$K(x_i, x_j) = x_i^T \cdot x_j \quad (4.20)$$

On se ramène donc au cas d'un classifieur linéaire, sans changement d'espace. L'approche par *kernel trick* généralise ainsi l'approche linéaire. Le noyau linéaire est parfois employé pour évaluer la difficulté d'un problème.

Des noyaux usuels employés avec les SVM sont :

- le noyau polynomial $K(x_i, x_j) = (x_i^T \cdot x_j + 1)^d$,
- le noyau gaussien $K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}-\mathbf{y}\|^2}{2\sigma^2}\right)$

Cas multi-classe Plusieurs méthodes ont été proposées pour étendre le principe présenté précédemment au cas où plus de deux classes sont à séparer. Ces schémas sont applicables à tout classifieur binaire, et ne sont donc pas spécifiques aux SVM. Les deux méthodes plus connues sont appelées one-versus-all et one-versus-one. Formellement, les échantillons d'apprentissage et de test peuvent ici être classés dans M classes $\{C_1, C_2, \dots, C_M\}$.

- La méthode one-versus-all consiste à construire M classifieurs binaires en attribuant le label 1 aux échantillons de l'une des classes et le label -1 à toutes les autres. En phase de test, le classifieur donnant la valeur de confiance (*i.e.* la marge) la plus élevée remporte le vote.
- La méthode one-versus-one consiste à construire $M(M-1)/2$ classifieurs binaires en confrontant chacune des M classes. En phase de test, l'échantillon à classer est analysé par chaque classifieur et un vote majoritaire permet de déterminer sa classe. Il peut exister une ambiguïté dans le résultat du comptage, s'il n'existe pas de vote majoritaire.

Une généralisation de ces méthodes a été proposée en 1995 sous le nom d'ECOC (*Dietterich and Bakiri, 1995*), consistant à représenter les ensembles de classifieurs binaires comme des codes sur lesquels peuvent être appliqués les techniques de correction d'erreur.

Ces méthodes souffrent de deux défauts. Dans la version one-versus-all, rien n'indique que les valeurs du résultat de classification des M classifieurs soient comparables (pas de normalisation, donc possibles problèmes d'échelle). De plus, le problème n'est plus équilibré.

4.1.4 Motivations de la solution algorithmique retenue

Les paramètres de Hillas constituent une technique qui a largement fait ses preuves jusque maintenant dans le domaine de l'astronomie gamma mais cette méthode s'avère par certains aspects trop rigide. En effet, la sélection se fait sur des seuillages de certains paramètres spécifiques. On peut alors se demander si les techniques bien connues de reconnaissance des formes ne peuvent pas accomplir une classification plus juste dans ce domaine.

L'apprentissage non supervisé consiste à cibler les attributs disponibles afin de classer les données en groupes homogènes d'exemples. Le risque de ce type de classification est d'être confronté à des ensembles de données trop « proches » pour être discriminés de cette façon. Dans le cadre de notre étude, il est difficile de prendre une décision sur la caractéristique de la signature des particules d'autant qu'on ne dispose pas d'informations sur l'énergie ou la distance d'impact par rapport au télescope. Ceci renforce les confusions possibles entre les différents types de particules.

Dans le cadre de l'apprentissage supervisé, nous avons pu voir différentes techniques qui pourraient être étudiées. D'une part, la classification bayésienne présente l'inconvénient que les densités de probabilités sont en général difficiles à estimer. D'autre part, les k-PPV dont l'inconvénient réside dans le choix de la distance à utiliser pour la classification. Le risque résultant est de se trouver face à des données réparties de façon homogène et, par le fait, difficilement séparables. Les arbres de décision nécessitent, pour leur part, une bonne connaissance des attributs des classes à discriminer. Ceci n'est malheureusement pas notre cas du fait de la variabilité des données due à la complexité de

notre problème. Les réseaux de neurones et les SVM sont à ce jour deux techniques de classification souvent rivales. Elles paraissent toutes deux aussi qualifiées pour notre cas spécifique (problème non-linéairement séparable et complexe).

Les réseaux de neurones sont cependant intéressants du fait de leur parallélisme intrinsèque. En effet, notre système de reconnaissance des formes devant être porté sur cible FPGA, ils sont de bons candidats pour l'implantation matérielle. Du reste, de nombreuses expériences en physique ont déjà tiré profit des performances de tels réseaux (*Denby, 1999*) afin de réaliser des triggers. Les natures de ces expériences sont certes très différentes mais les objectifs sont finalement assez semblables et les réseaux de neurones ont montré un réel progrès en termes de classification.

C'est donc assez naturellement que l'approche neuronale a été choisie dans la thèse afin d'évaluer les performances en termes de reconnaissance tout en garantissant une implantation matérielle relativement aisée. Néanmoins, ce type d'approche n'est rarement basée que sur l'utilisation d'un unique réseau de neurones travaillant directement sur les données. La « malédiction de la dimensionnalité » (*Bellman, 1961*) impose généralement de réduire la dimension de l'espace d'entrée du réseau de neurones. En effet, la quantité de données disponibles pour exécuter l'apprentissage n'est pas suffisante pour garantir une classification fiable des exemples et ceci peut mener le réseau de neurones à une incapacité à généraliser le résultat de son apprentissage et donc une mauvaise classification par la suite. Ceci conduit donc à envisager l'ajout d'un étage de prétraitement dans la chaîne de décision destiné à réduire la dimensionnalité du problème et soulager le réseau de neurones dans sa tâche de classifieur. Concrètement, le prétraitement idéal doit permettre de sélectionner les caractéristiques pertinentes des images afin de réduire le nombre d'entrées qui alimenteront le réseau de neurones.

La structure de la solution neuronale élaborée est présentée à la figure 4.4 :

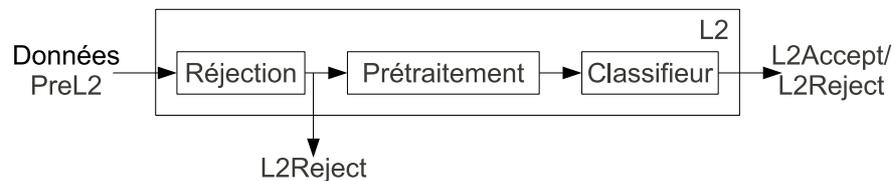


FIGURE 4.4 – Schéma général du trigger de niveau 2 proposé

- Une étape de réjection des données est effectuée afin d'éliminer les événements estimés trop petits pour pouvoir être discriminés.
- Une étape de prétraitement consiste à réduire la taille de l'espace d'entrée du classifieur tout en ne fournissant que les principales caractéristiques de l'image et non l'image complète.
- Une étape de classification discrimine les signatures de particules.

4.2 La solution retenue pour le trigger de niveau 2

Dans cette section, nous allons discuter des différents éléments constitutifs de la solution que nous avons retenue pour le trigger de niveau 2 de HESS-II. Cette solution repose sur 3 étapes : la réjection, le prétraitement des données et le classifieur neuronal.

4.2.1 L'étape de réjection

Cette étape est nécessaire avant de passer au prétraitement. Elle permet de s'assurer que l'information contenue dans les images est vraiment pertinente au sens de la discrimination des événements.

4.2.1.1 Débruitage des images

Afin de ne traiter que l'information intéressante dans les images, les images ont été débruitées. Ce traitement consiste simplement à supprimer les pixels isolés au sein de l'image de manière à ne focaliser que sur la signature de la particule. En effet, les pixels isolés peuvent, le plus souvent, être considérés comme du bruit.

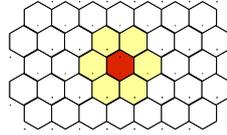


FIGURE 4.5 – Schéma du voisinage de images issues de HESS-II.

Pour procéder à ce débruitage, un masque de voisinage 6 a été appliqué dû à la topologie des images en nid d'abeille. L'algorithme utilisé a consisté à balayer l'intégralité de l'image, et pour chaque pixel, le voisinage a été testé. Dans le cas de illustré à la figure 4.5, le pixel rouge est considéré comme le pixel central, seuls les pixels jaunes seront testés. Le fonctionnement est le suivant : si un pixel donné est actif mais son voisinage sur le masque ne l'est pas, il est désactivé, *i.e.* mis à zéro. De la même façon, si au moins un des pixels du voisinage s'avère être actif, le pixel central est conservé dans son état d'origine.

4.2.1.2 Réjection sur la taille

La résolution de l'image ne permet pas de reconnaître toutes les signatures des particules. Ainsi si le cluster principal de la signature de particule s'avère être trop petit donc non reconnaissable, l'image correspondante est d'emblée rejetée. Il a donc été décidé de rejeter les images correspondants à une signature de particule trop petite et donc inutilisable.

D'une façon intuitive, nous avons fixé la taille minimum du cluster principal à 4 pixels. On peut déterminer dans le tableau 4.1 le nombre de formes éligibles selon la taille du cluster en tenant compte des invariances par rotation ou translation. Ce tableau a été réalisé d'une façon théorique en ne tenant compte que de la structure du maillage de l'image. Nous pouvons constater que la diversité des formes pour des tailles de cluster de 2 ou 3 pixels est restreinte donc il est difficile de prendre une décision sur ces clusters. A partir de 4 pixels, on suppose que nous disposerons de suffisamment de formes différentes pour pouvoir discriminer les particules de façon efficace. Ce qui signifie que toute signature de particule dont la taille du cluster principal est strictement inférieure à 4 pixels sera rejetée immédiatement.

TABLE 4.1 – Nombre de formes théorique en fonction de la taille du cluster

Taille du cluster	Nombre de formes
2	1
3	4
4	11

4.2.2 L'étape de prétraitement : solutions envisagées

Afin de réaliser une classification efficace des évènements, il est nécessaire de mettre en évidence certaines caractéristiques des particules. Ces procédés sont de nature différente mais ont tous la même vocation : réduire la taille des données en entrée du classifieur tout en ne conservant que les informations pertinentes des images. Dans cette optique, plusieurs solutions ont été envisagées en termes de prétraitement des données. Tout d'abord, une solution presque naïve reposant sur l'isolation des régions d'intérêt a été envisagée. D'autres approches ont été suivies permettant de prendre en considération les propriétés intrinsèques des images et la nature du problème. Par exemple, la

position des signatures dans l'image n'est pas importante. Seules la taille et la forme de ces signatures peut contenir une information intéressante. Il est donc important de pouvoir concevoir un prétraitement ayant des propriétés d'invariance en translation ainsi qu'en rotation. L'invariance par échelle n'est, en revanche, pas souhaitée.

Première approche

4.2.2.1 Isolation d'une région d'intérêt

Cette première approche a consisté à isoler une région de l'image qui soit représentative de l'évènement qu'elle contient afin de réduire la dimension d'entrée de l'algorithme de classification. Cette solution peut être qualifiée de naïve en raison de sa simplicité : elle consiste à focaliser le classifieur sur la région d'intérêt de l'image sans réaliser de transformations complexes.

Principe Pour chaque évènement, on calcule les histogrammes selon les axes horizontal et vertical puis on détermine le cluster principal et on l'isole dans une région de taille prédéterminée statistiquement. Il est alors centré dans la fenêtre. Nous introduisons ainsi une invariance par translation.

Détermination de la taille de la fenêtre de travail Après avoir effectué des mesures sur les bases d'images simulées provenant du CEA, il a été constaté que la taille de la fenêtre servant à isoler la région d'intérêt est assez petite. Les figures 4.6 à 4.9 indiquent le nombre de signatures de particules contenues dans une fenêtre de taille $X \times Y$. L'axe des abscisses correspond à la largeur de l'image (limitée à 48 pixels), l'axe des ordonnées à la hauteur de l'image (limitée à 52 pixels) et la cote au nombre d'image normalisé. D'après les figures 4.6, 4.7 et 4.8, si on regarde chaque classe séparément, on peut voir que plus de 99% des gammas, environ 96% des muons et plus de 98% des protons peuvent être contenus dans une fenêtre de 21×21 pixels. La figure 4.9 confirme l'hypothèse selon laquelle une fenêtre de taille 21×21 pixels est suffisante pour l'extraction de région d'intérêt quand on traite les données simulées dans leur globalité.

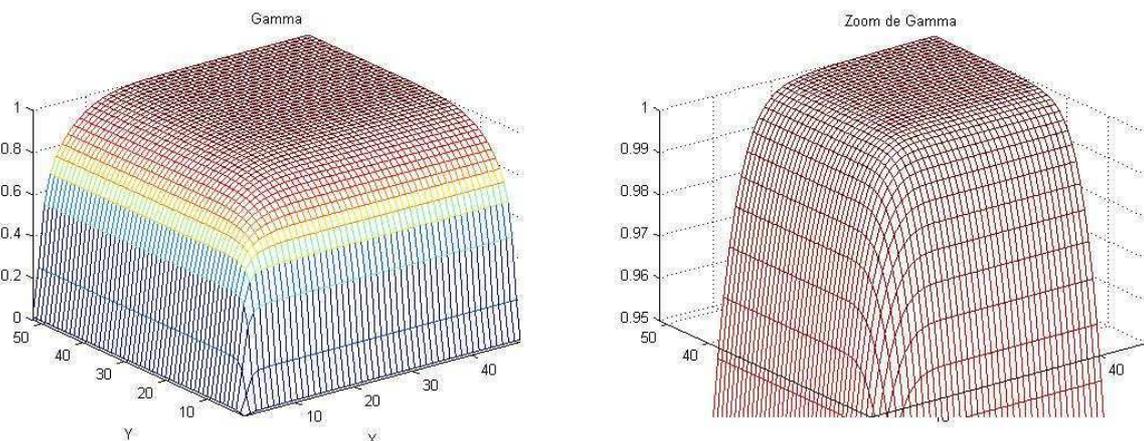


FIGURE 4.6 – Statistiques sur la taille des signatures - gamma

La procédure qui va être suivie pour ce prétraitement est donc la suivante :

- Isoler le cluster le plus gros de l'image,
- Le centrer en tenant compte de la topologie de l'image,
- Le positionner dans une imagerie de taille 21×21 pixels.

Par la suite, cette imagerie contenant la région d'intérêt sera fournie en entrée du classifieur.

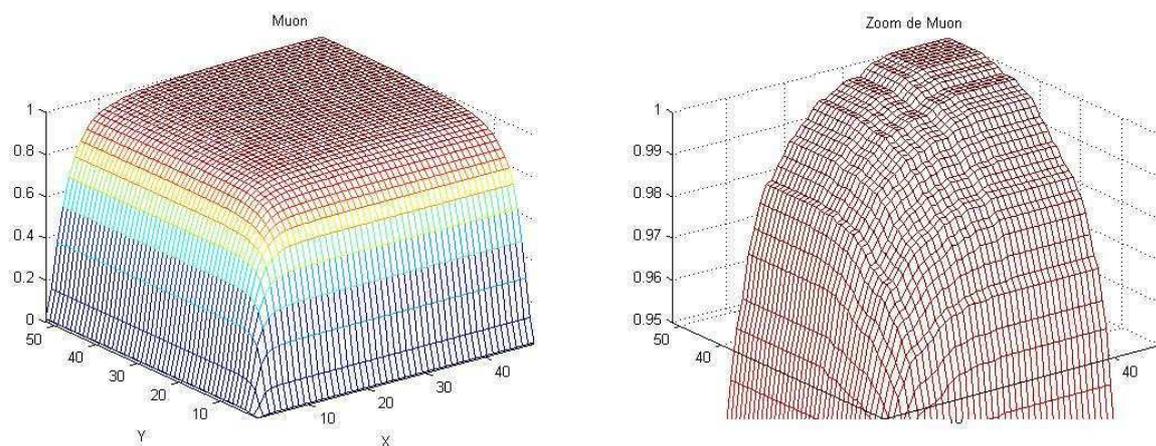


FIGURE 4.7 – Statistiques sur la taille des signatures - muon

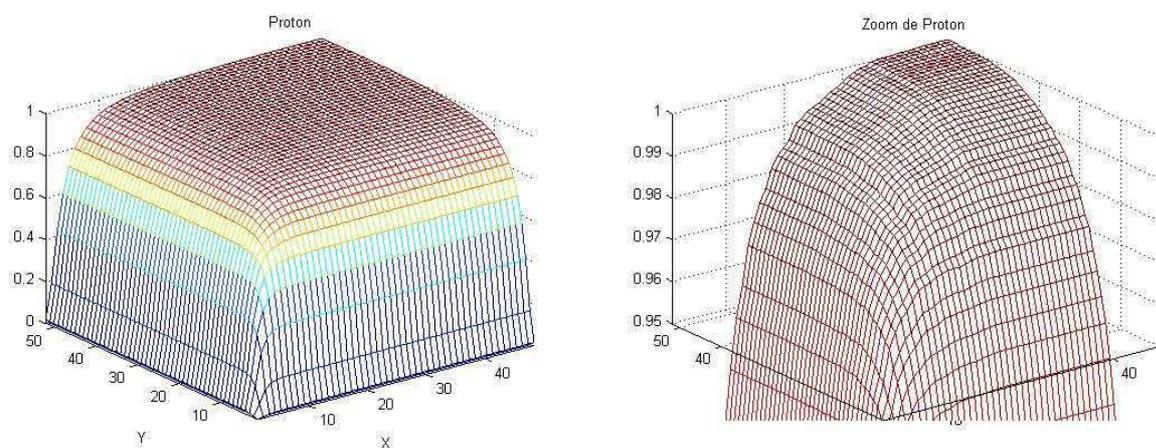


FIGURE 4.8 – Statistiques sur la taille des signatures - proton

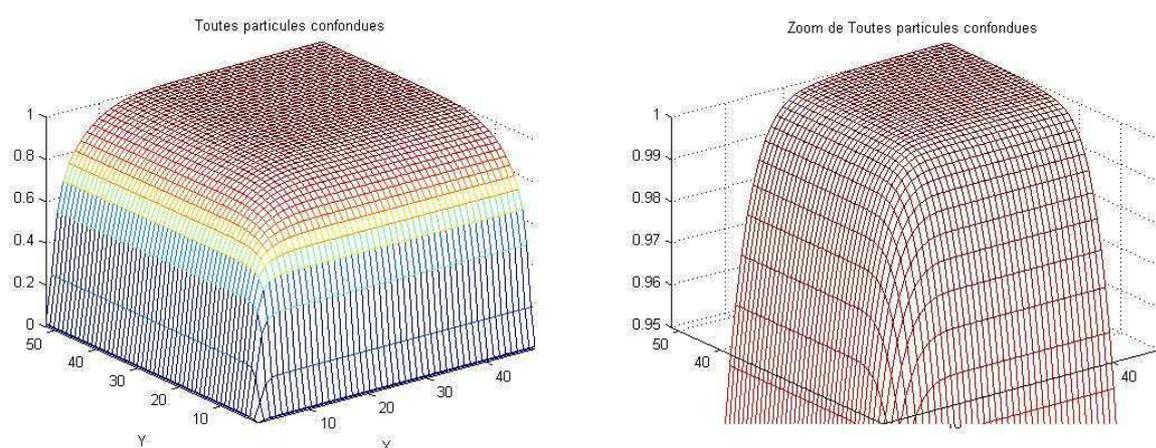


FIGURE 4.9 – Statistiques sur la taille des signatures - toutes particules confondues

Seconde approche : utilisation des moments

La seconde approche suivie dans la thèse a été de considérer les propriétés de l'image et de disposer d'outils permettant de condenser l'information disponible en une information plus exploitable.

Les moments sont généralement utilisés dans les applications de traitement d'images et permettent d'extraire des propriétés intéressantes des images. De plus, ils permettent de mettre en exergue des propriétés d'invariance géométrique, ce qui s'avère être compatible avec la problématique de la thèse. Dans cette thèse, deux types de moments ont été étudiés et considérés comme des candidats potentiels pour le prétraitement : les moments de Hu et les moments de Zernike.

4.2.2.2 Moments de Hu

Les moments de **Hu** (1962) sont invariants par translation, rotation et échelle. Ils sont calculés à partir des moments géométriques centrés normalisés d'ordre 3 au plus. Les moments géométriques centrés d'ordre (p, q) s'expriment de la façon suivante :

$$\mu_{p,q} = \sum_x \sum_y (x - x_0)^p (y - y_0)^q I(x, y) \quad (4.21)$$

avec (x_0, y_0) les coordonnées du centre de l'image, $I(x, y)$ la valeur du pixel au point de coordonnées (x, y) . Les moments de Hu s'expriment de la façon suivante :

$$\begin{aligned} \Phi_1 &= \mu_{2,0} + \mu_{0,2} \\ \Phi_2 &= (\mu_{2,0} - \mu_{0,2})^2 + 4\mu_{1,1}^2 \\ \Phi_3 &= (\mu_{3,0} - 3\mu_{1,2})^2 + (3\mu_{2,1} - \mu_{0,3})^2 \\ \Phi_4 &= (\mu_{3,0} + \mu_{1,2})^2 + (\mu_{2,1} + \mu_{0,3})^2 \\ \Phi_5 &= (\mu_{3,0} - 3\mu_{1,2})(\mu_{3,0} + \mu_{1,2})[(\mu_{3,0} + \mu_{1,2})^2 - 3(\mu_{2,1} + \mu_{0,3})^2] + \\ &\quad (3\mu_{2,1} - \mu_{0,3})(\mu_{2,1} + \mu_{0,3})[3(\mu_{3,0} + \mu_{1,2})^2 - (\mu_{2,1} + \mu_{0,3})^2] \\ \Phi_6 &= (\mu_{2,0} - \mu_{0,2})[(\mu_{3,0} + \mu_{1,2})^2 - (\mu_{2,1} + \mu_{0,3})^2] + \\ &\quad 4\mu_{1,1}(\mu_{3,0} + \mu_{1,2})(\mu_{2,1} + \mu_{0,3}) \\ \Phi_7 &= (\mu_{3,0} + \mu_{1,2})(\mu_{3,0} + \mu_{1,2})[(\mu_{3,0} + \mu_{1,2})^2 - 3(\mu_{2,1} + \mu_{0,3})^2] - \\ &\quad (\mu_{3,0} - 3\mu_{1,2})(\mu_{2,1} + \mu_{0,3})[3(\mu_{3,0} + \mu_{1,2})^2 - (\mu_{2,1} + \mu_{0,3})^2] \end{aligned}$$

4.2.2.3 Moments de Zernike

Les moments de Zernike, introduits par **Teague** (1980), sont basés sur des fonctions orthogonales appelées polynômes de **Zernike** (1934).

Généralités Le noyau de ces moments de Zernike est constitué des polynômes orthogonaux de Zernike définis à partir des coordonnées polaires de l'intérieur d'un cercle unitaire. Le moment de Zernike d'ordre p et de répétition q de la fonction image f est défini de la façon suivante :

$$Z_{pq} = \frac{(p+1)}{\pi} \int_0^{2\pi} \int_0^1 V_{pq}^*(r, \theta) f(r, \theta) r dr d\theta \quad \text{avec } r < 1 \quad (4.22)$$

p est un entier positif, q un entier tel que $p - |q|$ est pair et $|q| \leq p$ et * indique le complexe conjugué.

Si N est le nombre de pixels sur chaque axe de l'image alors on peut réécrire l'équation 4.22 sous la forme d'une somme discrète :

$$Z_{pq} = \frac{(p+1)}{\pi(N-1)} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N V_{pq}^*(r, \theta) f(x, y) \quad \text{avec } r = \frac{(x^2 + y^2)^{1/2}}{N} \quad \text{et } \theta = \tan(y/x) \quad (4.23)$$

Polynômes de Zernike Les polynômes de Zernike V_{pq} d'ordre p sont fonction des coordonnées polaires r et θ :

$$V_{pq}(r, \theta) = R_{pq}(r) e^{iq\theta} \quad (4.24)$$

$R_{pq}(r)$ est la valeur réelle du polynôme radial :

$$R_{pq}(r) = \sum_{s=0}^{(p-|q|)/2} (-1)^s \frac{(p-s)!}{s! \left(\frac{p-2s+|q|}{2}\right)! \left(\frac{p-2s-|q|}{2}\right)!} r^{p-2s} \quad (4.25)$$

On peut dégager les propriétés suivantes des polynômes radiaux de Zernike :

- $R_{pq}(1) = 1$
- $R_{pp}(r) = r^p$
- $R_{2p,0}(r) = P_p(2r^2 - 1)$ avec P_p polynôme de Legendre d'ordre p .

Les polynômes de Zernike (équation 4.25) peuvent être réécrits de la façon suivante :

$$R_{pq}(r) = \sum_{k=q, p-|k|=even}^p B_{pqk} r^k \text{ avec } B_{pqk} = (-1)^{(p-k)/2} \frac{\left(\frac{p+k}{2}\right)!}{\left(\frac{p-k}{2}\right)! \left(\frac{k+|q|}{2}\right)! \left(\frac{k-|q|}{2}\right)!} \quad (4.26)$$

Les expressions des polynômes de Zernike $R_{pq}(r)$ sont données dans le tableau 4.2 :

TABLE 4.2 – Polynômes de Zernike d'ordre 12 au plus

q \ p	0	1	2	3	4	5	6				
	1	-	$2r^2 - 1$	-	$6r^4 - 6r^2 + 1$	-	$20r^6 - 30r^4 + 12r^2 - 1$				
1	-	r	-	$3r^3 - 2r$	-	$10r^5 - 12r^3 + 3r$	-				
2	-	-	r^2	-	$4r^4 - 3r^2$	-	$15r^6 - 20r^4 + 6r^2$				
3	-	-	-	r^3	-	$5r^5 - 4r^3$	-				
4	-	-	-	-	r^4	-	$6r^6 - 5r^4$				
5	-	-	-	-	-	r^5	-				
6	-	-	-	-	-	-	r^6				
q \ p	7			8			9				
	-			$70r^8 - 140r^6 + 90r^4 - 20r^2 + 1$			-				
1	$35r^7 - 60r^5 + 30r^3 - 4r$			-			$126r^9 - 280r^7 + 210r^5 - 240r^3 + 5r$				
2	-			$56r^8 - 105r^6 + 60r^4 - 10r^2$			-				
3	$21r^7 - 30r^5 + 10r^3$			-			$84r^9 - 168r^7 + 105r^5 - 20r^3$				
4	-			$28r^8 - 42r^6 + 15r^4$			-				
5	$7r^7 - 6r^5$			-			$36r^9 - 56r^7 + 21r^5$				
6	-			$8r^8 - 7r^6$			-				
7	r^7			-			$9r^9 - 8r^7$				
8	-			r^8			-				
9	-			-			r^9				
q \ p	10					11					
	$252r^{10} - 630r^8 + 560r^6 - 210r^4 + 30r^2 - 1$					-					
1	-					$462r^{11} - 1260r^9 + 1260r^7 - 560r^5 + 105r^3 - 6r$					
2	$210r^{10} - 504r^8 + 420r^6 - 140r^4 + 15r^2$					-					
3	-					$330r^{11} - 840r^9 + 756r^7 - 280r^5 + 35r^3$					
4	$120r^{10} - 252r^8 + 168r^6 - 35r^4$					-					
5	-					$165r^{11} - 360r^9 + 252r^7 - 56r^5$					
6	$45r^{10} - 72r^8 + 28r^6$					-					
7	-					$55r^{11} - 90r^9 + 36r^7$					
8	$10r^{10} - 9r^8$					-					
9	-					$11r^{11} - 10r^9$					
10	r^{10}					-					
11	-					r^{11}					
q \ p	12										
	$924r^{12} - 2772r^{10} + 3150r^8 - 1680r^6 + 420r^4 - 42r^2 + 1$										
1	-										
2	$792r^{12} - 2310r^{10} + 2520r^8 - 1260r^6 + 280r^4 - 21r^2$										
3	-										
4	$495r^{12} - 1320r^{10} + 1260r^8 - 504r^6 + 70r^4$										
5	-										
6	$220r^{12} - 495r^{10} + 360r^8 - 84r^6$										
7	-										
8	$66r^{12} - 110r^{10} + 45r^8$										
9	-										
10	$12r^{12} - 11r^{10}$										
11	-										
12	r^{12}										

Application des moments de Zernike à notre problème Les moments de Zernike sont de très puissants descripteurs d'image. Ils fonctionnent de la façon suivante : plus l'ordre des moments de Zernike est élevé plus on aura de détails sur l'information contenue dans l'image en question. Ainsi dans certains cas où les images sont riches en information, il est nécessaire de calculer les moments de Zernike jusqu'à des ordres élevés afin de conserver une information significative. Or dans notre cas, les images ont une faible résolution, de plus elles ne sont constituées que de niveaux de gris (0, 1 et 2) qui représentent les niveaux d'énergie de la signature de la particule initiale. Par conséquent on peut supposer que l'ordre nécessaire à une représentation fiable de nos images ne sera pas élevé. Nous verrons par la suite que nous avons tout de même testé différents ordres maximaux afin de vérifier leur influence sur les taux de reconnaissance obtenus en sortie du réseau de neurones.

Troisième approche : caractéristiques sur la forme

4.2.2.4 Paramètres de Hillas

Les paramètres de Hillas tels qu'ils sont décrits dans la sous-section 4.1.1 ont été utilisés comme prétraitements. Deux configurations notables ont été testées sur les recommandations du CEA : (i) les paramètres de Hillas tels quels, (ii) les paramètres de Hillas modifiés.

La première configuration fournira alors 6 paramètres : le centre de gravité CoG , la demi-longueur L de l'image, la demi-largeur W de l'image, la surface S de l'image, l'amplitude totale A de l'image, l'angle α ; tandis que la seconde en donnera 5 : CoG , $\frac{L}{W}$, $\frac{L}{S}$, A , α .

4.2.2.5 Paramètres d'ellipse déduits des moments de Zernike

Les paramètres d'une ellipse peuvent être calculés à partir des moments de Zernike jusqu'à l'ordre 2 (*Mukundan and Ramakrishnan, 1998*). L'ellipse est définie par 4 paramètres :

- L : la demi-longueur du grand axe,
- l : la demi-longueur du petit axe,
- (x_0, y_0) : les coordonnées du centre de l'ellipse,
- λ : l'angle réalisé entre le grand axe et l'axe des abscisses.

Pour calculer ces différents paramètres, il faut se baser sur les moments de Zernike jusqu'à l'ordre 2.

$$Z_{00} = Ll \quad (4.27)$$

$$Z_{11} = 2Ll(x_0 - iy_0) \quad (4.28)$$

$$Z_{20} = 3Ll \left(\frac{L^2 + l^2}{2} + x_0^2 + y_0^2 - 1 \right) \quad (4.29)$$

$$Z_{22} = 3Ll \left(\frac{(L^2 - l^2)(\cos \lambda - i \sin \lambda)^2}{4} + (x_0 - iy_0)^2 \right) \quad (4.30)$$

Ces équations sont déduites des moments de Zernike calculés sur l'image représentant une ellipse pleine sur un fond de niveau de gris 0. En les résolvant, on obtient ainsi les paramètres de l'ellipse tels que le centre de gravité, la longueur du grand axe et celle du petit axe et l'angle λ .

Quatrième approche : utilisation des méthodes statistiques

4.2.2.6 Analyse en Composantes Principales

L'analyse en composantes principales (ACP) est une des plus anciennes techniques d'analyse statistiques. Elle a été développée pour l'étude d'échantillons d'individus caractérisés par différents facteurs. La méthode est donc adaptée à l'analyse des données multidimensionnelles : en effet, l'étude séparée de chaque facteur ne suffit pas en général car elle ne permet pas de détecter d'éventuelles dépendances entre facteurs.

Principe Dans l'ACP, on considère une matrice de données dont on cherche à réduire le nombre d'exemples. Cette matrice notée M_c est constituée de p exemples de q valeurs. Dans notre cas, p correspond à la taille des images (2048 pixels) que nous souhaitons minimiser et q au nombre d'images. Les données sont centrées au préalable. On calcule la matrice de covariance C_x :

$$C_x = M_c M_c^T \quad (4.31)$$

La décomposition en valeurs propres de la matrice de covariance nous donnera une matrice Λ diagonale des valeurs propres. Celle-ci sont classées par ordre décroissant. Pour représenter les caractéristiques des images, on va utiliser seulement les premières valeurs propres. Ce qui revient à

utiliser la matrice réduite Λ . La reconstruction des données selon le nouvel espace vectoriel réduit se fait de la façon suivante :

$$X = M_c V \tag{4.32}$$

avec M_c les données dans l'espace vectoriel d'origine et V la matrice des vecteurs propres associés aux valeurs propres Λ .

L'ACP nous fournira une matrice qui nous permettra d'exprimer les images selon les vecteurs caractéristiques des données. On obtient ainsi une représentation réduite des images caractérisée par leurs composantes principales.

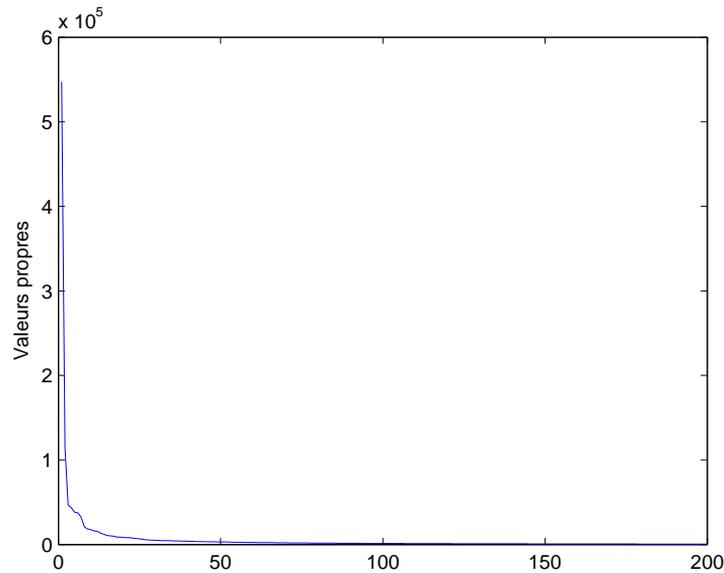


FIGURE 4.10 – ACP sur les images simulées.

ACP appliquée aux images La figure 4.10 représente l'allure générale des valeurs propres calculées sur les images simulées. L'axe des abscisses correspond au numéro des valeurs propres après avoir appliqué un tri décroissant. Le graphe couvrant de trop grandes valeurs, la zone intéressante a été mise en évidence afin de déterminer le nombre maximum de valeurs propres à retenir pour notre application (cf. figure 4.11).

Dans le tableau 4.3, sont résumés les nombres de valeurs propres que nous avons retenus. On notera que les valeurs propres calculées vont de 547297,85 à 0.

TABLE 4.3 – Valeurs propres pertinentes

Nombre de valeurs propres maximum	Valeur propre minimum correspondante
8	20908
18	8906
21	8087
27	5541
32	4660
36	4129
40	3769

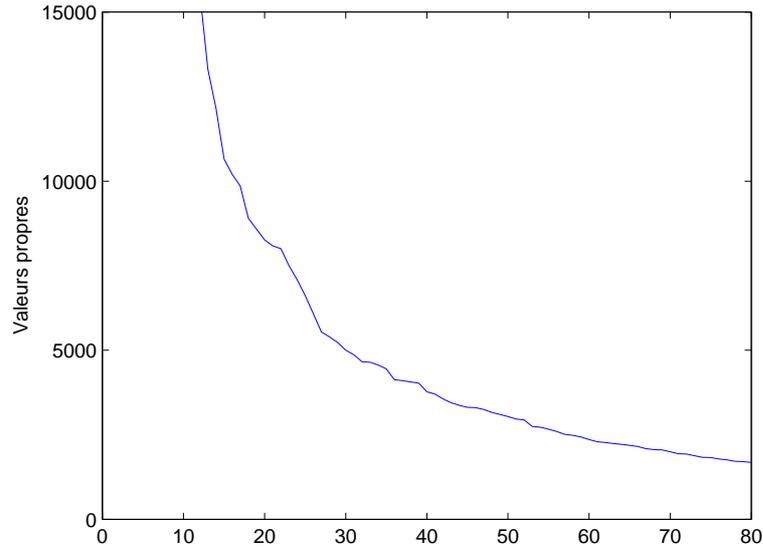


FIGURE 4.11 – ACP sur les images simulées - zoom sur la zone d'intérêt.

4.2.3 Choix du classifieur neuronal

Le réseau de neurones que nous avons utilisé dans le cadre de cette thèse est le Perceptron MultiCouche (PMC). C'est un des réseaux de neurones les plus populaires et très simple à mettre en œuvre. Il faut noter qu'un PMC doté d'une couche cachée est théoriquement capable de résoudre tous les problèmes de classification à condition que le nombre d'exemples nécessaires à son apprentissage soit suffisant.

4.2.3.1 Paramètres du réseau de neurones

Le réseau de neurones est alimenté par la sortie de l'étage précédent dans la chaîne de décision : le prétraitement. Par conséquent, le nombre d'entrées du PMC dépend du prétraitement en amont. Par exemple, si le prétraitement en amont est constitué de l'algorithme calculant les paramètres de Hillas, le réseau de neurones possédera 5 entrées. En revanche, si le prétraitement est basé sur l'évaluation des moments de Zernike, 25 entrées seront nécessaires si le calcul des moments de Zernike nécessite d'aller jusqu'à l'ordre 8.

Bien entendu, le nombre de neurones sur la couche cachée variera aussi en fonction de la complexité du problème et donc indirectement du type de prétraitement retenu. Dans le problème du trigger de niveau 2, 3 types de particules sont à classifier. Il a donc été choisi de considérer un réseau de neurones à trois sorties. Chaque neurone de sortie correspond à une des classes à discriminer, gamma, muon ou proton. Les sorties auront une fonction d'activation de type tangente hyperbolique à valeurs dans $] -1, 1[$.

Le tableau 4.4 récapitule les différents types de prétraitements envisagés et les configurations des réseaux de neurones qui en résultent. Le choix du nombre de neurones sur la couche cachée s'est porté sur deux fois le nombre d'entrées du réseau de neurones plus ou moins 25%. Afin de garantir un bon apprentissage du réseau de neurones, il est nécessaire que le nombre d'événements constituant la base d'apprentissage soit grand devant le nombre de paramètres du réseau de neurones concerné, sachant que ce dernier est égal à $I \times H \times O$ avec I correspondant au nombre d'entrées, H au nombre de neurones sur la couche cachée et O au nombre de neurones de sortie (*Haykin, 1998*).

TABLE 4.4 – Paramètres du PMC en fonction du prétraitement.

Prétraitements	Nombre d'entrées	Nombres de neurones sur la couche cachée	Nombre de paramètres
Région d'intérêt centrée	441	200	264600
		300	396900
		400	529200
Hillas1	6	9	162
		12	216
		15	270
Hillas2	5	8	120
		10	150
		12	180
Moments de Hu	7	11	231
		14	294
		17	357
Moments de Zernike ordre 6	16	24	1152
		32	1536
		40	1920
Moments de Zernike ordre 8	25	38	2850
		50	3750
		62	4650
Moments de Zernike ordre 10	36	54	5834
		72	4650
		90	7776
Moments de Zernike ordre 12	49	74	10878
		98	14406
		90	17934
Moments de Zernike ordre 14	64	96	18432
		128	24576
		160	30720
Ellipse calculée à partir de Zernike	4	6	72
		8	96
		10	120
ACP1	8	12	288
		16	384
		20	480
ACP2	18	27	1458
		36	1944
		45	2430

4.2.3.2 L'apprentissage du réseau de neurones

L'apprentissage des différents réseaux a été réalisé suivant l'algorithme de rétropropagation du gradient. Deux bases ont été considérées pour entraîner le réseau de neurones : une base d'apprentissage et une base de test. Les erreurs quadratiques moyennes sont calculées sur les deux ensembles (EQMA et EQMT respectivement). Le critère d'arrêt de l'apprentissage correspond à trouver un minimum global de l'erreur quadratique moyenne sur l'ensemble de test.

4.3 Constitution des bases pour l'apprentissage

Afin de tester les différents algorithmes, nous disposons de 212312 événements au total. Le détail de la répartition des événements sur les trois différentes classes est donné dans le tableau 4.5. Le lecteur peut constater que les données mises à disposition ne sont pas représentées de façon égale. Ceci complique fortement la problématique de la constitution des bases dans la mesure où la représentativité d'une classe par rapport à d'autres peut biaiser l'apprentissage.

TABLE 4.5 – Nombre d'évènements disponibles pour chaque type de particules

Type de particule	Nombre d'évènements
Gamma	196418
Muon	1834
Proton	14060

4.3.1 Des bases constituées de façon aléatoire

Une première solution consiste à choisir aléatoirement les éléments constitutifs des bases. Il a été envisagé d'élaborer des bases dites « équilibrées », c'est-à-dire constituées d'autant de particules de type gamma, que de muon et de proton. D'autre part, devant le déséquilibre des proportions de gammas, muons et protons disponibles, nous avons aussi essayé d'augmenter le nombre de représentants gammas et protons afin de mieux les représenter dans les bases. Dans ces dernières bases, le nombre de particules muons dans la base d'apprentissage et de test reste le même que dans la base dite « équilibrée » mais on a augmenté le nombre de gammas et de protons dans la même proportion. Le tableau 4.6 donne les nombres d'évènements qui constituent les bases d'apprentissage et de test qui ont permis de déterminer les poids des réseaux de neurones étudiés.

TABLE 4.6 – Nombre d'évènements disponibles dans chacune des bases

Intitulé de la base	Base d'apprentissage			Base de test associée		
	Gammas	Muons	Protons	Gammas	Muons	Protons
1200GMP	1200	1200	1200	634	634	634
3600GP	3600	1200	3600	1902	634	1902
9000GP	9000	1200	9000	4755	634	4755

4.3.2 Analyse des données : le qtelbg

Outre la sélection aléatoire sur les images disponibles, nous nous sommes proposés de faire une étude rapide de l'ensemble de ces images afin d'essayer de constituer une base d'apprentissage optimale. En effet, on sait que la base d'apprentissage est fondamentale pour effectuer une classification fiable qui permettra au réseau de neurones de généraliser un problème. La pertinence du contenu dépend, entre autres, de la taille de cette base : si celle-ci est trop petite, on obtiendra un résultat potentiellement inintéressant car le réseau de neurones ne pourra pas généraliser. D'autre part, si elle est trop importante, il y a un risque de minimiser l'erreur apparente au détriment de l'erreur réelle (sur-apprentissage) ce qui entraîne une complexification néfaste du problème.

Dans cette optique, nous nous sommes proposés d'explorer une sélection de données pour la base d'apprentissage : le quantifieur qtelbg.

Cet algorithme, développé par *Gosselin (2005)*, consiste à quantifier de manière indépendante les vecteurs attributs de chaque image, puis de quantifier l'ensemble des représentants de chaque image. Le but de cette étude est de distinguer les caractéristiques des images afin de définir une base pour la classification qui introduise le moins de redondance possible. Ainsi les distorsions qui existent entre les images d'une même classe sont mesurées. La distorsion correspond à une mesure de distance entre l'image et la classe à laquelle est est rattachée. Cette mesure de distorsion doit laisser apparaître des paliers caractéristiques de la présence d'une redondance dans la base pour certaines images.

La figure 4.12 présente le résultat obtenu de la mesure de distorsion sur l'intégralité des images disponibles. Malheureusement, aucun seuil ne se dégage de cette analyse. Par conséquent, les images à traiter sont uniformément réparties dans l'espace dans lequel elles sont représentées.

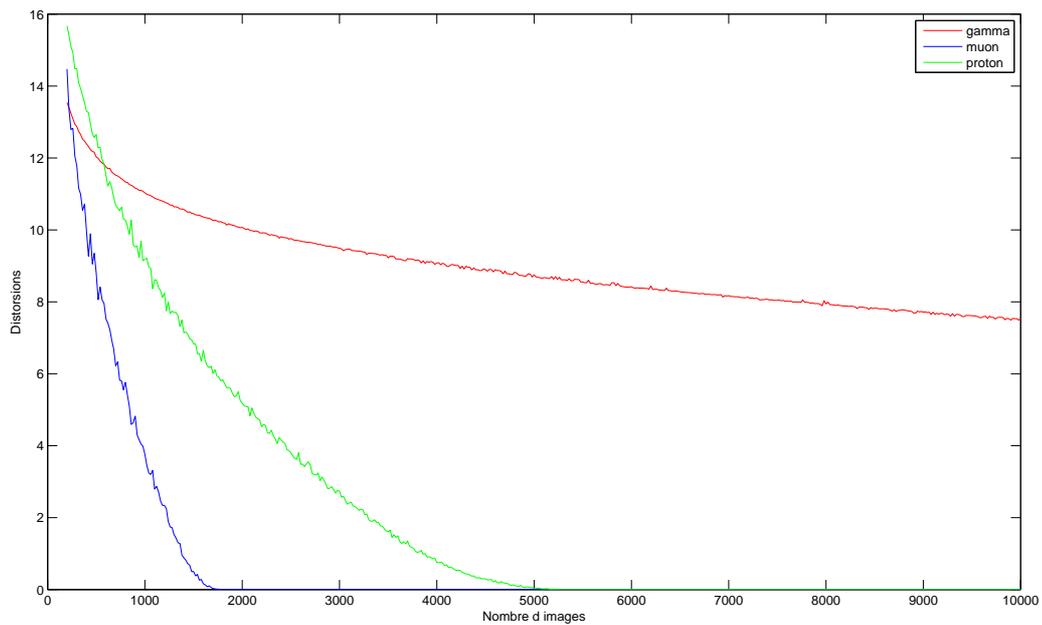


FIGURE 4.12 – Distorsions sur nos images

4.4 Résultats de la chaîne de décision

Les différentes configurations de réseau de neurones présentées dans le tableau 4.4 ont été simulées pour les bases 1200GMP, 3600GP et 9000GP constituées aléatoirement. Le tableau 4.7 indique les taux de reconnaissance obtenus par le seuillage sur les paramètres de Hillas sur l'intégralité des données disponibles.

TABLE 4.7 – Taux de reconnaissance obtenus avec les paramètres de Hillas.

Gammas reconnus	Muons reconnus	Protons reconnus
60%	56%	37%

4.4.1 Taux de reconnaissance pour un réseau de neurones à 3 sorties

Dans cette première partie de résultats, nous nous intéresserons aux résultats de classification obtenus pour des réseaux de neurones à 3 sorties. Les bases d'apprentissage et de test utilisées pour ces simulations sont celles décrites dans la section 4.3.1. Les tableaux de résultats 4.8, 4.9 et 4.10 donnent les taux de classification sur la base de test pour chaque classe, ainsi l'entête de colonne « X pour Y » signifie que le type de particule X est pris pour la particule de type Y. L'entête « H » correspond au nombre de neurones sur la couche cachée et informe donc sur la configuration du réseau de neurones utilisé. Ces tableaux permettent par ailleurs de pouvoir comparer les résultats de classification obtenus selon le prétraitement envisagé. Pour certains prétraitements, plusieurs configurations ont été envisagées, nous avons donc indiqué dans ces cas-là entre parenthèses soit le nombre d'entrées traitées (dans le cas des paramètres de Hillas et de l'ACP) soit l'ordre maximal (dans le cas des moments de Zernike). Enfin, les colonnes sur fond jaune permettent d'évaluer le taux de gammas reconnus en sortie du réseau de neurones et le taux de muons (resp. protons) pris pour gammas. Il suffit dans ce dernier cas de compléter la valeur indiquée à 1 pour obtenir le taux de réjection de muons (resp. protons).

4.4.1.1 Bases équilibrées

TABLE 4.8 – Taux de reconnaissance globaux pour une base d'apprentissage constituée aléatoirement de 1200 gammas, 1200 muons et 1200 protons.

Pré-traitement	H	gamma pour gamma	gamma pour muon	gamma pour proton	muon pour gamma	muon pour muon	muon pour proton	proton pour gamma	proton pour muon	proton pour proton
ROI	200	27%	23%	50%	14%	50%	36%	10%	31%	59%
	300	26%	20%	54%	13%	45%	42%	7%	24%	69%
	400	26%	26%	48%	12%	51%	37%	6%	35%	59%
Hillas1 (6)	9	71%	14%	16%	17%	54%	30%	17%	31%	51%
	12	70%	14%	16%	15%	57%	28%	15%	34%	52%
	15	70%	13%	17%	16%	57%	27%	17%	31%	52%
Hillas2 (5)	8	68%	19%	13%	16%	55%	29%	20%	38%	42%
	10	68%	19%	13%	18%	54%	28%	20%	37%	44%
	12	65%	21%	15%	15%	57%	28%	18%	38%	44%
Hu	11	67%	19%	15%	17%	53%	29%	18%	35%	46%
	14	68%	19%	14%	18%	54%	28%	19%	36%	45%
	17	66%	18%	16%	15%	53%	32%	18%	34%	48%
Zernike (6)	24	80%	7%	13%	10%	58%	32%	10%	35%	55%
	32	88%	5%	7%	15%	56%	29%	18%	36%	46%
	40	81%	8%	11%	11%	57%	32%	12%	36%	53%
Zernike (8)	38	78%	7%	15%	8%	56%	35%	9%	33%	57%
	50	80%	6%	14%	8%	59%	33%	10%	34%	56%
	62	79%	6%	15%	8%	56%	36%	9%	34%	57%
Zernike (10)	54	81%	8%	11%	8%	60%	32%	10%	37%	53%
	72	77%	8%	10%	9%	54%	37%	9%	36%	55%
	90	80%	4%	16%	7%	57%	36%	9%	32%	59%
Zernike (12)	74	79%	6%	15%	9%	49%	42%	9%	30%	61%
	98	75%	11%	14%	5%	61%	34%	5%	38%	57%
	122	80%	5%	15%	7%	51%	41%	10%	31%	59%
Zernike (14)	96	72%	9%	19%	6%	59%	35%	5%	35%	60%
	128	83%	7%	10%	12%	55%	33%	17%	33%	50%
	160	79%	6%	15%	8%	55%	37%	10%	33%	57%
Ellipse	6	69%	13%	18%	19%	55%	25%	22%	28%	51%
	8	65%	14%	21%	13%	58%	29%	13%	31%	56%
	10	63%	12%	25%	16%	54%	29%	18%	27%	55%
ACP1 (8)	12	56%	17%	27%	8%	51%	41%	9%	29%	62%
	16	54%	18%	28%	7%	52%	40%	7%	32%	61%
	20	54%	17%	29%	8%	52%	40%	6%	32%	62%
ACP2 (18)	27	58%	16%	25%	11%	50%	39%	11%	27%	63%
	36	57%	19%	24%	10%	53%	37%	9%	29%	62%
	45	60%	17%	23%	11%	51%	38%	10%	28%	62%

Le tableau 4.8 montre les résultats obtenus pour un réseau de neurones à 3 sorties alimenté par les différents prétraitements évoqués précédemment. Beaucoup de ces résultats sont à prendre avec prudence compte tenu du nombre d'évènements disponibles pour l'entraînement des réseaux de neurones. En effet, le nombre d'évènements disponibles pour l'apprentissage doit être grand devant le nombre de paramètres du réseau de neurones (cf. tableau 4.4). Cette condition n'est malheureusement pas toujours vérifiée. Néanmoins, on constate que même si le nombre d'évènements est trop faible pour aboutir à un entraînement satisfaisant des réseaux de neurones présentés, les résultats obtenus sont dans l'ensemble satisfaisants. Le meilleur taux de reconnaissance gamma est obtenu pour une configuration de réseaux de neurones de $16 \times 32 \times 3$ avec les moments de Zernike jusqu'à l'ordre 6. Pour les taux de réjection de muon, le meilleur candidat est le réseau de $64 \times 96 \times 3$ avec les moments de Zernike jusqu'à l'ordre 14 et pour la réjection de protons, $49 \times 98 \times 3$ avec les moments de Zernike jusqu'à l'ordre 12 ou $64 \times 96 \times 3$ avec les moments de Zernike jusqu'à l'ordre

14.

4.4.1.2 Bases déséquilibrées

Afin d'assurer un meilleur entraînement du réseau de neurones nous avons envisagé d'augmenter le nombre de gammas et de protons au détriment des muons. Ainsi nous avons entraîné les réseaux de neurones avec les bases 3600GP et 9000GP. Ceci a eu pour effet de renforcer l'apprentissage des gammas et des protons même si c'était au détriment des muons. Par ailleurs, nous pouvons observer d'après les tableaux 4.9 et 4.10 que les muons sont dans l'ensemble plus reconnus comme protons que gammas.

TABLE 4.9 – Taux de reconnaissance globaux pour une base d'apprentissage constituée aléatoirement de 3600 gammas, 1200 muons et 3600 protons.

Pré-traitement	H	gamma pour gamma	gamma pour muon	gamma pour proton	muon pour gamma	muon pour muon	muon pour proton	proton pour gamma	proton pour muon	proton pour proton
ROI	200	33%	2%	65%	17%	10%	73%	11%	4%	85%
	300	30%	6%	64%	15%	19%	66%	9%	8%	83%
	400	32%	3%	65%	16%	10%	74%	10%	4%	86%
Hillas1 (6)	9	74%	4%	21%	24%	19%	57%	19%	7%	74%
	12	74%	3%	23%	25%	15%	61%	19%	5%	76%
	15	75%	3%	22%	24%	18%	59%	19%	6%	76%
Hillas2 (5)	8	70%	1%	29%	23%	4%	73%	21%	2%	77%
	10	73%	0%	27%	25%	2%	74%	24%	1%	75%
	12	71%	1%	29%	25%	3%	72%	22%	2%	77%
Hu	11	70%	0%	29%	26%	2%	73%	21%	1%	77%
	14	72%	1%	27%	26%	3%	71%	24%	2%	74%
	17	71%	1%	28%	24%	5%	71%	22%	3%	75%
Zernike (6)	24	88%	4%	8%	23%	18%	59%	21%	8%	71%
	32	84%	4%	12%	18%	17%	65%	14%	7%	79%
	40	86%	3%	13%	19%	8%	73%	13%	2%	84%
Zernike (8)	38	84%	4%	11%	17%	19%	64%	13%	8%	79%
	50	85%	4%	11%	19%	18%	64%	13%	6%	81%
	62	90%	3%	7%	19%	14%	67%	19%	6%	74%
Zernike (10)	54	87%	3%	10%	21%	15%	64%	14%	6%	80%
	72	86%	4%	10%	22%	17%	61%	14%	6%	80%
	90	90%	4%	6%	25%	15%	60%	23%	5%	71%
Zernike (12)	74	85%	2%	13%	18%	13%	69%	9%	5%	86%
	98	86%	4%	10%	21%	22%	58%	20%	10%	70%
	122	80%	4%	16%	21%	18%	61%	14%	7%	78%
Zernike (14)	96	82%	2%	16%	24%	10%	67%	22%	3%	75%
	128	82%	6%	12%	23%	20%	57%	21%	9%	70%
	160	88%	1%	21%	14%	8%	78%	7%	3%	89%
Ellipse	6	71%	4%	25%	20%	29%	50%	17%	10%	73%
	8	67%	5%	28%	17%	31%	52%	13%	11%	76%
	10	69%	6%	25%	21%	31%	48%	15%	11%	74%
ACP1 (8)	12	62%	5%	33%	20%	19%	61%	13%	9%	78%
	16	60%	4%	36%	19%	15%	66%	13%	7%	81%
	20	62%	6%	32%	18%	21%	62%	15%	10%	75%
ACP2 (18)	27	63%	5%	33%	18%	17%	65%	16%	7%	76%
	36	64%	4%	32%	16%	19%	65%	16%	6%	77%
	45	66%	5%	30%	20%	20%	60%	17%	7%	76%

Dans le cas des bases 3600GP (cf. tableau 4.9), il faut noter qu'un biais est introduit pour certains prétraitements comme les moments de Zernike et l'extraction de région d'intérêt du fait du nombre d'évènements insuffisants pour l'apprentissage. Néanmoins le taux de reconnaissance

de gammas est le meilleur pour une configuration de réseau de neurones de $25 \times 62 \times 3$ avec les moments de Zernike jusqu'à l'ordre 8 et $36 \times 90 \times 3$ avec les moments de Zernike jusqu'à l'ordre 10. Le meilleur taux de réjection de muons et de protons est obtenu avec la configuration $64 \times 160 \times 3$ avec les moments de Zernike jusqu'à l'ordre 14.

TABLE 4.10 – Taux de reconnaissance globaux pour une base d'apprentissage constituée aléatoirement de 9000 gammas, 1200 muons et 9000 protons.

Pré-traitement	H	gamma pour gamma	gamma pour muon	gamma pour proton	muon pour gamma	muon pour muon	muon pour proton	proton pour gamma	proton pour muon	proton pour proton
ROI	200	30%	2%	68%	16%	8%	76%	8%	3%	89%
	300	28%	1%	71%	14%	2%	84%	7%	1%	92%
	400	40%	2%	58%	25%	4%	71%	18%	2%	80%
Hillas (6)	9	76%	0%	24%	26%	0%	74%	20%	0%	80%
	12	76%	0%	23%	26%	2%	72%	20%	1%	79%
	15	76%	0%	24%	24%	2%	74%	19%	1%	80%
Hillas (5)	8	71%	0%	29%	22%	0%	78%	20%	0%	80%
	10	71%	0%	29%	25%	0%	75%	21%	0%	79%
	12	72%	0%	28%	24%	1%	75%	22%	0%	78%
Hu	11	71%	0%	29%	24%	0%	76%	21%	0%	79%
	14	72%	0%	28%	25%	0%	75%	23%	0%	77%
	17	71%	0%	29%	22%	0%	78%	20%	0%	80%
Zernike (6)	24	88%	0%	12%	27%	2%	71%	22%	1%	77%
	32	87%	0%	13%	29%	1%	70%	23%	1%	77%
	40	88%	0%	12%	27%	2%	71%	22%	1%	77%
Zernike (8)	38	90%	1%	9%	30%	3%	67%	29%	1%	69%
	50	82%	0%	18%	28%	2%	70%	22%	1%	76%
	62	85%	0%	15%	27%	4%	68%	23%	1%	75%
Zernike (10)	54	84%	0%	16%	28%	4%	68%	22%	2%	76%
	72	84%	0%	16%	25%	5%	71%	22%	2%	77%
	90	86%	0%	14%	30%	4%	66%	23%	2%	75%
Zernike (12)	74	92%	0%	8%	32%	2%	66%	29%	1%	69%
	98	87%	0%	13%	30%	5%	65%	24%	2%	74%
	122	85%	1%	14%	28%	8%	65%	23%	2%	74%
Zernike (14)	96	85%	0%	15%	28%	4%	68%	23%	2%	75%
	128	84%	0%	16%	26%	4%	69%	22%	2%	76%
	160	84%	1%	15%	27%	6%	67%	23%	2%	75%
Ellipse	6	71%	1%	28%	30%	14%	56%	23%	5%	73%
	8	71%	1%	28%	30%	7%	63%	22%	2%	75%
	10	68%	1%	31%	26%	12%	62%	20%	4%	76%
ACP (8)	12	72%	0%	28%	26%	1%	73%	25%	1%	75%
	16	75%	1%	24%	28%	2%	70%	28%	1%	71%
	20	61%	1%	38%	20%	3%	77%	14%	1%	84%
ACP (18)	27	68%	2%	30%	23%	5%	72%	19%	2%	78%
	36	71%	1%	28%	27%	6%	66%	25%	3%	73%
	45	66%	1%	33%	21%	4%	74%	18%	1%	81%

Dans le cas des bases 9000GP (cf. tableau 4.10), il faut noter qu'un biais est introduit pour certains prétraitements comme les moments de Zernike d'ordres supérieurs à 8 et l'extraction de région d'intérêt du fait d'un nombre d'évènements insuffisant pour l'apprentissage. Néanmoins le taux de reconnaissance de gammas est le meilleur pour une configuration de réseau de neurones de $25 \times 38 \times 3$ avec les moments de Zernike jusqu'à l'ordre 8. Le meilleur taux de réjection de muons et de protons est obtenu avec la configuration $8 \times 20 \times 3$ avec les 8 premiers vecteurs propres de l'ACP si on considère les résultats obtenus avec l'extraction de région d'intérêt comme non fiable ce qui est certainement le cas.

4.4.2 Résultats pour un réseau de neurones à 2 sorties

Dans cette configuration, il a été préconisé de réduire le nombre de paramètres des réseaux de neurones envisagés. Pour ce faire nous avons réduit le nombre de sorties à 2 afin de constituer les classes suivantes : gamma d'un côté et muon et proton d'un autre. L'intérêt majeur de cette manœuvre était de pouvoir utiliser le plus possible d'évènements pour l'entraînement du réseau de neurones. Cette démarche est d'autant justifiée que lorsqu'on déséquilibre fortement les bases pour des réseaux à 3 sorties, les muons ont plus tendance à être pris pour des protons que pour des gammas comme le montre le tableau 4.10. Ainsi nous avons dans ce cas procédé à l'entraînement avec des bases d'apprentissage et de test constituées comme décrit dans le tableau 4.11.

TABLE 4.11 – Nombre d'évènements disponibles dans chacune des nouvelles bases

Base d'apprentissage		Base de test associée	
Gammas	Muons et protons	Gammas	Muons et protons
10596	10596	5298	5298

4.4.2.1 Un seul prétraitement alimentant le réseau de neurones

Dans cette étude, seuls les prétraitements donnant les meilleurs résultats pour une catégorie ont été testés. Les moments de Zernike jusqu'à l'ordre 8 ont été utilisés plutôt jusqu'à l'ordre 12 ou 14 du fait du nombre trop élevé de paramètres nécessaires à l'apprentissage d'un réseau de neurones dans une telle configuration. D'autre part, la nature des images traitées permet de rester sur des ordres peu élevés (faible résolution, trois niveaux de gris).

D'une façon générale, lorsque les résultats des tableaux 4.10 et 4.12 sont comparés, le réseau de neurones à 2 sorties offre de moins bonnes performances qu'un réseau à 3 sorties. En effet, le taux de reconnaissance de gammas est de 85% pour un RNA à 2 sorties alors qu'il était de 90% pour les moments de Zernike jusqu'à l'ordre 8. Il en est de même pour la réjection de muons et de protons.

Le tableau 4.12 montre que la configuration du réseau de neurones permettant d'obtenir la meilleure classification de gammas est celle dont le prétraitement est les moments de Zernike jusqu'à l'ordre 8 avec 85% de gammas reconnus. D'autre part, si on veut favoriser la réjection de muons et de protons, la configuration du réseau de neurones avec les paramètres de Hillas sera préférée aux autres.

TABLE 4.12 – Taux de reconnaissance obtenus avec un seul prétraitement alimentant le PMC.

Prétraitements	H	Gammas reconnus	Muons et protons reconnus
Hillas (5)	10	76%	80%
Hu	14	70%	79%
Zernike (8)	50	85%	70%
Ellipse	8	69%	74%
PCA (8)	16	67%	67%

4.4.2.2 Combinaison de prétraitements

Nous avons également procédé à des tests consistant à combiner les prétraitements qui donnent potentiellement les meilleurs résultats : les moments de Zernike jusqu'à l'ordre 8 avec soit les paramètres de l'ellipse déduits des moments de Zernike soit les 5 paramètres de Hillas. Les paramètres de l'ellipse ont été choisis pour les combinaisons de prétraitement en raison de la nature théorique des signatures de particules gamma qui sont de forme ellipsoïdale. Les moments de Zernike et les paramètres de Hillas ont été retenus car ils donnaient les meilleurs résultats dans les configuration de RNA à deux sorties d'après le tableau 4.12. Différentes configurations de réseaux de neurones ont

été envisagées afin d'essayer de tirer le meilleur parti possible des résultats obtenus indépendamment les uns des autres.

Deux réseaux de neurones distincts Le tableau 4.13 montre les taux de reconnaissance obtenus en combinant les résultats obtenus par 2 réseaux de neurones entraînés indépendamment l'un de l'autre. La décision est prise sur le maximum des résultats obtenus par les deux RNA. Dans cette configuration, les taux de reconnaissance sont calculés sur le maximum obtenu en sortie des 2 PMC. Les taux de reconnaissance de gammas sont légèrement détériorés par rapport à un seul RNA à 2 sorties alimenté par les moments de Zernike jusqu'à l'ordre 8 alors que les taux de réjection de muons et protons sont améliorés d'une façon générale. On constate que, en terme de réjection de muons et protons, la meilleure combinaison est les moments de Zernike et les paramètres de Hillas. À l'inverse en terme de reconnaissance de gammas, la meilleure combinaison est les moments de Zernike et les paramètres de l'ellipse.

TABLE 4.13 – Taux de reconnaissance obtenus avec 2 PMC distincts.

Prétraitements	H	Gammas reconnus	Muons et protons reconnus
Zernike + ellipse	50 + 8	84%	81%
Zernike + Hillas	50 + 10	82%	84%

Un réseau avec une couche cachée complètement connecté Dans ce cas, le réseau de neurones est alimenté par les moments de Zernike et le second prétraitement sélectionné (paramètres de Hillas ou ceux de l'ellipse déduits de Zernike). Le tableau 4.14 montre les taux de reconnaissance obtenus. Les résultats sont très légèrement dégradés par rapport à la configuration de deux RNA entraînés distinctement. Il reste néanmoins vrai que la combinaison la plus adaptée à la réjection de muons et de protons est les moments de Zernike et les paramètres de Hillas alors que pour favoriser la reconnaissance de gammas, il est préférable d'utiliser les moments de Zernike avec les paramètres de l'ellipse.

TABLE 4.14 – Taux de reconnaissance obtenus avec un PMC à une couche cachée complètement connecté.

Prétraitements	H	Gammas reconnus	Muons et protons reconnus
Zernike + ellipse	58	81%	78%
Zernike + Hillas	60	83%	81%

Un réseau avec deux couches cachées non complètement connecté Dans le tableau 4.15, on peut voir les taux de reconnaissance obtenus pour un réseau dont les neurones ne sont pas complètement connectés. En fait, nous disposons de deux sous-réseaux de neurones indépendants (le premier alimenté avec les moments de Zernike et le second avec les paramètres de Hillas ou ceux de l'ellipse déduits de Zernike) dont les sorties (2 pour chacun) sont toutes fournies à la couche de sortie finale pour la dernière étape de décision. Encore une fois, les résultats sont dégradés par rapport à la configuration de 2 RNA entraînés distinctement.

TABLE 4.15 – Taux de reconnaissance obtenus avec un PMC à 2 couches cachées non complètement connecté.

Prétraitements	H1	Gammas reconnus	Muons et protons reconnus
Zernike + ellipse	50 + 8	83%	79%
Zernike + Hillas	50 + 10	80%	84%

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons envisagé de constituer une chaîne de reconnaissance des formes pour le trigger de niveau 2 de HESS-II. A cet effet, nous avons considéré différents algorithmes de classification et retenu une solution basée sur les réseaux de neurones. Le classifieur neuronal de type perceptron multicouches présente l'avantage d'être un outil puissant tout en restant facile à manipuler. Ces avantages en font un parfait candidat pour une implantation matérielle. La « malédiction de la dimensionnalité » et les ressources matérielles nous ont imposé d'effectuer un prétraitement pour réduire la dimension de l'espace d'entrée du réseau de neurones. Ce prétraitement consiste à extraire les caractéristiques propres des images tout en garantissant de faciliter l'apprentissage du réseau de neurones.

Au cours de ces travaux de thèse, plusieurs algorithmes pour l'extraction de caractéristiques ont été évalués : les paramètres de Hillas qui constituent actuellement la base de l'algorithme de sélection des particules par les astrophysiciens, l'extraction de région d'intérêt, les moments de Hu, les moments de Zernike à différents ordres, les paramètres d'une ellipse calculés à partir des moments de Zernike et l'analyse en composantes principales. Le choix a été fait dans un premier temps de faire la classification sur les trois classes de particules connues : gammas, muons et protons.

La comparaison de la solution neuronale à l'utilisation des paramètres de Hillas nous montre que la première donne incontestablement de meilleurs résultats que la seconde méthode, quelque soit le prétraitement envisagé à l'exception de l'extraction de région d'intérêt pour des raisons expliquées précédemment. Si on compare les résultats obtenus par le réseau de neurones en fonction du prétraitement utilisé et en tenant compte du fait que la reconnaissance de gammas doit être privilégiée, nous pouvons constater que nous obtenons les meilleurs résultats avec les moments de Zernike. Seulement si on tient compte de la réjection de muons et de protons, le réseau de neurones alimenté par les paramètres de Hillas donnent de meilleurs résultats.

Afin d'améliorer les résultats, nous avons essayé de réduire le nombre de sorties du réseau de neurones à 2 classes : gammas contre muons et protons. Ceci a légèrement détérioré les taux de reconnaissance de gammas et de réjection de muons et protons d'une façon globale. La combinaison de certains prétraitements a été testée pour des réseaux de neurones à 2 sorties, notamment Zernike et Hillas et si le taux de reconnaissance de gammas a encore diminué, le taux de réjection de muons et protons confondus a légèrement augmenté.

TABLE 4.16 – Taux de reconnaissance obtenus avec les paramètres de Hillas.

Algorithme	Gammas reconnus	Muons rejetés	Protons rejetés
Paramètres de Hillas	60%	56%	37%
Zernike (8) + PMC $25 \times 38 \times 3$	90%	70%	71%

Dans notre cas nous avons choisi de privilégier le taux de reconnaissance de gammas. Par conséquent, nous avons choisi de définir notre chaîne de reconnaissance de forme avec les descripteurs de Zernike jusqu'à l'ordre 8, un réseau de neurones de type PMC de 25 entrées, 38 neurones sur la couche cachée et 3 neurones de sortie. Le descriptif de la chaîne de décision est donné dans la figure 4.13. Le chapitre 5 propose une solution d'implantation matérielle de cette solution neuronale.

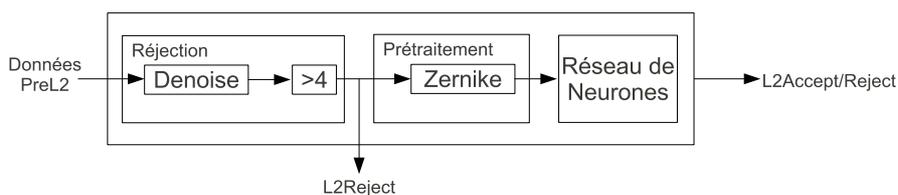


FIGURE 4.13 – Schéma général du trigger de niveau 2 proposé.

Implantation matérielle du système de reconnaissance de formes

DANS ce chapitre, nous allons aborder les aspects relatifs à l’implantation matérielle des algorithmes de reconnaissance de forme décrits dans le chapitre 4.

Pour ce faire, un rapide éventail des différentes solutions matérielles envisagées sera présenté. Nous aborderons alors les différents types d’architectures existantes, susceptibles de répondre au problème. Les principaux types de circuits et leurs propriétés seront inventoriés avant de nous intéresser plus précisément à la technologie utilisée au cours de ma thèse : la logique reconfigurable.

Nous dresserons ensuite un rapide état de l’art des implantations des moments de Zernike et des réseaux de neurones avant de faire un descriptif de la chaîne de décision implantée au cours de ces travaux de thèse. Nous en verrons les performances aussi bien en termes d’utilisation de ressources qu’en temps de traitement et mettrons ces résultats en regard des contraintes imposées par le trigger.

5.1 Les circuits pour l’implantation matérielle

Le rôle de cette section consiste à présenter les solutions matérielles existantes pouvant aujourd’hui être utilisées pour l’implantation de systèmes de reconnaissance des formes en temps-réel. Dans ce contexte, l’ensemble des architectures électroniques ainsi que leurs propriétés seront présentés. L’élaboration de taxonomies des architectures électroniques a donné lieu à de nombreux travaux. La plus ancienne et la plus connue de ces classifications a été proposée par *Flynn (1972)*. Elle consiste à classer les architectures selon deux flots comme indiqué dans le tableau 5.1 : le flot d’instructions et le flot de données. Ces flots peuvent être simples ou multiples.

D’autres taxonomies ont été envisagées comme celles de *Kuck (1978)* ou de *Treleaven et al. (1982)*. Cependant, nous préférons à ces classifications regrouper les architectures, dans

TABLE 5.1 – Classification de Flynn

flot d'instructions \ flot de données	Simple	Multiple
Simple	SISD (Von Neumann)	SIMD (vectorelles et cellulaires)
Multiple	MISD (pipeline)	MIMD (multiprocesseurs et passage de messages)

un premier temps, en trois catégories différentes tenant compte des algorithmes qu'elles sont capables d'exécuter. Cette formalisation a été introduite par *Granado (1998)* et propose les trois grands groupes suivants :

- les architectures généralistes,
- les architectures spécialisées,
- les architectures dédiées.

Enfin les supports matériels disponibles pour implanter les architectures seront présentés.

5.1.1 De la spécialisation des architectures

5.1.1.1 Les architectures généralistes

Les architectures dites généralistes sont capables d'exécuter n'importe quel type d'algorithme ou de calcul, plus ou moins complexe, et ceci indépendamment de la nature de l'application. Ce type d'architectures est très répandu et utilisé dans un vaste domaine d'applications. Néanmoins l'inconvénient principal de ce type d'architectures résulte dans le fait qu'elles ne sont pas optimisées pour une application spécifique avec des contraintes données, ce qui peut avoir des répercussions directes sur la vitesse de traitement, la consommation et l'embarquabilité.

5.1.1.2 Les architectures spécialisées

Ce type d'architecture est optimisé pour une classe d'algorithmes comme le traitement des images ou la reconnaissance de la parole, par exemple. Les calculs de base, nécessaires à l'exécution de ces algorithmes, sont optimisés et l'architecture est généralement développée autour de ces calculs, afin d'accroître les performances en terme de vitesse d'exécution. Ce type d'architecture est donc beaucoup moins flexible qu'une architecture généraliste. Néanmoins, il offre généralement des performances accrues en termes d'adéquation aux contraintes d'une classe d'algorithmes spécifiques.

5.1.1.3 Les architectures dédiées

Une architecture dédiée l'est à une application donnée et uniquement à celle-ci. Il est alors attendu qu'elle présente les meilleures performances en termes de réponse aux spécifications fixées par le cahier des charges. L'inconvénient majeur de cette classe est que la cible architecturale visée est optimisée pour un type de contraintes spécifiques et peut difficilement s'adapter à d'autres types de problèmes. Un autre inconvénient consiste dans le fait que ce type d'architectures requiert généralement un coût non-négligeable en terme de temps de développement. En effet, avant la mise en œuvre matérielle, un effort conséquent doit être consenti afin de modéliser le problème puis d'en déduire l'architecture optimale répondant au cahier des charges.

5.1.2 Les supports matériels

Comme nous l'avons déjà évoqué précédemment, l'aspect concernant les supports matériels est fondamental dans le cadre de la mise en œuvre des architectures en temps réel. En effet, le type de support va conditionner non seulement le niveau des performances en terme de compatibilité temps-réel mais permettra également d'apporter une solution aux différentes spécifications d'une application.

Dans ce contexte, trois grands types de circuits sont décrits dans les sous-sections suivantes : les ASIC permettant de développer une architecture avec une très grande liberté de conception, puis les processeurs, solution logicielle favorisant la mise en œuvre des fonctions complexes, et enfin les FPGA qui offrent notamment une très grande flexibilité.

Nous tâcherons d'explicitier les avantages et les inconvénients de ces types de supports matériels et évaluer dans quelle mesure ils pourront constituer une réponse intéressante au problème d'implantation.

5.1.2.1 Les ASIC

Les implantations d'une application, quelle qu'elle soit, sur des circuits de type ASIC (pour Application Specific Integrated Circuit, en Anglais) permettent généralement l'obtention de meilleures performances en termes de temps de calcul, consommation et ressources. Elles tirent profit d'une grande souplesse de réalisation, laissant au concepteur le choix de développer sa propre structure. Les principaux inconvénients relatifs à une implantation sur un circuit de type ASIC numérique sont les suivants :

Le manque de flexibilité Lorsqu'on conçoit un ASIC, il est nécessaire de connaître parfaitement l'ensemble des spécifications requises pour une application donnée. En effet, une fois que le circuit est achevé, il est impossible de lui appliquer une quelconque modification. Ceci peut être problématique dans le cas où le cahier des charges n'est pas complètement défini, ou si on souhaite doter le circuit d'une nouvelle fonctionnalité qui n'était pas prévue dans les spécifications initiales.

Le coût de développement Concevoir un ASIC nécessite une très bonne connaissance des techniques de conception ainsi qu'une maîtrise des différents outils. Ceci est, bien entendu, aussi valable dans le cas d'autres architectures matérielles mais il faut aussi être conscient qu'aucune erreur de conception ne peut être admise dans le cas des ASIC, sous peine de concevoir à nouveau un autre circuit. Dans cette situation, il est alors évident que les coûts nécessaires au développement du produit s'en trouvent accrus.

Le time to market La réalisation d'un ASIC constitue généralement l'aboutissement d'une longue période de développement et de conception pouvant quelque fois s'étaler sur plusieurs années. Or, un temps de conception trop long signifie que le circuit va se trouver très vite concurrencé par d'autres systèmes faisant appel à d'autres technologies et qui auront été plus rapides à concevoir.

La réalisation de circuits de type ASIC numérique se voit donc confrontée à de nombreuses contraintes de conception. Néanmoins, ces circuits restent, pour le moment, incontournables dans le cas où on souhaite réaliser une architecture possédant des contraintes spécifiques telles qu'une faible consommation, une exposition à un environnement particulier, etc.

5.1.2.2 Les processeurs

Le fonctionnement d'un processeur repose encore aujourd'hui sur l'architecture introduite par *Von Neumann (1945)*. Celle-ci s'articule autour de plusieurs sous-ensembles (cf. figure 5.1) :

- **Une unité de traitement** Celle-ci est composée d'une unité arithmétique et logique, exécutant l'instruction ainsi que d'un banc de registres permettant le stockage de résultats intermédiaires.
- **Un séquenceur** qui pilote l'adressage des instructions et dont le rôle est de gérer l'exécution séquentielle du traitement.
- **Une mémoire** contenant le code des instructions à exécuter ainsi que les données à traiter.
- **Un dispositif d'entrées-sorties** qui assure la communication avec le monde extérieur.

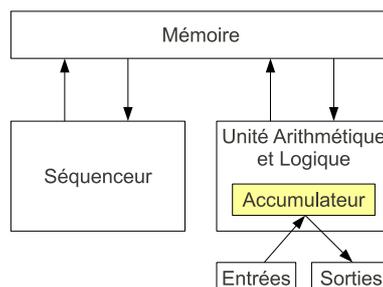


FIGURE 5.1 – Architecture de Von Neumann.

Depuis sa création, ce type d'architectures a connu de nombreuses extensions, permettant d'optimiser les performances en termes de temps de calculs. On pourra notamment citer les deux approches, superscalaires (*Johnson, 1991*) et VLIW (Very Long Instruction Word) (*Fisher, 1983*). La première approche consiste à exécuter simultanément différentes instructions dans des unités fonctionnelles disposées en parallèle. La seconde, qui est une généralisation de la première, consiste à concaténer dans une instruction plus longue, plusieurs mini-instructions destinées à différentes unités fonctionnelles.

Certains processeurs reposent, cependant, sur une toute autre architecture : L'architecture de type Harvard (*Aiken, 1964*), qui s'oppose à celle de Von Neumann, consiste à séparer le transfert des instructions et le transfert des données (cf. figure 5.2). Ce principe permet notamment de traiter plusieurs données à partir d'une seule instruction et diminue donc considérablement le temps de traitement.

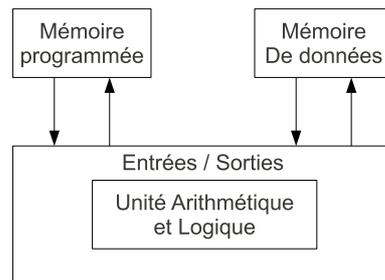


FIGURE 5.2 – Architecture de Harvard.

Parmi la famille des processeurs, on peut compter les sous-ensembles suivants :

- **Les architectures RISC** L'architecture RISC (pour Reduced Instruction Set Circuit, en Anglais), très présente dans les microprocesseurs actuels, est dérivée de l'architecture de Von Neumann. Elle repose sur l'optimisation du fonctionnement de l'architecture Von Neumann, rendue possible grâce à une restriction du jeu d'instructions. De plus, la notion de RISC est souvent associée à la notion de pipeline qui consiste à considérer le traitement d'une instruction en une suite d'opérations élémentaires, chacune étant exécutée en un seul cycle machine. Dans cette configuration, le débit de lecture des instructions est considérablement accru en rendant possible l'exécution simultanée de différentes instructions, dans différentes phases. Ceci a notamment un impact direct sur la fréquence d'horloge du processeur.
- **Les architectures CISC** Historiquement, l'architecture CISC (Complex Instruction Set Computer) est apparue avant la RISC. Elle se caractérise par des instructions complexes permettant ainsi de coder les programmes de manière plus concise et efficace. Par conséquent, cette classe d'architecture est dotée d'un nombre d'instructions beaucoup plus grand que dans le cas des RISC. Le fonctionnement du processeur CISC se fait de façon séquentielle mais avec un traitement très variable d'une instruction à une autre. De plus, la taille des instructions étant aussi très variable, il est difficile d'implanter la notion de pipeline dans l'exécution des tâches. Ce type de processeurs tend à être de moins en moins utilisé que par le passé. En effet, la tendance actuelle est à l'utilisation d'architectures de type RISC, en traduisant dans un premier temps les instructions en « micro-instructions » puis de les exécuter sur une architecture superscalaire.
- **Les processeurs de traitement du signal (DSP)** Les DSP (pour Digital Signal Processor, en Anglais) ont été conçus afin de cibler une classe d'applications en traitement du signal ayant des besoins spécifiques en terme de primitives algorithmiques. Bien qu'une multitude de circuits de ce type existe sur le marché, il existe dans cette classe de nombreux points communs. L'architecture de ces circuits s'apparente généralement à celle des microprocesseurs classiques de type RISC, tout en présentant des unités de traitements spécialisées. Ces unités de traitements sont d'une part dédiées aux calculs arithmétiques (multiplication, addition, etc.) et d'autres part spécialisées dans la gestion de l'adressage.

Les inconvénients notables des processeurs sont les suivants :

Une adéquation limitée aux contraintes des systèmes embarqués Avec un processeur, générique par nature, il est relativement difficile d'optimiser l'exécution d'une application particulière. Bien que très flexible, ce type d'architecture est très complexe et donc consommatrice en termes de ressources. Ceci a naturellement un impact significatif sur la taille du circuit et la consommation résultante. Il est alors généralement difficile d'utiliser un processeur généraliste dans des applications avec des fortes contraintes d'embarquabilité.

Le fonctionnement séquentiel Ce point est un inconvénient majeur pour les performances du processeur lorsqu'on envisage l'implantation d'algorithmes fortement parallélisables. En effet, le processeur est constitué de telle façon qu'il exécute les différentes instructions de façon séquentielle.

5.1.2.3 Les circuits logiques programmables

La technologie programmable a, depuis quelques années, prouvé sa capacité à représenter une alternative intéressante aux circuits spécifiques en terme de performances et de rapidité. Elle est, du reste, de plus en plus utilisée dans des applications de traitement du signal. Les défauts relatifs à la conception d'ASIC numérique, précédemment décrits, sont contournés par les circuits programmables. Par contre, ce type de circuits présente généralement de moindres performances en terme de vitesse d'exécution et de densité.

Nous allons maintenant nous intéresser à un type particulier de circuits configurables désignés sous l'acronyme de FPGA pour Field Programmable Gate Array qui, à l'inverse des processeurs décrits ci-dessus, sont des circuits programmables à architecture à grain-fin. Ces circuits, comme ceux développés par la société *Xilinx*, sont constitués d'une matrice de cellules logiques de base appelées CLB (Configurable Logic Blocks).

Chaque CLB permet de modéliser une fonction logique combinatoire. De plus, différents multiplexeurs ainsi qu'une chaîne de propagation de retenue sont aussi implantés dans les cellules de ce type. Tous les CLB sont reliés entre eux par une matrice d'interconnexion, plus ou moins complexe, permettant de tirer profit d'une grande rapidité de communication entre les différents blocs.

Conjointement à ces cellules logiques qui constituent les « briques » de base du FPGA, d'autres éléments peuvent généralement être associés. On peut notamment citer la présence de blocs mémoires configurables pouvant contenir plusieurs kiloOctets, ces derniers pouvant être cascades pour obtenir une grande capacité de stockage. De plus, des circuits de type Virtex IV, par exemple, possèdent également un certain nombre de multiplieurs très rapides, particulièrement utiles lors d'opérations telles que les MAC (Multiplication ACCumulation).

Une implantation à base de FPGA consiste à programmer, via les logiciels adéquats, les différents éléments le constituant, ainsi que leurs interconnexions. Cette approche se veut particulièrement flexible et permet de s'adapter très facilement au type d'applications visées.

Les atouts de cette approche qui peut être considérée comme une solution intermédiaire entre logiciel et matériel sont multiples :

Le coût Lorsque il s'agit de produire un nombre réduit de circuits, le coût se veut généralement très inférieur comparé à une solution de type ASIC.

Le temps de développement Cet aspect procure également un avantage certain par rapport aux autres solutions basées sur des circuits spécifiques. De plus, ce type d'implantation est assez facilement accessible à des personnes n'ayant pas une très grande expérience en conception numérique ou une connaissance limitée des technologies mises en œuvre.

TABLE 5.2 – Comparaison des différentes solutions matérielles

	ASIC	FPGA	Processeur
Flexibilité	-	+	++
Performances	++	-	-
Time to market	-	+	++
Coût de développement	-	+	++

La flexibilité Ce point est essentiel dans la mesure où il permet de concevoir un prototypage rapide de l'application envisagée par programmation du circuit. De plus, certaines architectures permettent de réutiliser le circuit pour des applications très différentes. On parle alors de reconfiguration.

Les performances Depuis le premier FPGA conçu en 1985, les performances n'ont pas cessé de croître, garantissant aujourd'hui des vitesses d'exécution de l'ordre de plusieurs MHz, avec une densité d'intégration pouvant aller jusqu'à dix millions de portes.

Au-delà de tous les avantages exposés et liés à l'utilisation des FPGA dans des applications très diverses, il existe aussi un certain nombre de contraintes associées directement à la technologie de ces circuits.

Le premier type de problème est que la structure de ces circuits est figée et consiste simplement en une matrice bi-dimensionnelle d'éléments. Cette topologie convient mal aux architectures complexes composées d'éléments ayant besoin d'une très grande interconnectivité. Le concepteur doit en effet se satisfaire d'une structure existante sans pour autant bénéficier d'une architecture judicieuse qui serait particulièrement bien adaptée à son problème.

Le second problème consiste en la relativement faible quantité de mémoire interne disponible dans ce type de circuits. Dans de nombreuses applications, il est souvent nécessaire d'ajouter aux FPGA des mémoires externes, ce qui produit alors un surplus d'encombrement et une relative baisse de performances en terme de vitesse de fonctionnement.

5.1.3 Conclusion

Les différents types de circuits envisageables pour les implantations matérielles d'algorithmes temps réel ont été présentés. Le tableau 5.2 résume les avantages et les inconvénients des différents types de circuits qui pourraient être envisagés. Dans le contexte du projet HESS-II, nous avons vu dans le chapitre précédent que les algorithmes à implanter dans le circuit dédié au trigger de niveau 2 sont basés sur le calculs des moments de Zernike et sur un perceptron multicouches avec une couche cachée et prenant en entrée les moments de Zernike précédemment calculés.

La première contrainte de cette implantation matérielle est qu'elle soit facilement modifiable au gré des évolutions du cahier des charges du projet. Par conséquent, une solution à base d'ASIC ou de circuits spécialisés a été écartée du fait du manque de flexibilité dont elle fait preuve. De plus, le temps nécessaire au développement d'un ASIC pour la chaîne de décision complète, ainsi qu'un coût prohibitif auraient fini de disqualifier cette solution.

Une solution basée sur l'utilisation de processeurs a été envisagée mais rapidement écartée car il s'est avéré qu'un ou plusieurs processeurs ne permettraient pas de satisfaire les contraintes de l'application. En effet, le trigger devant être embarqué sur la caméra, des contraintes fortes de consommation, d'optimisation des ressources étaient à envisager. D'autre part, les fortes contraintes temporelles nécessitant un traitement à l'échelle de la centaine de micro-secondes ont rapidement invalidé la mise en œuvre d'une solution basée sur des processeurs généralistes.

Une autre approche aurait consisté à utiliser des circuits spécialisés dans le calcul des algorithmes. Malheureusement, les algorithmes envisagés consistent non seulement à évaluer la sortie d'un réseau de neurones mais également de disposer d'un pré-traitement associé. Aujourd'hui, il n'existe pas de circuits spécialisés permettant de calculer conjointement les deux types d'algo-

rithmes envisagés. De tels circuits n'existent que pour le calcul de réseaux connexionnistes et il aurait donc été nécessaire d'utiliser un autre circuit pour le prétraitement. Cette démarche aurait engendré de reprendre complètement la conception de la carte dédiée au trigger de niveau 2, et se serait avéré trop coûteuse en termes de temps de développement. Le lecteur intéressé par ce type de solution peut néanmoins trouver des informations sur les circuits neuronaux comme CNAPS (*Hammerstrom, 1995*), SYNAPSE (*Ramacher, 1992*) ou encore *CM1K*.

La collaboration HESS-II s'est donc tournée vers une solution reconfigurable (*Nayman, 2006*). La solution à base de FPGA a été retenue pour des raisons évidentes de flexibilité. De plus, les FPGA modernes ont été nettement améliorés d'un point de vue arithmétique par l'ajout d'unités dédiées au calcul de MAC grâce à des accélérateurs matériels dédiés. Les FPGA constituent donc un candidat idéal pour une chaîne de décision telle que la nôtre. Du reste, le parallélisme des réseaux de neurones peut facilement être exploité sur ce type de circuits (*Prévolet, 2002*). D'autre part, la combinaison de l'utilisation de la logique programmable et des accélérateurs matériels nous garantit une implantation optimale des moments de Zernike.

5.2 Du circuit FPGA au SoPC

Un FPGA est un circuit intégré conçu pour être configuré par l'utilisateur après sortie d'usine. La configuration du FPGA se fait généralement grâce à un langage de description (HDL pour Hardware Description Language). Les FPGA peuvent être utilisés pour implanter toutes les fonctions logiques qu'un ASIC pourrait exécuter. La possibilité de mettre à jour les fonctionnalités du circuit et plus généralement de le reconfigurer selon les besoins, la reconfiguration partielle d'une partie du circuit et le faible coût de développement par rapport à un ASIC en font un circuit avantageux pour de nombreuses applications.

5.2.1 Structure du FPGA

Les FPGA ont été introduits en 1985 (*Santo, 2009*) par les co-fondateurs de Xilinx, Ross Freeman et Bernard Vonderschmitt. Bien que Xilinx reste un acteur incontournable de ce marché, plusieurs autres constructeurs de FPGA ont fait leur apparition depuis son invention. Parmi eux, on peut citer *Altera, Lattice Semiconductor, Actel*, etc.

Les FPGA sont des circuits semiconducteurs programmables qui sont basés sur une matrice de blocs logiques programmables reliés grâce à des interconnexions programmables. Contrairement aux ASIC, circuits dont le design est dédié à une application spécifique, les FPGA peuvent être programmés afin de correspondre à l'application désirée ou à des exigences spécifiques. Bien qu'il existe des FPGA programmables une fois (OTP FPGA pour One-Time Programming FPGA, en Anglais), la plupart d'entre eux sont basés sur des SRAM (pour Static Random Access Memory) qui peuvent être reprogrammés lorsque le design évolue.

La figure 5.3 représente la structure générale du FPGA de Xilinx à titre d'exemple. Ce type de circuit intégré est constitué d'une matrice bidimensionnelle de circuits logiques généralistes appelés cellule ou blocs logiques et dont les fonctions sont programmables. Les cellules sont connectées entre elles par des bus programmables. Un FPGA est constitué d'un certain nombre de modules logiques, une architecture de routage interconnectée et des éléments programmables qui peuvent être programmés de sorte à relier les modules logiques entre eux afin de réaliser des fonctions de modules logiques. L'architecture classique d'un FPGA consiste en une matrice de blocs logiques configurables (CLB pour Configurable Logic Blocs) embarqués dans une structure interconnectée reconfigurable et entourée par des blocs d'entrées/sorties (IOB pour I/O Blocks). De plus, les FPGA sont typiquement dotés d'autres blocs spécialisés comme les blocs RAM (pour Random Access Memory, en Anglais) ou les blocs DSP (pour Digital Signal Processors). Ces blocs spécialisés peuvent exécuter des tâches plus spécifiques que les CLB et peuvent être configurés conformément à une variété d'options pour permettre un fonctionnement souple du FPGA.

Nous allons maintenant voir plus en détail ces éléments constitutifs du FPGA de Xilinx.

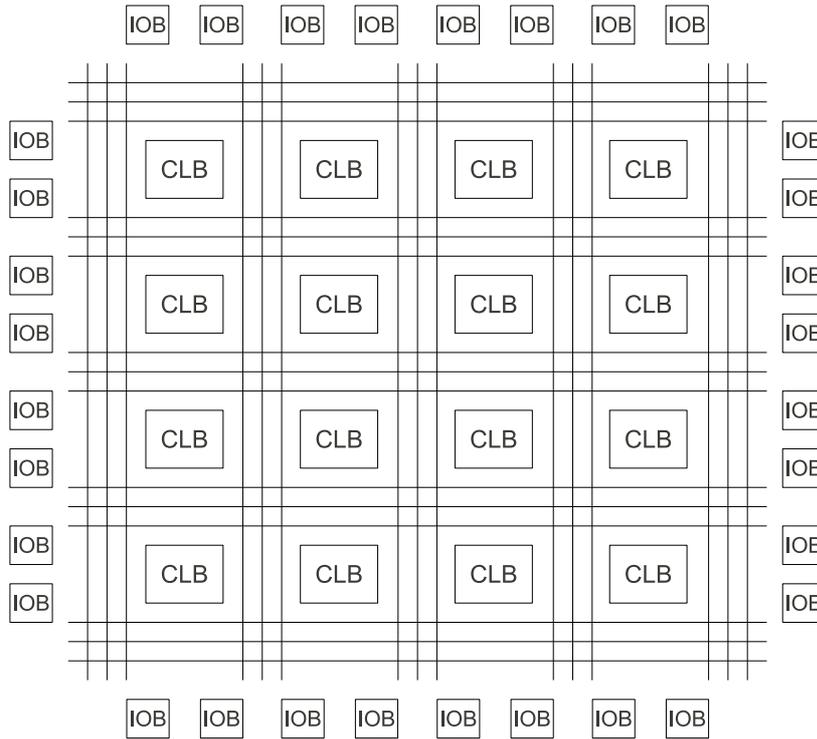


FIGURE 5.3 – Matrice bidimensionnelle constitutive d’un FPGA Xilinx.

IOB Les FPGA actuels sont dotés de centaines de standards d’entrées/sorties fournissant ainsi l’interface idéale pour un système donné. Les entrées/sorties dans un FPGA sont regroupées par lots qui peuvent chacun être capable de supporter indépendamment les différents standards d’entrées/sorties.

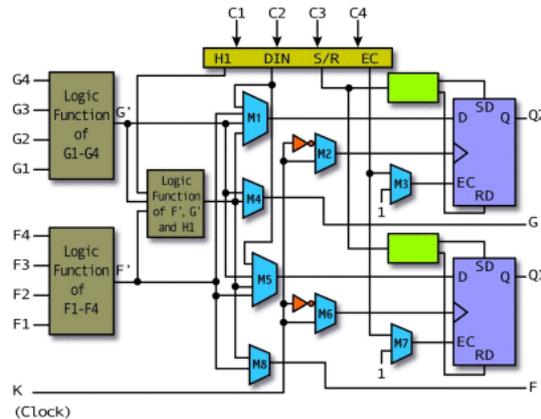


FIGURE 5.4 – Structure du CLB.

CLB Le CLB, représenté sur la figure 5.4 est l’unité logique de base du FPGA. Leur nombre exact et leurs caractéristiques varient d’un circuit à l’autre mais tous les CLB consistent en une matrice configurable de 4 à 6 entrées, un mécanisme de sélection (multiplexeur, look-up-table etc.) et des flip-flops. Cette matrice est très flexible et peut être configurée pour manipuler la logique combinatoire, des registres à décalages ou de la RAM.

Les interconnexions Alors que les CLB fournissent les capacités logiques, un routage flexible d’interconnexion achemine les signaux entre les CLB et des entrées aux sorties. Le routage se décline en plusieurs critères selon l’optimisation désirée du design. Le logiciel de développement rend la

tâche de placement routage transparente pour l'utilisateur réduisant ainsi de façon significative la complexité du développement.

Blocs RAM Des blocs RAM embarqués sont disponibles dans la plupart des FPGA ce qui permet de disposer de mémoire interne. Selon les technologies et les constructeurs, on peut trouver des FPGA disposant jusqu'à 10 Mbits de mémoire interne.

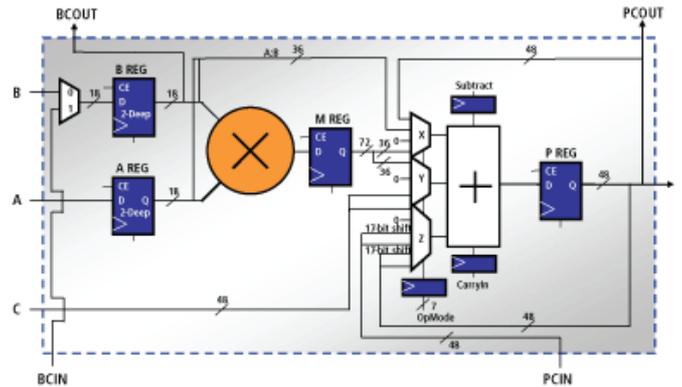


FIGURE 5.5 – Structure d'un bloc DSP pour un FPGA de la famille Virtex4 de Xilinx - Le XtremDSP DSP48.

Blocs DSP Le bloc DSP dont on peut voir un exemple sur la figure 5.5 permet l'implantation d'opérations nécessitant une puissance de calcul élevée. Cela confère notamment :

- une flexibilité et une utilisation améliorée,
- l'efficacité de l'application améliorée,
- une réduction globale de la consommation de courant,
- une fréquence maximum augmentée,
- un support pour plusieurs opérations spécifiques comme la multiplication, la multiplication-accumulation (MAC), la multiplication suivie de l'addition, l'addition à trois entrées, le calibrage, le multiplexage de larges bus, etc.,
- un support pour cascader plusieurs blocs DSP afin d'exécuter des fonctions mathématiques complexes, des filtres, et autres fonctions arithmétiques complexes.

Les blocs DSP sont constitués au minimum d'un multiplieur et d'un additionneur dont les tailles varient selon les technologies et les constructeurs. Cet apport, non-négligeable, permet d'envisager des traitements complexes qui seraient en temps normal peu adaptés à la technologie FPGA de par leur nature. Ainsi, des fonctions de traitement du signal peuvent être implantées non seulement sans utiliser des ressources considérables mais aussi sans pénaliser le temps d'exécution de l'application concernée.

Gestion d'horloge La plupart des FPGA actuels sont dotés de modules DCM (Digital Clock Manager). On peut trouver aussi sur certains circuits une gestion par PLL (Phase-Looped Locking) voire l'utilisation des deux.

5.2.2 Vers les SoPC (System on Programmable Chip)

Ces dernières années ont vu arriver sur le marché une nouvelle génération de FPGA disposant de ressources embarquées et notamment de processeurs. Ceci a permis, non seulement de disposer de toute la flexibilité des FPGA en termes de performance, de possibilité de reconfiguration mais également de pouvoir exécuter des traitements logiciels indépendamment du matériel. Ceci présente un grand intérêt dans la mesure où les FPGA rivalisent aujourd'hui avec des architectures de type DSP ou processeurs généralistes et constituent la cible privilégiée pour la mise en œuvre de systèmes

embarqués. Parmi les processeurs disponibles sur plateforme SoPC, on trouve les *soft-core* et les *hard-core*.

Les *soft-core* Un *soft-core* est une implantation de processeur décrite à haut niveau d'abstraction dans un langage de description matérielle comme le VHDL ou le Verilog. Un *soft-core* est donc une IP (bloc de propriété intellectuelle) pouvant être reconfigurée pour s'adapter aux contraintes de chaque utilisation (périphériques, performances, ressources, consommation, fonctions etc.). Parmi les processeurs *soft-core* les plus connus, on peut citer le NIOS de la société Altera, le MicroBlaze de Xilinx et le LEON de chez Gaisler Research.

Les *hard-core* D'autre part, certains FPGA comportent au moins un processeur embarqué en dur, c'est à dire qu'ils sont déjà implantés sur silicium et ne peuvent donc pas être reconfigurés. Chez Xilinx, cela se traduit par l'apparition du PowerPC dans les architectures des FPGA. Altera n'a à ce jour pas de solution FPGA embarquant un processeur en hard. Les processeur *hard-core* tend à disparaître au profit des *soft-core* plus flexibles.

5.3 État de l'art sur les implantations existantes des moments de Zernike

L'implantation matérielle du calcul des moments de Zernike dans le cadre d'une application temps réel constitue encore à ce jour un vaste problème du fait de leur complexité.

Les solutions actuellement envisagées sont, pour l'essentiel, logicielles ((i) la méthode directe issue de la formulation mathématique, (ii) la méthode récursive de Kintner et (iii) la méthode de Belkasim) à l'exception de l'architecture proposée par Kotoulas. Dans la suite, nous tâcherons de montrer que les différentes solutions existantes ne peuvent pas répondre directement aux contraintes spécifiques imposées par le trigger de niveau 2 du projet HESS-II.

5.3.1 Rappel de la méthode directe

La méthode directe de calcul des moments de Zernike a été décrite dans la sous-section 4.2.2.3. On rappelle que l'équation est la suivante :

$$Z_{pq} = \frac{p+1}{\pi} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N V_{pq}(r, \theta) f(x, y) \quad (5.1)$$

$$\text{où } r = \frac{(x^2 + y^2)^{1/2}}{N} \quad (5.2)$$

$$\theta = \tan(y/x) \quad (5.3)$$

$$V_{pq}(r, \theta) = R_{pq}(r) e^{iq\theta} \quad (5.4)$$

$$R_{pq}(r) = \sum_{\substack{k=q \\ (p-k)\%2=0}}^p B_{pqk} r^k \quad (5.5)$$

$$\text{avec } B_{pqk} = (-1)^{(p-k)/2} \frac{\left(\frac{p+k}{2}\right)!}{\left(\frac{p-k}{2}\right)! \left(\frac{k+|q|}{2}\right)! \left(\frac{k-|q|}{2}\right)!} \quad (5.6)$$

Le calcul des moments de Zernike par cet algorithme s'avère complexe pour une exécution temps réel en raison du grand nombre de multiplications et d'additions qui interviennent dans cet algorithme. Pour une exploitation séquentielle de cet algorithme, le temps de calcul pourrait s'avérer très pénalisant. D'autre part, la nature complexe et peu parallélisable du calcul des moments de Zernike par la méthode directe rend leur implantation sur cible FPGA peu probable.

Dans notre application, afin de faciliter l'implantation de cet algorithme, il faut envisager stocker certaines variables dans les mémoires de type ROM ou les tabuler. Parmi ces données, on comptera les coordonnées polaires des images et les B_{pqk} , ce qui fait un total de 4142 variables à stocker dans cette configuration pour calculer les moments de Zernike jusqu'à l'ordre 8. Une autre option serait de stocker $V_{pq} = R_{pq}(r)e^{iq\theta}$ car cette variable est constante pour une coordonnée de pixel donné mais cela représente 51200 coefficients. Seulement, même en optimisant le nombre de variables à stocker dans les ROM ou à tabuler, il restera un nombre considérable de multiplications et d'additions à exécuter. En effet, trop de ressources seraient mobilisées pour un temps d'exécution rédhitoire.

Les solutions logicielles

5.3.2 Méthode de Kintner

L'algorithme proposé par *Kintner (1976)* est une méthode dont la récursion porte sur le calcul des polynômes de Zernike :

$$R_{p+2,q}(r) = \frac{K_2 r^2 + K_3}{K_1} R_{p,q}(r) + \frac{K_4}{K_1} R_{p-2,q}(r) \quad (5.7)$$

$$\text{avec } K_1 = p(p+q+2)(p-q+2)/2 \quad (5.8)$$

$$K_2 = 2p(p+1)(p+2) \quad (5.9)$$

$$K_3 = -q^2(p+1) - p(p+1)(p+2) \quad (5.10)$$

$$K_4 = -(p+q)(p-q)(p+2)/2 \quad (5.11)$$

On notera cependant que cette récursivité est limitée du fait qu'elle ne porte que sur p . Afin d'obtenir la totalité des moments de Zernike jusqu'à l'ordre p , il faut calculer avec la méthode directe tous les premiers termes jusqu'à $q = p$. Par conséquent, l'économie en ressources et en temps de calcul permise par une telle approche paraît limitée par rapport à la méthode directe.

5.3.3 Méthode de Belkasim

La méthode de *Belkasim et al. (1996)* est proche de la méthode directe dans la mesure où elle reprend la formule de la méthode directe pour le calcul des polynômes de Zernike en tenant compte du fait que $R_{kk} = r^k$. Ce qui permet de réécrire les polynômes de Zernike de la façon suivante :

$$R_{pq}(r) = \sum_{\substack{k=q \\ (p-k)\%2=0}}^p B_{pqk} R_{kk}(r) \quad (5.12)$$

Cet algorithme part du principe suivant : à partir du calcul des R_{kk} , tous les polynômes de Zernike sont calculables jusqu'à l'ordre k .

La solution matérielle

5.3.4 Méthode de Kotoulas

La méthode utilisée par *Kotoulas and Andreadis (2005)* est basée sur les générateurs de moments. Ces derniers, introduits par *Hatamian (1986)* consistent à calculer les moments géométriques à partir des moments d'accumulation. On appelle cette technique ainsi car elle peut servir de base au calcul de nombreux moments comme les moments de Legendre, par exemple.

La méthode de Kotoulas consiste à calculer les moments de Zernike à partir des moments géométriques. En posant $r = \frac{\sqrt{x^2+y^2}}{r_{max}}$ et $e^{iq\theta} = \frac{1}{(x^2+y^2)^{q/2}}(x+iy)^q$, on peut réécrire l'équation 5.4 de la façon suivante :

$$V_{pq}(x, y) = \sum_{\substack{k=q \\ (p-k)\%2=0}}^p B_{pqk} \frac{(x^2+y^2)^{\frac{k-q}{2}}}{r_{max}^k} (x+iy)^q \quad (5.13)$$

Le développement du binôme de Newton combiné à celui de l'équation 5.7 donnent l'expression suivante des moments de Zernike :

$$Z_{pq} = \frac{p+1}{\pi} \sum_{\substack{k=q \\ (p-k)\%2=0}}^p \frac{B_{pqk}}{r_{max}^k} \sum_{\zeta=0}^q \sum_{\xi=0}^{\frac{k-q}{2}} \binom{q}{\zeta} \binom{\frac{k-q}{2}}{\xi} i^\zeta \left[\sum_{x=1}^{N_x} \sum_{y=1}^{N_y} x^{k-2\xi-\zeta} y^{2\xi+\zeta} f(x, y) \right] \quad (5.14)$$

$$\text{Avec } \binom{a}{b} = \frac{a!}{b!(a-b)!}.$$

Après reformulation, l'expression des moments géométriques est mise en évidence. On peut alors donner l'expression des moments de Zernike en fonction des moments géométriques d'ordre $(k-2m-l, 2m+l)$:

$$Z_{pq} = \frac{p+1}{\pi} \sum_{\substack{k=q \\ (p-k)\%2=0}}^p \frac{B_{pqk}}{r_{max}^k} \sum_{\zeta=0}^q \sum_{\xi=0}^{\frac{k-q}{2}} \binom{q}{\zeta} \binom{\frac{k-q}{2}}{\xi} i^\zeta m_{k-2\xi-\zeta, 2\xi+\zeta} \quad (5.15)$$

La formulation des moments géométriques en fonction des moments d'accumulation est la suivante :

$$m_{r,s} = \sum_{t=0}^r \binom{r}{t} (X - N_x)^{r-t} \sum_{v=0}^s \binom{s}{v} (Y - N_y)^{s-v} \sum_{e=0}^t \dot{s}_e^t \sum_{f=0}^v \dot{s}_f^v y_{t,f} \quad (5.16)$$

où $y_{t,f}$ sont les moments d'accumulation, S est la matrice de Stirling et (N_x, N_y) sont les coordonnées du dernier point de l'image. L'équation 5.16 est l'expression des moments géométriques calculés par rapport à un point quelconque de l'image de coordonnées (X, Y) à partir des moments d'accumulation de dimension 2. Par conséquent, les moments de Zernike peuvent s'exprimer de la façon suivante :

$$\begin{aligned} Z_{pq} = & \frac{p+1}{\pi} \sum_{\substack{k=q \\ (p-k)\%2=0}}^p \frac{B_{pqk}}{r_{max}^k} \sum_{\zeta=0}^q \sum_{\xi=0}^{\frac{k-q}{2}} \binom{q}{\zeta} \binom{\frac{k-q}{2}}{\xi} i^\zeta \times \\ & \sum_{t=0}^{k-2\xi-\zeta} \binom{k-2\xi-\zeta}{t} (X - N_x)^{k-2\xi-\zeta-t} \sum_{v=0}^{2\xi+\zeta} \binom{2\xi+\zeta}{v} (Y - N_y)^{2\xi+\zeta-v} \times \\ & \sum_{e=0}^t \sum_{f=0}^v S(t, e) S(v, f) y_{t,f} \end{aligned} \quad (5.17)$$

La mise en œuvre des moments d'accumulation $y_{t,f}$ nécessite une grille d'accumulation dont l'élément de base est une cellule d'accumulation. La grille d'accumulation doit couvrir le calcul des moments d'ordre allant de $(0, 0)$ à $(p, 0)$ et $(0, p)$ en se propageant dans les deux directions.

5.4 État de l'art sur les implantations existantes des perceptrons multicouches dans un FPGA

L'implantation des réseaux de neurones sur cible FPGA peut être envisagée de différentes façons. Encore une fois, nous allons opposer les deux approches : la solution logicielle et la solution matérielle pour l'implantation des réseaux de neurones et plus particulièrement des perceptrons multicouches.

5.4.1 Solution logicielle

Dans ce cas, la solution est triviale, l'algorithme est mis en œuvre sur un processeur embarqué au sein du FPGA et l'exécution du programme est séquentielle. Par conséquent, le programme est exécuté instruction par instruction, ce qui, en aucun cas tire profit du parallélisme intrinsèque des réseaux de neurones et conduit à des temps de traitement relativement longs. Ceci est d'autant plus vrai que les processeurs embarqués dans les FPGA ont des performances relativement modestes en termes de fréquence de fonctionnement notamment (< 500 MHz) comparés à des processeurs généralistes.

5.4.2 Solution matérielle

La littérature est très riche en matière d'implantation matérielle des réseaux de neurones et notamment de perceptron multi-couches. Toutefois, le lecteur pourra se reporter à l'ouvrage de *Omondi and Rajapakse (2006)* pour une vue d'ensemble portant sur l'implantation des réseaux de neurones sur cible FPGA.

L'architecture peut être conçue de façon séquentielle ou parallèle. Dans le cas séquentiel, l'occupation de ressources est minimum au détriment du temps d'exécution. A l'inverse, dans le cas d'une implantation parallèle, les ressources ne seront pas économisées mais on y gagnera en temps d'exécution.

Du point de vue séquentiel, l'exécution du PMC va se produire de façon à minimiser les ressources utilisées. Donc une unique fonction élémentaire (cf. figure 5.6) va être utilisée et va prendre en charge à elle seule le calcul des sorties du réseau de neurone. Il y aura effectivement peu de ressources utilisées mais le temps d'exécution pourra très bien être important selon la taille du réseau de neurones envisagé.

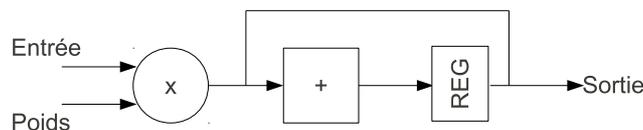


FIGURE 5.6 – Fonction élémentaire du réseau de neurones.

Dans le cas de l'implantation en parallèle du PMC, il est envisageable de déployer le calcul des sorties du MLP de sorte que chaque sortie d'une couche soit fournie en même temps. Ainsi, dans ce cas, chaque liaison requiert une fonction élémentaire. Ce type d'implantation peut vite s'avérer consommateur de ressources car on ne se contente pas d'implanter les neurones mais tous les calculs nécessaires à l'exécution du PMC.

Les deux implantations brièvement exposées sont deux extrêmes dont les objectifs d'implantation diffèrent : d'une part l'optimisation des ressources et d'autre part l'optimisation du temps d'exécution. Aussi, il n'existe généralement pas de solution idéale pour toutes les applications. Un compromis entre les performances relatives au temps de calcul et les besoins en ressources matérielles doit être réalisé pour chaque application en fonction de ses propres contraintes.

TABLE 5.3 – Temps d'exécution pour une implantation logicielle des moments de Zernike et des MLP.

	Processeur INTEL(R) Core(TM)2 DUO CPU P7450 @2,13 GHz
Zernike :	
Méthode directe	40 ms
Méthode de Kintner	20 ms
Méthode de Belkasim	60 ms
Perceptron multicouche	10 μ s

5.5 Bilan

5.5.1 Comparaison des solutions évoquées

Dans la section 5.1.3, nous avons montré que le support matériel retenu pour l'implantation des algorithmes envisagés reposait sur des circuits FPGA. Nous avons également vu que la structure de ces circuits était telle qu'elle autorisait non seulement l'utilisation de zones reconfigurables pour une implantation matérielle mais également l'utilisation de processeurs embarqués permettant d'exécuter des algorithmes de manière logicielle. Afin de déterminer l'architecture optimale permettant de mettre en œuvre les algorithmes du trigger, nous avons dans un premier temps évalué les performances en termes de temps d'exécution pour une implantation logicielle.

Les temps d'exécution obtenus sont rassemblés dans le tableau 5.3. Ces mesures de temps ont été réalisées pour le calcul des moments de Zernike jusqu'à l'ordre 8 et un perceptron multicouche doté de 25 entrées, 38 neurones sur la couche cachée et 3 sorties.

Le tableau 5.3 donne les temps d'exécution de la solution neuronale implantée de façon logicielle sur un processeur de PC. Cette étude permet de voir que pour un processeur généraliste cadencé à 2.13 GHz, la contrainte de temps n'est pas respectée. Par conséquent, elle le sera aussi difficilement pour un processeur embarqué *hard-core* de type PowerPC qui est cadencé à 450 MHz comme ceux intégrés aux Virtex4fx de Xilinx. La solution logicielle implantée sur PowerPC est donc écartée. De ce fait, il a fallu étudier la possibilité de mettre en œuvre les algorithmes sur une architecture matérielle beaucoup plus efficace.

En ce qui concerne l'implantation des réseaux de neurones de type PMC, les architectures existantes sont nombreuses mais généralement ciblées pour une application spécifique avec des contraintes propres. Dans notre cas, le temps de traitement imparti au calcul de l'intégralité du réseau de neurone est également à rapprocher du temps imparti au calcul du prétraitement. Dans notre cas, il s'agit de calculer les moments de Zernike à partir d'une image disponible en entrée. Après avoir étudié les architectures disponibles, nous avons conclu qu'aucune d'elles ne permettaient de répondre exactement au problème posé dans sa globalité. Une solution originale a donc été développée pour les besoins de l'application considérée.

5.5.2 Solution retenue

Le circuit FPGA retenu devait donc présenter suffisamment de ressources logiques pour implanter des algorithmes complexes et également disposer d'accélérateurs matériels arithmétiques permettant de favoriser les calculs des multiplications et additions, très présentes dans les algorithmes envisagés. D'autre part, le circuit se devait de disposer de ressources mémoires suffisantes destinées à sauvegarder l'ensemble des coefficients nécessaires au calcul des moments de Zernike mais également du réseau de neurones.

Le choix s'est porté sur un circuit de la famille Xilinx Virtex4 : le xc4vlx100. Ces caractéristiques sont résumées dans le tableau 5.4. On notera que, pour ce circuit, un CLB correspond à 4 slices.

TABLE 5.4 – Caractéristiques du xc4vlx100.

CLB		Blocs DSP	Blocs RAM		PowerPC	Max I/O
Matrice	Slices		Blocs de 18 kbits	RAM dispo (kbits)		
192 x 64	49152	96	240	4320	0	960

5.6 Architecture proposée pour le calcul des moments de Zernike

5.6.1 Algorithme suivi pour le calcul des moments de Zernike

Dans notre étude, s'ajoute au problème du calcul des moments de Zernike, qui est par nature complexe, le problème de la topologie de l'image. Celle-ci, bien que dotée d'un maillage régulier, ne simplifie pas l'exploitation de certains algorithmes de traitement d'images. Il devient nécessaire de rendre les calculs plus complexes afin de réaliser les traitements sur de telles images. Nous proposons ici un algorithme qui permettra d'implanter matériellement les moments de Zernike calculés sur des images de topologie régulière mais différente du maillage carré le plus fréquemment utilisé en traitement d'images compte tenu de sa simplicité de mise en œuvre.

5.6.1.1 Les moments de Zernike calculés via les moments d'accumulation

Le mécanisme d'un générateur de moments (*Hatamian, 1986*) consiste à exprimer un certain type de moments en fonction des moments géométriques sachant que ces derniers peuvent être facilement calculés à l'aide des moments d'accumulation :

$$\begin{aligned}
 m_{p,q}^{N_x, N_y} &= \sum_{x=0}^{N_x} \sum_{y=0}^{N_y} (N_x - x)^p (N_y - y)^q I(x, y) \\
 &= \sum_{e=0}^p \sum_{f=0}^q S(p, e) S(q, f) \psi_{e,f}
 \end{aligned} \tag{5.18}$$

avec $\psi_{e,f}$ les moments d'accumulation d'ordre (e, f) , $I(x, y)$ la valeur du pixel de l'image au point de coordonnées (x, y) et S la matrice de Stirling telle que :

$$S = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots \\ -1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & \\ 1 & -3 & 2 & 0 & 0 & 0 & \\ -1 & 7 & -12 & 6 & 0 & 0 & \\ 1 & -15 & 50 & -60 & 24 & 0 & \\ -1 & 31 & -180 & 390 & -360 & 120 & \\ \vdots & & & & & & \ddots \end{pmatrix}$$

Selon (5.18), les moments géométriques, calculés par rapport au dernier point de l'image de coordonnées (N_x, N_y) en fonction des moments d'accumulation, peuvent être exprimés en fonction des moments d'accumulation. Il nous reste donc à définir les moments de Zernike en fonction des moments géométriques dans le cadre de notre application.

Dans le cas particulier de HESS-II, un des problèmes consiste en la topologie de l'image qui se compose d'une grille hexagonale avec coins vides (voir figure 5.7). Comme les moments de Zernike sont continus, ils sont particulièrement adaptés à ce type d'images. Les équations suivantes visent à exprimer les moments de Zernike en fonction des moments d'accumulation dans le contexte particulier de HESS-II.

Les moments de Zernike s'expriment comme suit :

$$Z_{pq} = \frac{p+1}{\pi} \sum_x \sum_y I(x, y) \sum_{\substack{k=q \\ (p-k)\%2=0}}^p B_{pqk} r^k e^{iq\theta} \tag{5.19}$$

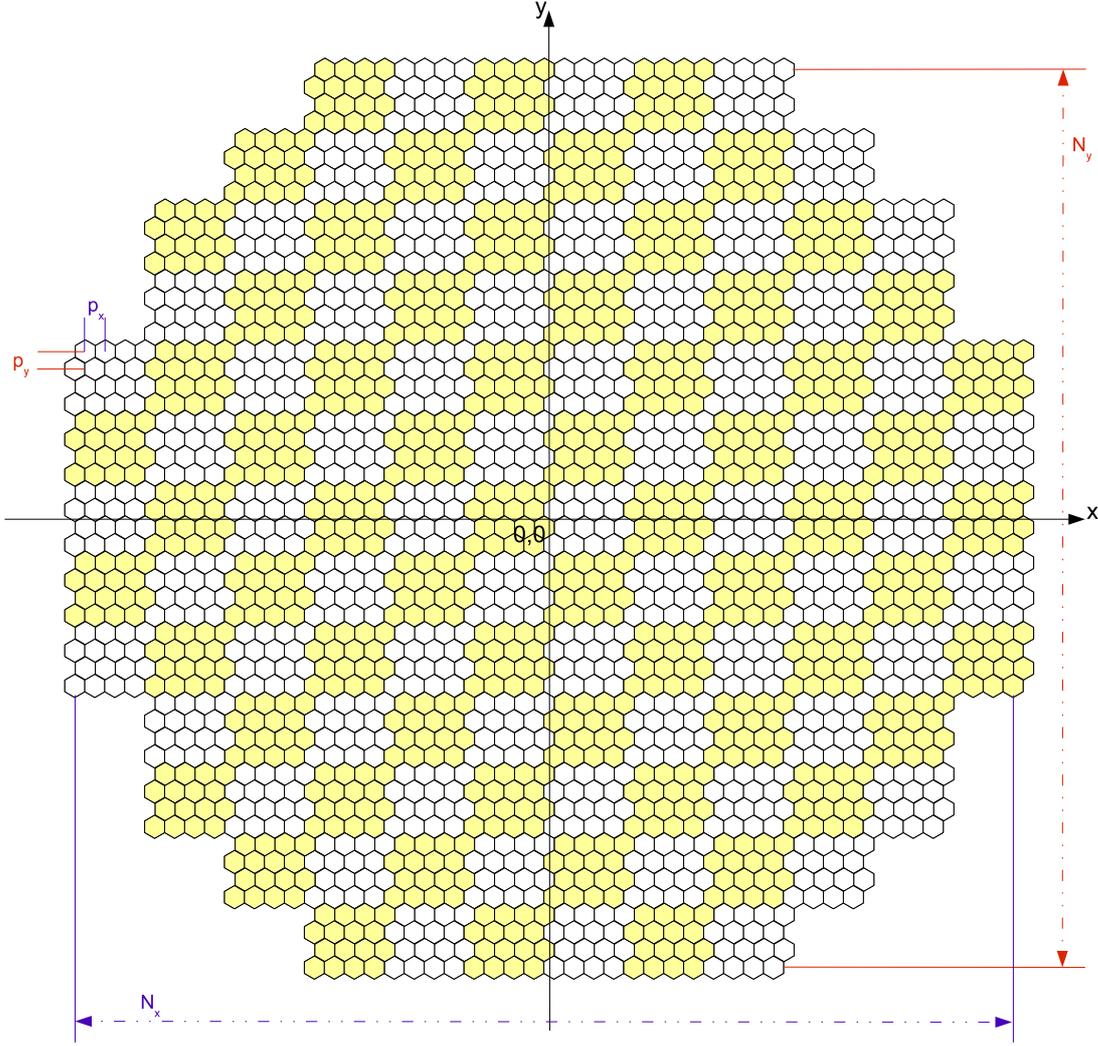


FIGURE 5.7 – Topologie de l'image à traiter dans le trigger de niveau 2 de HESS-II.

où $i = \sqrt{-1}$, p est un entier positif ou nul, q un entier positif tel que $p - q$ est pair et $p \leq q$, r est la longueur d'un vecteur entre l'origine et le point (x, y) tel que $r \leq 1$, i.e. $r = \frac{\sqrt{x^2 + y^2}}{r_{max}}$ où $r_{max} = \max \sqrt{x^2 + y^2}$, θ l'angle entre l'axe des abscisses et le vecteur partant de l'origine au point (x, y) et $I(x, y)$ est la valeur du pixel de coordonnées (x, y) .

La propriété d'invariance par rotation est due à la nature intrinsèque des moments de Zernike. De la même manière, afin de garantir l'invariance par translation, il est nécessaire de centrer l'objet sur un cercle unité. Ceci est possible en effectuant un changement de repère : les coordonnées du point (x, y) deviendront $(x - x_0, y - y_0)$ où (x_0, y_0) sont les coordonnées du centre de l'objet et sont calculées comme suit :

$$x_0 = \frac{\sum_X \sum_Y x I(x, y)}{\sum_X \sum_Y I(x, y)}, \quad y_0 = \frac{\sum_X \sum_Y y I(x, y)}{\sum_X \sum_Y I(x, y)} \quad (5.20)$$

Les expressions de r et $e^{iq\theta}$ peuvent ainsi être réécrites de la façon suivante :

$$r = \frac{\sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2}}{r_{max}} \quad \text{où } r_{max} = \max \sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2} \quad (5.21)$$

$$e^{iq\theta} = \frac{((x - x_0) + i(y - y_0))^q}{((x - x_0)^2 + (y - y_0)^2)^{\frac{q}{2}}} \quad (5.22)$$

Afin de simplifier les équations, nous notons $X = x - x_0$ et $Y = y - y_0$. Dans ce cas,

$$Z_{pq} = \frac{p+1}{\pi} \sum_x \sum_y I(x, y) \sum_{\substack{k=q \\ (p-k)\%2=0}}^p \frac{B_{pqk}}{r_{max}^k} (X^2 + Y^2)^{\frac{k-q}{2}} (X + iY)^q \quad (5.23)$$

Selon le théorème binomial, le développement d'un polynôme donné peut s'exprimer de la façon suivante :

$$(a + b)^n = \sum_{m=0}^n C_n^m a^{n-m} b^m. \quad (5.24)$$

Il est alors possible de modifier l'expression suivante :

$$(X^2 + Y^2)^{\frac{k-q}{2}} = \sum_{\xi=0}^{\frac{k-q}{2}} C_{\frac{k-q}{2}}^{\xi} X^{k-q-2\xi} Y^{2\xi} \quad (5.25)$$

$$(X + iY)^q = \sum_{\zeta=0}^q C_q^{\zeta} i^{\zeta} X^{q-\zeta} Y^{\zeta}. \quad (5.26)$$

Ainsi, (5.23) peut être reformulée de la façon suivante :

$$Z_{pq} = \frac{p+1}{\pi} \sum_x \sum_y I(x, y) \sum_{\substack{k=q \\ (p-k)\%2=0}}^p \frac{B_{pqk}}{r_{max}^k} \sum_{\zeta=0}^q \sum_{\xi=0}^{\frac{k-q}{2}} i^{\zeta} C_q^{\zeta} C_{\frac{k-q}{2}}^{\xi} X^{k-\zeta-2\xi} Y^{2\xi+\zeta} \quad (5.27)$$

$$= \frac{p+1}{\pi} \sum_{\substack{k=q \\ (p-k)\%2=0}}^p \frac{B_{pqk}}{r_{max}^k} \sum_{\zeta=0}^q \sum_{\xi=0}^{\frac{k-q}{2}} i^{\zeta} C_q^{\zeta} C_{\frac{k-q}{2}}^{\xi} \sum_x \sum_y X^{k-\zeta-2\xi} Y^{2\xi+\zeta} I(x, y) \quad (5.28)$$

$$= \frac{p+1}{\pi} \sum_{\substack{k=q \\ (p-k)\%2=0}}^p \frac{B_{pqk}}{r_{max}^k} \sum_{\zeta=0}^q \sum_{\xi=0}^{\frac{k-q}{2}} i^{\zeta} C_q^{\zeta} C_{\frac{k-q}{2}}^{\xi} \sum_x \sum_y (x - x_0)^{k-\zeta-2\xi} (y - y_0)^{2\xi+\zeta} I(x, y) \quad (5.29)$$

$$= \frac{p+1}{\pi} \sum_{\substack{k=q \\ (p-k)\%2=0}}^p (-1)^k \frac{B_{pqk}}{r_{max}^k} \sum_{\zeta=0}^q \sum_{\xi=0}^{\frac{k-q}{2}} i^{\zeta} C_q^{\zeta} C_{\frac{k-q}{2}}^{\xi} \\ \times \sum_x \sum_y (x_0 - x)^{k-\zeta-2\xi} (y_0 - y)^{2\xi+\zeta} I(x, y) \quad (5.30)$$

L'étape suivante consiste à exprimer les moments de Zernike selon le point (N_x, N_y) .

$$\begin{aligned}
 Z_{pq} &= \frac{p+1}{\pi} \sum_{\substack{k=q \\ (p-k)\%2=0}}^p (-1)^k \frac{B_{pqk}}{r_{max}^k} \sum_{\zeta=0}^q \sum_{\xi=0}^{\frac{k-q}{2}} i^\zeta C_q^\zeta C_{\frac{k-q}{2}}^\xi \\
 &\times \sum_x \sum_y (x_0 - N_x + N_x - x)^{k-\zeta-2\xi} (y_0 + N_y - N_y - y)^{2\xi+\zeta} I(x, y) \quad (5.31)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{p+1}{\pi} \sum_{\substack{k=q \\ (p-k)\%2=0}}^p (-1)^k \frac{B_{pqk}}{r_{max}^k} \sum_{\zeta=0}^q \sum_{\xi=0}^{\frac{k-q}{2}} i^\zeta C_q^\zeta C_{\frac{k-q}{2}}^\xi \sum_x \sum_y I(x, y) \\
 &\sum_{a=0}^{k-\zeta-2\xi} C_{k-\zeta-2\xi}^a (x_0 - N_x)^{k-\zeta-2\xi-a} (N_x - x)^a \sum_{b=0}^{2\xi+\zeta} C_{2\xi+\zeta}^b (y_0 + N_y)^{2\xi+\zeta-b} (-N_y - y)^b \quad (5.32)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{p+1}{\pi} \sum_{\substack{k=q \\ (p-k)\%2=0}}^p (-1)^k \frac{B_{pqk}}{r_{max}^k} \sum_{\zeta=0}^q \sum_{\xi=0}^{\frac{k-q}{2}} i^\zeta C_q^\zeta C_{\frac{k-q}{2}}^\xi \sum_{a=0}^{k-\zeta-2\xi} C_{k-\zeta-2\xi}^a X_c^{k-\zeta-2\xi-a} \sum_{b=0}^{2\xi+\zeta} C_{2\xi+\zeta}^b Y_c^{2\xi+\zeta-b} \\
 &\times \sum_x \sum_y (N_x - x)^a (-N_y - y)^b I(x, y) \quad (5.33)
 \end{aligned}$$

où $X_c = x_0 - N_x$ et $Y_c = y_0 + N_y$

Les coordonnées des pixels de l'image sont exprimées en nombres réels. Or nous avons besoin d'exprimer ces coordonnées en nombres entiers, afin de formuler les moments de Zernike en fonction des moments géométriques. Comme on peut le voir à la figure 5.7, l'image a un maillage hexagonal régulier. Par conséquent, les lignes paires doivent être distinguées des lignes impaires. Ainsi, la coordonnée de x est exprimée de deux façons différentes selon la ligne traitée (paire ou impaire).

x et y peuvent être exprimés de la façon suivante :

$$x = \begin{cases} (x_d - 0.5)p_x + o_x & \text{si } y_d \% 2 = 1, \\ (x_d - 1)p_x + o_x & \text{si } y_d \% 2 = 0. \end{cases} \quad (5.34)$$

$$y = (1 - y_d)p_y + o_y \quad (5.35)$$

où x_d et y_d sont des entiers positifs tels que $x_d = 1..X_d$ et $y_d = 1..Y_d$, notons que $X_d = 48$ correspond au nombre de colonnes, et $Y_d = 52$ au nombre de lignes, p_x (resp. p_y) est la distance entre deux colonnes (resp. lignes) et o_x et o_y , correspondent à la nouvelle position de l'origine de l'image dans le coin supérieur gauche.

Dans les équations suivantes, comme la première partie de l'expression ne change pas, seule la seconde partie est développée, nous la nommerons $\mu_{a,b}$.

$$\begin{aligned}
 \mu_{a,b} &= \sum_x \sum_y (N_x - x)^a (-N_y - y)^b I(x, y) \\
 &= \sum_{x_d=1}^{X_d} \sum_{\substack{y_d=1 \\ y_d \% 2=1}}^{Y_d} (N_x - ((x_d - 0.5)p_x + o_x))^a (-N_y - ((1 - y_d)p_y + o_y))^b I(x_d, y_d) + \\
 &\sum_{x_d=1}^{X_d} \sum_{\substack{y_d=1 \\ y_d \% 2=0}}^{Y_d} (N_x - ((x_d - 1)p_x + o_x))^a (-N_y - ((1 - y_d)p_y + o_y))^b I(x_d, y_d) \quad (5.36)
 \end{aligned}$$

En posant $N_x = p_x X_d$ et $N_y = p_y Y_d$, il vient :

$$\begin{aligned}
 \mu_{a,b} = & \sum_{x_d=1}^{X_d} \sum_{\substack{y_d=1 \\ y_d \% 2 = 1}}^{Y_d} ((X_d - x_d)p_x + 0.5p_x - o_x)^a ((-Y_d + y_d)p_y - p_y - o_y)^b I(x_d, y_d) + \\
 & \sum_{x_d=1}^{X_d} \sum_{\substack{y_d=1 \\ y_d \% 2 = 0}}^{Y_d} ((X_d - x_d)p_x + p_x - o_x)^a ((-Y_d + y_d)p_y - p_y - o_y)^b I(x_d, y_d)
 \end{aligned} \tag{5.37}$$

Dans ce cas, nous nous proposons de distinguer les deux différentes composantes de l'image, posons $y_d = 2y_{ed}$ si $y_d \% 2 = 0$ et $y_d = 2y_{od} - 1$ si $y_d \% 2 = 1$. Dans ce cas, la somme sur y_d sera délimitée par $Y_d/2$ et :

$$\begin{aligned}
 \mu_{a,b} = & \sum_{x_d=1}^{X_d} \sum_{y_{od}=1}^{\frac{Y_d}{2}} ((X_d - x_d)p_x + 0.5p_x - o_x)^a ((-Y_d + 2y_{od} - 1)p_y - p_y - o_y)^b I(x_d, y_d) + \\
 & \sum_{x_d=1}^{X_d} \sum_{y_{ed}=1}^{\frac{Y_d}{2}} ((X_d - x_d)p_x + p_x - o_x)^a ((-Y_d + 2y_{ed})p_y - p_y - o_y)^b I(x_d, y_d)
 \end{aligned} \tag{5.38}$$

$$\begin{aligned}
 \mu_{a,b} = & \sum_{x_d=1}^{X_d} \sum_{y_{od}=1}^{\frac{Y_d}{2}} ((X_d - x_d)p_x + 0.5p_x - o_x)^a (-2p_y(\frac{Y_d}{2} - y_{od}) - 2p_y - o_y)^b I(x_d, y_{od}) + \\
 & \sum_{x_d=1}^{X_d} \sum_{y_{ed}=1}^{\frac{Y_d}{2}} ((X_d - x_d)p_x + p_x - o_x)^a (-2p_y(\frac{Y_d}{2} - y_{ed}) - p_y - o_y)^b I(x_d, y_{ed})
 \end{aligned} \tag{5.39}$$

$$\begin{aligned}
 = & \sum_{x_d=1}^{X_d} \sum_{y_{od}=1}^{\frac{Y_d}{2}} I(x_d, y_{od}) \sum_{c=0}^a C_a^c (0.5p_x - o_x)^{a-c} p_x^c (X_d - x_d)^c \times \\
 & \sum_{d=0}^b C_b^d (-2p_y - o_y)^{b-d} (-2p_y)^d (\frac{Y_d}{2} - y_{od})^d + \\
 & \sum_{x_d=1}^{X_d} \sum_{y_{ed}=1}^{\frac{Y_d}{2}} I(x_d, y_{ed}) \sum_{c=0}^a C_a^c (p_x - o_x)^{a-c} p_x^c (X_d - x_d)^c \times \\
 & \sum_{d=0}^b C_b^d (-p_y - o_y)^{b-d} (-2p_y)^d (\frac{Y_d}{2} - y_{ed})^d
 \end{aligned} \tag{5.40}$$

$$\begin{aligned}
 \mu_{a,b} = & \sum_{c=0}^a \sum_{d=0}^b C_a^c M_{odd}^{a-c} N^c C_b^d O_{odd}^{b-d} P^d \sum_{x_d=1}^{X_d} \sum_{y_{od}=1}^{\frac{Y_d}{2}} (X_d - x_d)^c (\frac{Y_d}{2} - y_{od})^d I(x_d, y_{od}) + \\
 & \sum_{c=0}^a \sum_{d=0}^b C_a^c M_{even}^{a-c} N^c C_b^d O_{even}^{b-d} P^d \sum_{x_d=1}^{X_d} \sum_{y_{ed}=1}^{\frac{Y_d}{2}} (X_d - x_d)^c (\frac{Y_d}{2} - y_{ed})^d I(x_d, y_{ed})
 \end{aligned} \tag{5.41}$$

où $M_{odd} = 0.5p_x - o_x$, $M_{even} = p_x - o_x$, $N = p_x$, $O_{odd} = -2p_y - o_y$, $O_{even} = -p_y - o_y$ et $P = -2p_y$.

L'équation (5.41) montre que les moments de Zernike peuvent être calculés à partir des moments géométriques. Si l'on considère deux grilles d'accumulation, la première permet de calculer

les moments d'accumulation sur les lignes impaires de l'image et la seconde sur les lignes paires. Étant donné que le calcul est divisé en deux parties différentes, l'image devra être organisée en deux composantes : la composante impaire de l'image et la composante paire. Par conséquent, conformément à (5.18), l'analogie donne une expression des moments de Zernike qui est fonction de ψ_{odd} (moments d'accumulation calculés à partir de la composante impaire de l'image) et de ψ_{even} (moments d'accumulation calculés à partir de la composante paire de l'image).

$$\sum_{x_d=1}^{X_d} \sum_{y_{od}=1}^{\frac{Y_d}{2}} (X_d - x_d)^c \left(\frac{Y_d}{2} - y_{od}\right)^d I(x_d, y_{od}) = \sum_{e=0}^c \sum_{f=0}^d S(c, e) S(d, f) \psi_{odd, e, f} \quad (5.42)$$

$$\sum_{x_d=1}^{X_d} \sum_{y_{ed}=1}^{\frac{Y_d}{2}} (X_d - x_d)^c \left(\frac{Y_d}{2} - y_{ed}\right)^d I(x_d, y_{ed}) = \sum_{e=0}^c \sum_{f=0}^d S(c, e) S(d, f) \psi_{even, e, f} \quad (5.43)$$

En réinjectant (5.42) et (5.43) dans l'équation (5.41), les moments de Zernike sont reformulés comme suit :

$$\begin{aligned} Z_{pq} = & \frac{p+1}{\pi} \sum_{\substack{k=q, \\ p-k\%2=0}}^p \sum_{\zeta=0}^q \sum_{\xi=0}^{\frac{k-q}{2}} i^\zeta (-1)^k C_q^\zeta C_q^\xi \frac{B_{pqk}}{r_{max}^k} \sum_{a=0}^{k-\zeta-2\xi} C_{k-\zeta-2\xi}^a X_c^{k-\zeta-2\xi-a} \sum_{b=0}^{2\xi+\zeta} C_{2\xi+\zeta}^b Y_c^{2\xi+\zeta-b} \\ & \times \left[\sum_{c=0}^a \sum_{d=0}^b C_a^c M_{odd}^{a-c} N^c C_b^d O_{odd}^{b-d} P^d \sum_{e=0}^c \sum_{f=0}^d S(c, e) S(d, f) \psi_{odd, e, f} \right. \\ & \left. + \sum_{c=0}^a \sum_{d=0}^b C_a^c M_{even}^{a-c} N^c C_b^d O_{even}^{b-d} P^d \sum_{f=0}^d S(c, e) S(d, f) \psi_{even, e, f} \right] \quad (5.44) \end{aligned}$$

D'une manière analogue, les coordonnées du centre de l'image (x_0, y_0) peuvent être calculés à partir des moments d'accumulation.

$$\begin{aligned} x_0 &= \frac{m_{01}}{m_{00}} \\ y_0 &= \frac{m_{10}}{m_{00}} \end{aligned}$$

Avec

$$m_{00} = \psi_{odd,0,0} + \psi_{even,0,0} \quad (5.45)$$

$$\begin{aligned} m_{01} &= (-1) \sum_{b=0}^1 C_1^b N_y^{1-b} \left[\sum_{d=0}^b C_b^d O_{odd}^{b-d} P^d \sum_{f=0}^d S(d, f) \psi_{odd,0,f} + \sum_{d=0}^b C_b^d O_{even}^{b-d} P^d \sum_{f=0}^d S(d, f) \psi_{even,0,f} \right] \\ &= (-1) [N_y (\psi_{odd,0,0} + \psi_{even,0,0}) + (O_{odd} \psi_{odd,0,0} + O_{even} \psi_{even,0,0} \\ &\quad + P \times S(1, 0) (\psi_{odd,0,0} + \psi_{even,0,0}) + P \times S(1, 1) (\psi_{odd,0,1} + \psi_{even,0,1})] \quad (5.46) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} m_{10} &= (-1) \sum_{a=0}^1 C_1^a (-N_x)^{1-a} \\ &\times \left[\sum_{c=0}^a C_a^c O_{odd}^{a-c} P^c \sum_{e=0}^c S(c, e) \psi_{odd, e, 0} + \sum_{c=0}^a C_a^c O_{even}^{a-c} P^c \sum_{e=0}^c S(c, e) \psi_{even, e, 0} \right] \\ &= (-1) [(-N_x) (\psi_{odd,0,0} + \psi_{even,0,0}) + (O_{odd} \psi_{odd,0,0} + O_{even} \psi_{even,0,0} \\ &\quad + P \times S(1, 0) (\psi_{odd,0,0} + \psi_{even,0,0}) + P \times S(1, 1) (\psi_{odd,1,0} + \psi_{even,1,0})] \quad (5.47) \end{aligned}$$

Il vient alors :

$$\begin{aligned}
 x_0 &= -N_y - P \times S(1,0) - \frac{O_{odd}\psi_{odd,0,0} + O_{even}\psi_{even,0,0}}{\psi_{odd,0,0} + \psi_{even,0,0}} - \frac{P \times S(1,1)(\psi_{odd,0,1} + \psi_{even,0,1})}{\psi_{odd,0,0} + \psi_{even,0,0}} \\
 y_0 &= N_x - P \times S(1,0) - \frac{O_{odd}\psi_{odd,0,0} + O_{even}\psi_{even,0,0}}{\psi_{odd,0,0} + \psi_{even,0,0}} - \frac{P \times S(1,1)(\psi_{odd,1,0} + \psi_{even,1,0})}{\psi_{odd,0,0} + \psi_{even,0,0}}
 \end{aligned}$$

Nous avons développé ici un algorithme permettant de calculer les moments de Zernike à l'aide de générateurs de moments. Cet algorithme présente l'avantage de pouvoir être utilisé sur des images dont la topologie est régulière (aussi bien maillage hexagonal que triangulaire) sous condition d'utilisation d'une deuxième grille d'accumulation. Le deuxième avantage de cet algorithme est sa simplicité de mise en œuvre sur cible FPGA, par exemple. Le principe de cet algorithme repose sur le calcul des moments d'accumulation et est facilement calculé grâce à une simple grille d'accumulation.

5.6.1.2 Description de l'architecture

Afin de rendre l'exploitation de (5.44) plus aisée, nous avons besoin de réorganiser l'expression des moments de Zernike de la façon suivante :

$$Z_{pq} = \sum_e \sum_f \Gamma_{odd,e,f}^{p,q} \psi_{odd,e,f} + \Gamma_{even,e,f}^{p,q} \psi_{even,e,f} \quad (5.48)$$

où

$$\begin{aligned}
 \Gamma_{odd,e,f}^{p,q} &= \frac{(p+1)}{\pi} \sum_{k=q}^p t_{k,e} t_{k,f} \sum_{\zeta=0}^q \sum_{\xi=0}^{\frac{k-q}{2}} \alpha_{e,\zeta,\xi}^k \beta_{f,\zeta,\xi}^k i^\zeta (-1)^k \frac{B_{pqk}}{r_{max}^k} C_q^\zeta C_{\frac{k-q}{2}}^\xi \\
 &\quad \sum_{a=0}^{k-\zeta-2j} \sum_{b=0}^{2\xi+\zeta} t_{a,e} t_{b,f} C_{k-\zeta-2\xi}^a C_{2\xi+\zeta}^b X_c^{k-\zeta-2\xi-a} Y_c^{2\xi+\zeta-b} \\
 &\quad \sum_{c=0}^a \sum_{d=0}^b C_a^c C_b^d M_{odd}^{a-c} N^c O_{odd}^{b-d} P^d S(c,e) S(d,f) \\
 \Gamma_{even,e,f}^{p,q} &= \frac{(p+1)}{\pi} \sum_{k=q}^p t_{k,e} t_{k,f} \sum_{\zeta=0}^q \sum_{\xi=0}^{\frac{k-q}{2}} \alpha_{e,\zeta,\xi}^k \beta_{f,\zeta,\xi}^k i^\zeta (-1)^k \frac{B_{pqk}}{r_{max}^k} C_q^\zeta C_{\frac{k-q}{2}}^\xi \\
 &\quad \sum_{a=0}^{k-\zeta-2\xi} \sum_{b=0}^{2\xi+\zeta} t_{a,e} t_{b,f} C_{k-\zeta-2\xi}^a C_{2\xi+\zeta}^b X_c^{k-\zeta-2\xi-a} Y_c^{2\xi+\zeta-b} \\
 &\quad \sum_{c=0}^a \sum_{d=0}^b C_a^c C_b^d M_{even}^{a-c} N^c O_{even}^{b-d} P^d S(c,e) S(d,f)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{avec } t_{g,h} &= \begin{cases} 1 & \text{si } h \leq g, \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}, \\
 \alpha_{e,\zeta,\xi}^k &= \begin{cases} 1 & \text{si } e \leq k - \zeta - 2\xi, \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}, \\
 \text{et } \beta_{f,\zeta,\xi}^k &= \begin{cases} 1 & \text{si } f \leq 2\xi + \zeta, \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}.
 \end{aligned}$$

L'architecture du calcul des moments de Zernike (voir figure 5.8) peut être décrite comme suit :
 (i) L'image est d'abord divisée en deux parties : la composante impaire (resp. paire) de l'image qui ne contient que les lignes impaires (resp. paires) de l'image. (ii) Les moments d'accumulation sont

calculés en parallèle sur deux grilles d'accumulation séparées. (iii) D'une part, l'accumulation de moments d'ordre $(0, 0)$, $(0, 1)$ et $(1, 0)$ alimentent le bloc qui calcule $X_c^{k-\zeta-2\xi-a}$, $Y_c^{2\xi+\zeta-b}$ et r_{max}^{-k} . D'autre part, les moments d'accumulation sont transmis au bloc de calcul final des moments de Zernike, dans l'attente de la réalisation du calcul des coefficients de pondération de Zernike exécuté par le bloc de calcul de coefficients. (iv) Dès que $X_c^{k-\zeta-2\xi-a}$, $Y_c^{2\xi+\zeta-b}$ et r_{max}^{-k} sont calculés, les coefficients $\Gamma_{odd,e,f}^{p,q}$ et $\Gamma_{even,e,f}^{p,q}$ peuvent être calculés par le bloc de calcul des coefficients. (v) Les coefficients sont transmis au bloc de calcul final afin d'évaluer les moments de Zernike en fonction de (5.48). Leurs modules sont ensuite calculés.

Moments d'accumulation La grille d'accumulation (voir figure 5.9) est constituée d'une série d'accumulateurs. Ils sont disposés de telle sorte que l'accumulation est d'une part exécutée sur chaque ligne par le biais d'une ligne d'accumulations constituée des ψ_m avec $m = 0..p$ et d'autre part l'accumulation sur les colonnes est effectuée par les colonnes d'accumulation constituées de ψ_{mn} pour $n = 0..(p-m)$. Dès que la ligne se termine sur un accumulateur ψ_m , son résultat est transmis à la première cellule d'accumulation de la colonne d'accumulation correspondante ψ_{m0} et ψ_m est remis à zéro. Dans le même temps, tous les accumulateurs de la colonne correspondante propagent leur accumulation à la cellule d'accumulation suivante.

Les registres utilisés dans les colonnes d'accumulateurs sont synchronisés sur la fin de chaque ligne, afin de tenir compte de la topologie de l'image. Dans notre cas, les coins ont été remplis avec des zéros avant de diviser l'image. Par conséquent, la taille de chaque composante de l'image est de $X_d \times Y_d/2$. Dans ce cas, le moment d'accumulation $\psi_{e,f}$ est calculé sur $X_d \times (\frac{Y_d}{2} + f) + e$ cycles d'horloge à partir du moment où le premier pixel arrive à la grille d'accumulation.

Calcul des coefficients de pondération Un point majeur de la mise en œuvre des moments de Zernike est le calcul des coefficients. Le principal problème de ce calcul dépend de l'équilibre entre le nombre de coefficients stockés dans le FPGA et le nombre d'opérations qui sont utiles pour calculer ces coefficients. Le tableau 5.5 montre le nombre d'opérations qui sont nécessaires au calcul des coefficients des moments de Zernike jusqu'à l'ordre 8. La configuration 1 correspond au cas où B_{pqk} (55 valeurs), C_p^k (45 valeurs), la matrice S (45 valeurs) et les M_{odd}^p , les M_{even}^p , les N^p , les O_{odd}^p , les O_{even}^p et les P^p ($9 \times 6 = 54$ valeurs), c'est-à-dire 199 valeurs stockées. La deuxième configuration correspond à un stockage des résultats portant sur les opérations : $\frac{p+1}{\pi}(-1)^k B_{pqk} C_q^\zeta C_{\frac{k-q}{2}}^\xi$, $C_{k-\zeta-2\xi}^a C_{2\xi+\zeta}^b$, $C_a^c M_{odd}^{a-c} N^c$, $C_a^c M_{even}^{a-c} N^c$, $C_b^d O_{odd}^{b-d} P^d$, $C_b^d O_{even}^{b-d} P^d$ et $S(c, e)S(d, f)$. S'il n'y a pas d'optimisation du stockage de ces valeurs, la mémoire occupée sera non négligeable (4564 valeurs), mais en utilisant la redondance de chaque groupe et le stockage centralisé de la valeur de 1, le nombre de valeurs stockées peut être ramené à 1203. Même si le nombre de valeurs à stocker a sensiblement augmenté, le nombre de multiplications est, quant à lui, divisé par deux par rapport à la première configuration.

La figure 5.10 présente le calcul des coefficients de Zernike en tenant compte de la deuxième configuration. Le bloc de contrôle permet de limiter les sommes, gérer les accès mémoire et les multiplexeurs. Les look-up tables (LUT) T1, T2, T3, T4, T5, T6 et T7 correspondent respectivement à $C_a^c M_{odd}^{a-c} N^c$, $C_b^d O_{odd}^{b-d} P^d$, $C_a^c M_{even}^{a-c} N^c$, $C_b^d O_{even}^{b-d} P^d$, $S(c, e)S(d, f)$, $C_{k-\zeta-2\xi}^a C_{2\xi+\zeta}^b$, et $\frac{p+1}{\pi}(-1)^k B_{pqk} C_q^\zeta C_{\frac{k-q}{2}}^\xi$.

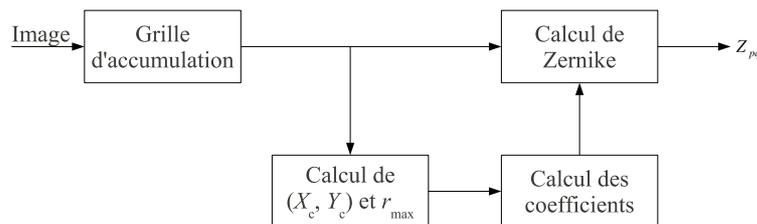


FIGURE 5.8 – Schéma général de l'architecture des moments de Zernike.

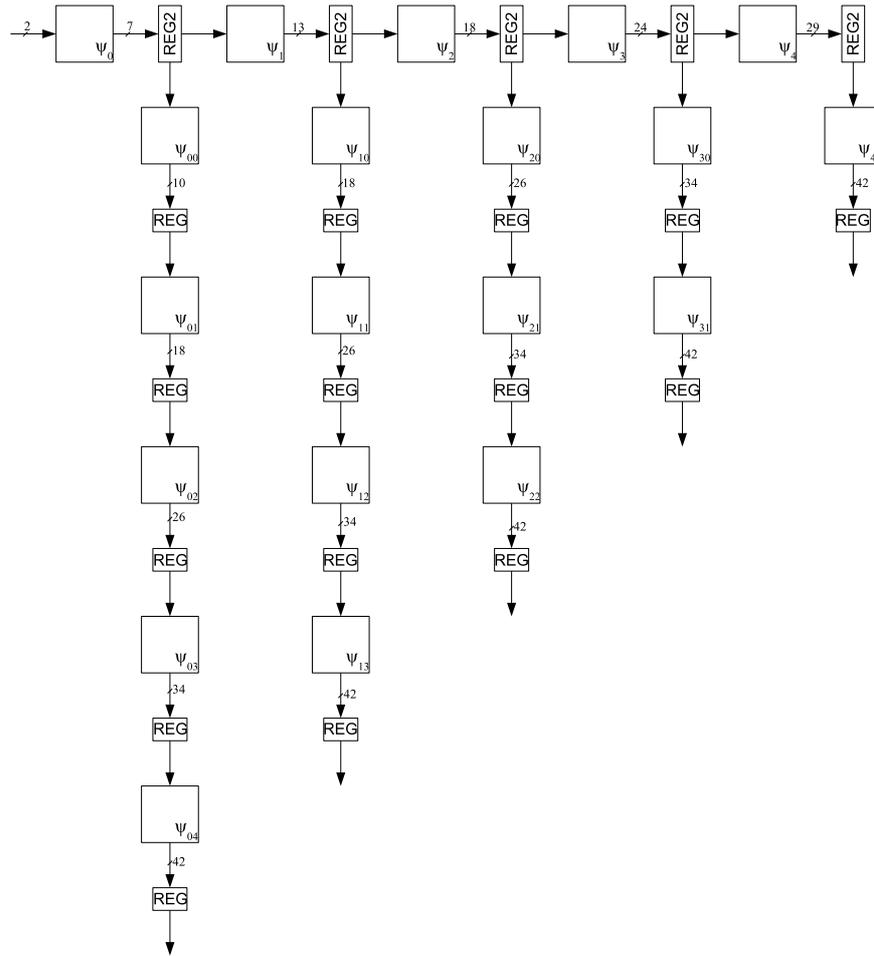


FIGURE 5.9 – Exemple d’une grille d’accumulation de largeur 4.

T1-2 (resp. T3-4) signifie que les T1 et T2 (resp. T3 et T4) sont d’abord lus et ensuite le produit entre les valeurs lues est calculé.

Calcul final des moments de Zernike La figure 5.11 décrit l’architecture mise en œuvre pour le bloc de calcul final des moments de Zernike. Ce dernier consiste à finaliser le calcul des moments de Zernike en effectuant la somme des moments d’accumulation pondérés par les coefficients de Zernike calculés précédemment. Enfin le module de chaque moment est calculé. Afin de limiter les ressources logiques utilisées, le calcul de la racine carrée est simplifié conformément à l’approximation suivante :

$$\sqrt{x^2 + y^2} \approx \max(|x|, |y|, \frac{3}{4}(|x| + |y|)) \quad (5.49)$$

Cette approximation est souvent utilisée pour l’implantation d’algorithmes de traitement des images afin de simplifier le calcul de la norme sans affecter le résultat de manière significative.

5.6.2 Implantation du calcul des moments de Zernike

Afin de calculer les moments de Zernike en fonction des moments d’accumulation, une architecture originale a été proposée. Cette architecture est très régulière et simplifie la mise en œuvre sur une cible FPGA. En effet, les calculs sont basés sur des multiplieurs, des additionneurs ou des MAC et sont largement disponibles dans les FPGA. Afin d’améliorer les performances, les opérateurs MAC sont câblés dans certains FPGA comme le DSP48 dans le Virtex4 de Xilinx.

TABLE 5.5 – Nombre d'opérations à exécuter pour le calcul des $\Gamma_{e,f}^{p,q}$ coefficients.

p	Nb. accumulations	Nb. multiplications	
		configure 1	configure 2
0	2	25	14
1	16	183	102
2	101	1225	672
3	349	5543	3000
4	1311	22987	12266
5	4267	77637	41010
6	13642	241767	126592
7	38860	660481	343560
8	104663	1692910	875720

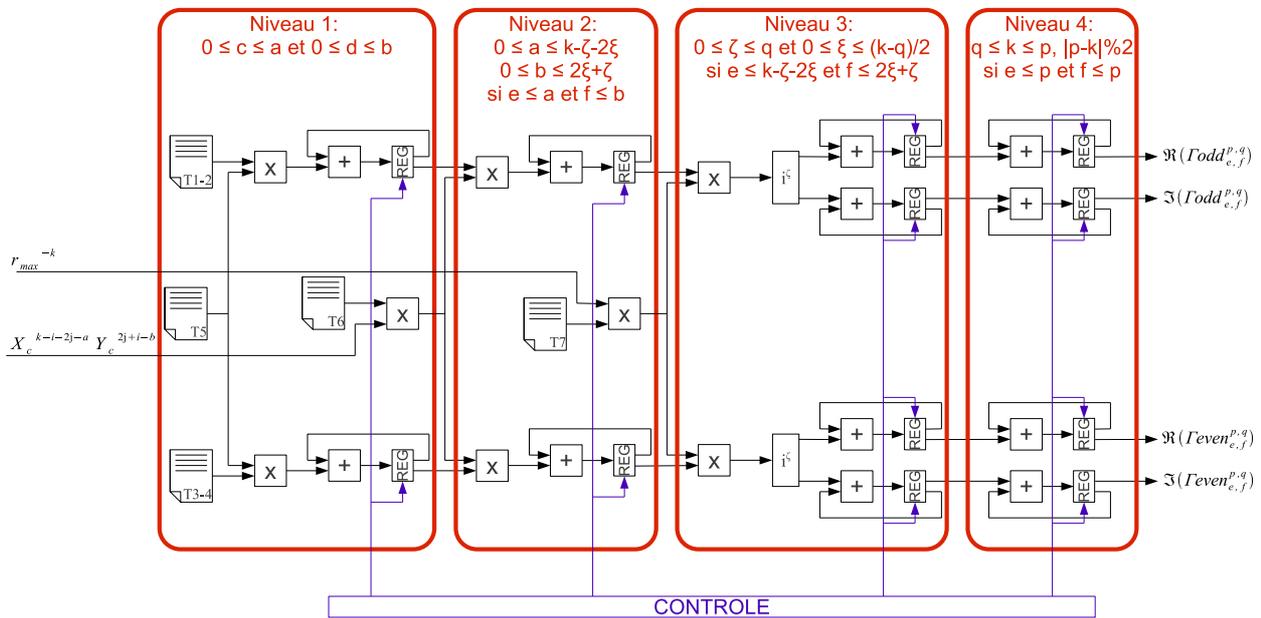


FIGURE 5.10 – Calcul des coefficients de Zernike

Deux optimisations de l'architecture sont envisageables à savoir une optimisation des ressources ou une optimisation du temps d'exécution.

Optimisation des ressources Cette approche permet de reproduire en partie la structure d'un processeur. Les calculs sont effectués de façon itérative et les coefficients sont lus de façon séquentielle à partir des tableaux. Les résultats peuvent être stockés temporairement dans la mémoire, plutôt que dans des registres. Dans cette approche, le nombre d'itérations est directement proportionnel à l'ordre du moment désiré et il reste relativement faible (de l'ordre du millier). La figure 5.12 représente l'une des deux variantes de réalisation : avec ou sans pipeline. L'organisation en pipeline permet d'augmenter la fréquence de calcul des itérations.

Optimisation de la fréquence de fonctionnement Dans ce cas, nous considérons que les ressources matérielles pour exécuter le calcul sont suffisantes. Par conséquent, l'architecture comprend tous les opérateurs en pipeline nécessaires comme suggéré dans la figure 5.10. Les résultats intermédiaires sont stockés dans des registres. Cette solution offre la possibilité de réduire le nombre d'opérateurs en réutilisant les mêmes ressources matérielles, comme indiqué dans la figure 5.13.

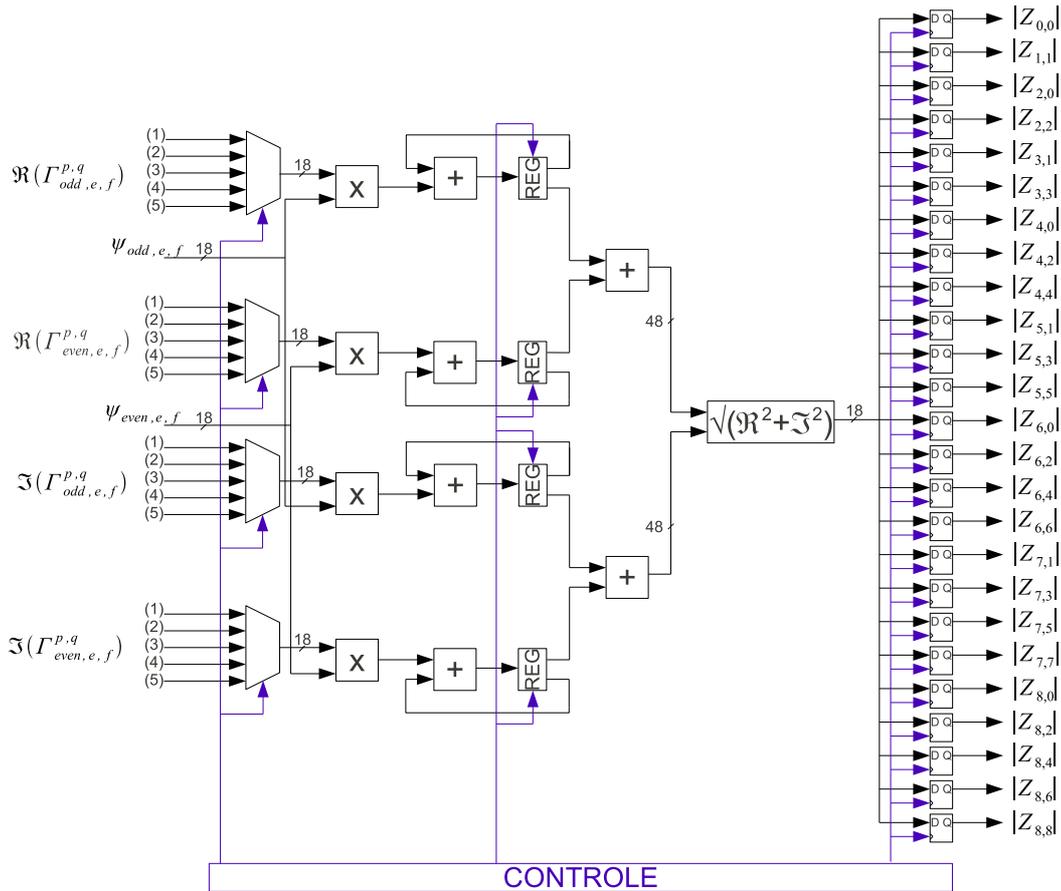


FIGURE 5.11 – Calcul des moments de Zernike à partir des moments d’accumulation.

5.6.3 Performances obtenues

5.6.3.1 Ressources utilisées

Les ressources nécessaires pour mettre en œuvre l’architecture permettant de calculer les moments de Zernike sont répertoriées dans le tableau 5.6. La grille d’accumulation est réalisée avec des ressources logiques. Aucun bloc DSP n’est utilisé à ce niveau. Le calcul des moments de Zernike via les moments d’accumulation se fait de façon parallèle. Cinq lignes de calcul permettent de calculer les coefficients de Zernike. Elles utilisent chacune 12 blocs DSP pour cette étape du calcul. L’étape de finalisation du calcul des moments de Zernike (bloc de calcul des moments de Zernike en fonction des moments d’accumulation) se fait de façon pipelinée en prenant en entrée les moments d’accumulation et les coefficients de Zernike correspondants. Cette étape de calcul utilise 4 blocs DSP. En sortie de cette étape, on dispose des 25 moments de Zernike en parallèle.

Selon le tableau 5.6, il est clair que l’ensemble du système peut tenir dans un FPGA avec un nombre de ressources logiques réduit ($\approx 3,6\%$). En outre, l’architecture a été conçue afin de tirer

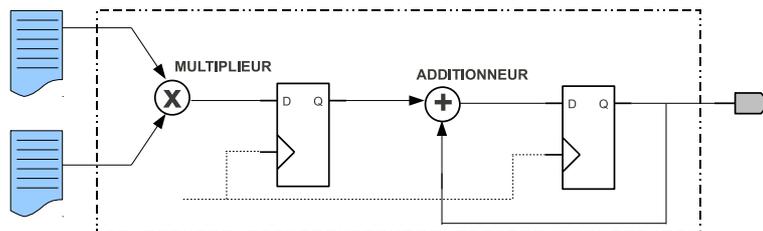


FIGURE 5.12 – Utilisation des opérateurs MAC.

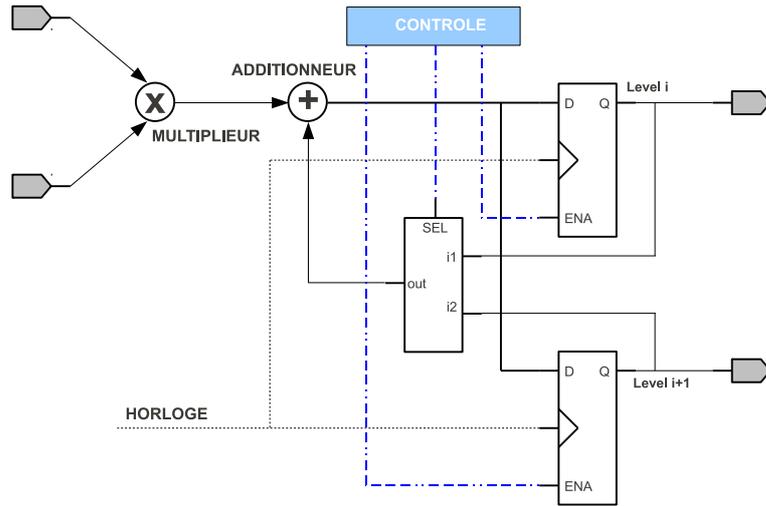


FIGURE 5.13 – Réduction des ressources par réutilisation des opérateurs dédiés.

TABLE 5.6 – Résumé des ressources utilisées pour le calcul des moments de Zernike

	Ressources logiques occupées/disponibles	Blocs DSP dédiés utilisés/disponibles	Blocs mémoire utilisés/disponibles (kbits)
Moments d'accumulation	1786/49152	0/96	0/4320
Moments de Zernike	0/49152	64/96	108/4320
Total	1786/49152 (3,6%)	64/96 (67%)	108/4320 (2,5%)

pleinement profit de la nature intrinsèque des ressources dédiées du FPGA c'est-à-dire les blocs mémoire et les DSP48.

5.6.3.2 Temps d'exécution

Le temps de calcul global de l'ensemble de l'architecture est résumé dans le tableau 5.7. Le temps de calcul des moments de Zernike est de 114,9 μ s.

La plupart du temps de calcul est monopolisé par le calcul des moments de Zernike en fonction des moments de l'accumulation. Ceci est principalement dû au grand nombre d'accumulations à accomplir (104663 accumulations jusqu'à l'ordre 8) et que ces calculs sont effectués par itération. Même si nous avons décidé de paralléliser l'architecture en cinq étapes, le nombre d'itérations reste élevé (\approx 30000).

La fréquence d'horloge maximale a été estimée à 120 MHz et 366 MHz pour les blocs DSP.

TABLE 5.7 – Performances temporelles

Module	Temps d'exécution en μ s
Moments d'accumulation	13.5
Moments de Zernike	101.4
Total	114.9

5.7 Implantation des réseaux de neurones

Dans notre étude, nous considérerons la structure de réseau neuronal déjà présentée dans le chapitre 4, à savoir un PMC à couche cachée unique.

Dans ce type de réseau, l'évolution de la sortie suit l'équation 5.50.

$$y_j^{(L)} = f(v_j^{(L)}) = f\left(\sum_{i=1}^{N_{L-1}} W_{ij}^L x_i^{L-1}\right) \quad (5.50)$$

Dans l'équation 5.50, $W_{ij}^{(L)}$ est le poids entre le neurone i de la couche $(L - 1)$ et le neurone j de la couche (L) , et $x_i^{(L-1)}$ est la sortie du neurone i dans la couche $(L - 1)$. f est la fonction d'activation différentiable et non linéaire de type sigmoïde.

Dans notre travail, nous avons essayé de tirer parti du parallélisme intrinsèque des réseaux de neurones de manière à accélérer le calcul de la couche cachée.

5.7.1 Proposition d'architecture pour les réseaux de neurones

5.7.1.1 Description

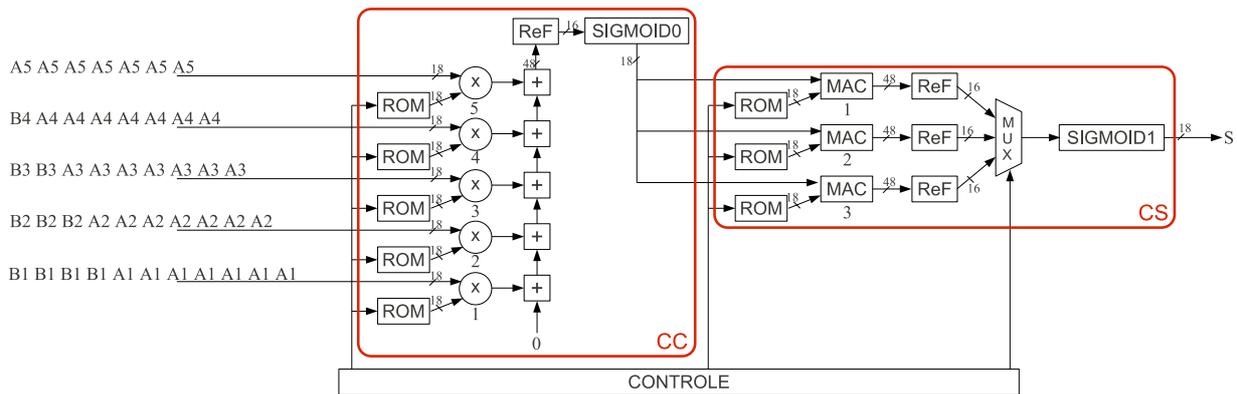


FIGURE 5.14 – Architecture matérielle implantant un réseau de neurones à 5 entrées, 7 neurones cachés et 3 sorties.

L'architecture proposée se veut flexible et facilement évolutive. Ceci a pour but de considérer d'éventuels changements dans le cahier des charges et permettre une évolution dans le cas où le trigger viendrait à changer. La méthode suivie a donc consisté à développer une architecture générique permettant facilement de pouvoir adapter sa structure aux conditions de l'expérience.

Un cas d'école est décrit à la figure 5.14 : un réseau de neurones de $I = 5$ entrées, $H = 7$ neurones sur la couche cachée et $O = 3$ sorties. Les données entrantes sont envoyées en série au réseau de neurones et arrivent par paquets A , B , etc. Les paquets contiennent les I éléments de chaque entrée. L'architecture se décompose en deux niveaux : le calcul de couche cachée (CC) et celui de la couche de sortie (CS).

Dans cet exemple, les cinq entrées (codées sur 18 bits) arrivent séquentiellement et sont fournies directement aux cinq multiplieurs (18x18) disposés en parallèle. A_j correspond à la $j^{\text{ième}}$ entrée de l'ensemble présent alors que B_j correspond à la $j^{\text{ième}}$ entrée de l'ensemble suivant. Les entrées sont synchronisées sur l'horloge et sont maintenues pendant H cycles d'horloge. Les multiplieurs permettent de réaliser le produit des entrées avec leurs poids respectifs stockés dans des mémoires ROM (Read Only Memory). Chacune de ces mémoires contient l'ensemble de poids reliant une entrée à tous les neurones de la couche suivante. À chaque cycle d'horloge, une accumulation est réalisée et la somme transite à travers tous les additionneurs. La sortie du dernier additionneur est transmise à un opérateur de remise en forme (ReF) afin de transformer le signal initialement codé

sur 48 bits en un signal sur 16 bits. Ce signal adresse ensuite une mémoire tabulant la fonction sigmoïde d'activation (SIGMOID0) en 65536 valeurs de 18 bits.

Les résultats de la couche cachée sont transmis à la couche de sortie pour effectuer les multiplications-accumulations correspondantes. Chaque unité MAC calcule la somme pondérée associée à un neurone de sortie. Dans l'étage CS, chaque mémoire ROM contient l'ensemble des poids reliant une sortie aux différents neurones de la couche cachée. Après l'opération MAC, les données sont à nouveau mises en forme sur 16 bits afin d'adresser la seconde mémoire sigmoïde d'activation. Le flot de données est multiplexé de manière à réduire l'utilisation des mémoires. L'étage de contrôle permet le séquençement des différentes opérations dans l'architecture. Il va permettre la synchronisation des multiplications dans la couche cachée par le biais de la commande de lecture dans la ROM. Le procédé est le même en ce qui concerne les unités MAC de la couche de sortie. Enfin, c'est aussi l'étage de contrôle qui commande le multiplexage des données en sortie du réseau de neurones.

Le temps d'exécution du réseau de neurones, à partir de l'occurrence de la première entrée, est égal à $I + H + c + O$ cycles d'horloge, c étant une constante dépendant de la latence des différentes opérations (dans notre cas $c = 6$). Cette constante peut être revue en fonction des différentes performances à atteindre, notamment la fréquence maximale d'utilisation.

5.7.1.2 Avantages de cette architecture

Un avantage majeur de cette architecture réside dans le fait que de simples compteurs permettent de gérer le flot de données à travers les couches du réseau. Le contrôle devient alors très simple à mettre en œuvre et très peu coûteux en ressources. Ces compteurs sont limités par les paramètres du réseau de neurones. La gestion des ROM se fait sur chaque coup d'horloge et l'incrémentement est limité par le nombre de neurones sur la couche cachée H . Ceci est vrai pour les ROM associées aussi bien à la couche cachée que la couche de sortie. La gestion du multiplexeur se fait aussi sur chaque coup d'horloge et son incrémentement est limité par le nombre de sorties O .

Dans l'architecture proposée, le nombre de multiplieurs requis pour calculer l'ensemble du réseau est fixé à $I + O$, où I est le nombre d'entrées et O est le nombre de sorties. Il est donc indépendant du nombre de neurones sur la couche cachée. L'architecture est entièrement scalable. L'ajout d'un neurone sur la couche cachée ne demande qu'une incrémentement de la valeur de compteur. L'ajout d'une entrée ne requiert que l'ajout d'un multiplieur, d'une mémoire et d'un additionneur. L'ajout d'une sortie nécessite une nouvelle ROM ainsi qu'une unité MAC supplémentaire.

D'autre part, il est à noter l'utilisation d'une unique mémoire permettant de tabuler les valeurs de la fonction d'activation pour l'ensemble des neurones de la couche cachée. Ceci permet une grande liberté dans le choix de la fonction d'activation du PMC indépendamment de l'architecture. L'ajout du multiplexeur en sortie du réseau de neurones permet l'économie de mémoire dédiée aux fonctions d'activation. Cette astuce impose la sérialisation des sorties, elles arrivent ainsi sur le même bus. Bien entendu, cette solution n'est applicable que dans le cas où le nombre de sorties est inférieur ou égal au nombre de neurones de la couche cachée. Si ce n'est pas le cas, la latence n'est pas suffisante pour la sérialisation des sorties du réseau de neurones.

5.7.2 Performances obtenues

Dans les sections suivantes, les ressources utilisées ainsi que les performances en termes de temps d'exécution sont présentées.

5.7.2.1 Ressources

Aujourd'hui, la plupart des circuits reconfigurables sont dotés de ressources dédiées supplémentaires permettant d'accélérer les traitements tels que les MAC. Ils mettent en œuvre également de nombreux blocs mémoire. L'architecture proposée a été conçue afin d'utiliser massivement ce type de ressources. Ceci est d'autant plus intéressant, que les ressources logiques économisées peuvent

alors être utilisées pour implanter d'autres types d'algorithmes comme des prétraitements des données présentées au réseau, des opérations de normalisation, de post-traitement par exemple. Les ressources requises sont présentées dans le tableau 5.8.

TABLE 5.8 – Ressources de quelques circuits implantés

Taille du réseau $I \times H \times O$	Ressources logiques occupées/disponibles	Blocs DSP dédiés utilisés/disponibles	Blocs mémoire utilisés/disponibles (kbits)
HESS-II : $25 \times 38 \times 3$	477/49152 (1%)	28/96	2808/4320
$20 \times 20 \times 3$	477/49152 (1%)	23/96	2718/4320
$20 \times 255 \times 3$	477/49152 (1%)	23/96	2718/4320
$50 \times 255 \times 3$	477/49152 (1%)	53/96	3258/240
$50 \times 255 \times 8$	593/49152 (1%)	58/96	3348/240

Au regard de ce tableau, il est important de noter que quelque soit la configuration, l'occupation logique est très faible. Il est également clair que les ressources dédiées sont très massivement utilisées (blocs mémoire + blocs DSP). Les performances obtenues sont donc très liées à la quantité de ces ressources. On constate que les multiplications et additions associées aux entrées sont exécutées par les blocs DSP. De la même façon, les MAC associées aux neurones de sortie sont aussi exécutées par des DSP. C'est ainsi que l'occupation des DSP du FPGA est de $I + O$. De la même façon, les poids associés aux liaisons entre chaque entrée et les neurones de la couche cachée sont stockés dans les ROM associées à chaque entrée. Il en est de même pour les poids associés aux liaisons entre les neurones de la couche cachée et les neurones de sortie. En cas de dépassement des ressources dédiées, il est également possible de réaliser les opérations MAC à l'aide des ressources logiques restantes, au détriment de l'occupation du circuit. Ceci est aussi vrai pour l'implantation des mémoires ROM à partir des ressources logiques.

Le nombre de neurones sur la couche cachée n'influence pas l'occupation logique.

5.7.2.2 Temps d'exécution

TABLE 5.9 – Temps d'exécution de quelques circuits implantés

Taille du réseau $I \times H \times O$	Temps de traitement
HESS-II : $25 \times 38 \times 3$	700 ns
$20 \times 20 \times 3$	408 ns
$20 \times 255 \times 3$	2,36 μs
$50 \times 255 \times 3$	2,62 μs
$50 \times 255 \times 8$	2,65 μs

Les paramètres du réseaux de neurones comme le nombre d'entrées, de neurones sur la couche cachée ou de sorties ont un impact non négligeable sur le temps de traitement. En effet, le nombre d'entrées influent sur le nombre d'opérations à exécuter du fait de la façon pipelinée dont les entrées sont traitées. D'autre part, chaque entrée est reproduite H fois sur la couche cachée afin d'être traitée dans son intégralité ce qui justifie de la dépendance du nombre de neurones sur la couche cachée sur le temps de traitement. Ensuite les H résultats de la couche cachée sont transmis à la couche de sortie pour finaliser le calcul. Les sorties sont calculées en parallèle et elles sont maintenues sur H cycles d'horloge. Le fait que le temps de traitement soit aussi dépendant du nombre de sortie est dû au multiplexeur placé avant la dernière fonction d'activation. D'une façon générale, le temps requis à l'architecture proposée pour obtenir toutes les sorties après l'incidence de la première entrée peut être évalué de la façon suivante : $I + H + c + O$ cycles d'horloge, c étant une constante dépendant de la latence des différentes opérations.

TABLE 5.10 – Résumé des ressources utilisées pour l’implantation de notre système de décision complet.

Ressources logiques occupées/disponibles	Blocs DSP dédiés utilisés/disponibles	Blocs mémoire utilisés/disponibles	Temps d’exécution en μs
2263 / 49152 (4%)	92/96 (92%)	2916/4320 (67.5%)	115.6

5.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une solution matérielle pour le système de décision du trigger de niveau 2 du projet HESS-II. Dans la droite ligne de l’étude algorithmique proposée dans le chapitre 4, nous avons proposé deux architectures originales permettant de mettre en œuvre le calcul des moments de Zernike et celui des réseaux de neurones sur cible FPGA.

Les principales motivations ayant conduit à l’élaboration de ces architectures étaient directement liées aux contraintes temporelles de l’application, d’une part, et la complexité des algorithmes sélectionnés, d’autre part. En effet, nous ne disposons que de 500 μs environ pour le traitement de tous les algorithmes.

Pour le calcul des moments de Zernike, nous nous sommes inspirés des techniques des générateurs de moments afin de limiter les ressources utilisées dans le FPGA. Pour tenir compte de la topologie des images incidentes au trigger de niveau 2, nous avons adapté le nombre de grilles d’accumulation sur lesquelles reposent l’architecture. Le calcul des moments de Zernike s’en est trouvé complexifié et un certain nombre de coefficients ont été stockés dans les blocs mémoires afin de limiter le temps d’exécution. La phase de calcul des coefficients de pondération des moments d’accumulation est parallélisée sur 5 lignes de calcul différentes permettant ainsi d’obtenir les résultats finaux le plus rapidement possible.

Les moments de Zernike résultants alimentent ensuite un réseau de neurones de type PMC. Le calcul des résultats de la couche cachée se fait de façon pipelinée alors que ceux de la couche de sortie se fait en parallèle. Les caractéristiques intrinsèques du réseau de neurones sont utilisées pour la mise en œuvre de notre architecture. L’occupation des ressources pour le réseau de neurones est très faible ce qui laisse largement la place au prétraitement.

Nous avons donc présenté une architecture matérielle originale permettant d’implanter un système de reconnaissance de formes constitué d’un classifieur neuronal et d’un prétraitement. Un résumé des résultats de synthèse obtenus est présenté dans le tableau 5.10. Le circuit présenté exploite de manière optimale la technologie des circuits reconfigurables actuels. Il possède une empreinte logique relativement faible, ce qui permet d’envisager l’implantation conjointe d’autres types de traitements, par exemple. Finalement, nous avons confirmé la faisabilité du portage d’applications de calcul temps-réel complexes sur des circuits reconfigurables actuels.

Tous les concepts mis en œuvre visent à parvenir à une utilisation intensive de circuits FPGA qui sont intéressants pour plusieurs raisons. Tout d’abord, les progrès actuels dans la technologie reconfigurable FPGA en font une alternative intéressante par rapport à des circuits très puissants tels que les circuits ASIC. De plus, leur coût relativement modeste permet de mettre en œuvre rapidement un prototype de conception sans obstacles majeurs au développement. La reconfiguration constitue également un point important. Elle permet de configurer l’ensemble du système selon les besoins d’application ce qui confère aux FPGA la flexibilité et l’adaptabilité. Par exemple, dans le cadre du projet HESS, il serait concevable de reconfigurer le circuit selon le bruit environnant ou les conditions expérimentales.

Conclusion et perspectives

LE travail effectué au cours de cette thèse se situe dans le contexte de l'astronomie gamma. L'expérience HESS consiste en l'observation de rayonnement gamma au sol. Installée depuis fin 2003 en Namibie, elle continue de donner des résultats majeurs. C'est pourquoi son extension a été entreprise par l'ajout d'un télescope supplémentaire plus grand et plus sensible. Il pourra capturer des signatures de particules d'énergies inférieures à celles visibles des télescopes de la première phase de l'expérience. Compte tenu de la taille de ces nouvelles données et de leur quantité, il est nécessaire d'introduire dans l'électronique pour HESS-II un trigger performant capable de prendre une décision sur la pertinence du contenu des images en temps réel.

Le problème posé dans cette thèse présentait deux aspects : le premier ayant trait à la reconnaissance des formes et le second à son portage sur FPGA.

Au cours de la thèse, le problème de reconnaissance des formes a été abordé sous le jour des techniques propres au traitement des images. Le but était d'améliorer les résultats obtenus par la méthode de discrimination des signatures de particules classiquement utilisée en astrophysique : les paramètres de Hillas. Les particules pertinentes pour les astrophysiciens dans le cadre du projet HESS sont les gammas alors que les muons et les protons sont considérés comme du bruit. Les signatures de particules sont difficilement reconnaissables à l'œil nu même pour un expert. Ceci est dû aux différents paramètres intrinsèques à la gerbe lumineuse qui influent lors de sa capture par le télescope. Parmi eux, il y a l'énergie de la particule initiale, son angle d'incidence dans l'atmosphère, la distance d'impact par rapport au télescope. Il a donc fallu choisir une solution algorithmique qui soit capable de résoudre le problème de reconnaissance de formes dans un contexte où les représentants d'une classe donnée peuvent être très divers.

Une fois le choix algorithmique arrêté, il a fallu porter sur FPGA la solution retenue. Le L2 de HESS-II est soumis à des contraintes temps réel, un signal L2Accept/Reject doit intervenir en moyenne à une période de 500 μ s. Le FPGA retenu pour le portage est un Virtex4vlx100 de Xilinx.

Le problème de discrimination des données collectées par le télescope a été abordé par le biais des techniques propres au traitement des images et plus précisément à la reconnaissance des formes. Les réseaux de neurones ayant prouvé leur capacité à résoudre des problèmes similaires à celui qui nous a été posé, c'est naturellement que cette technique s'est imposée pour le trigger de niveau 2 de HESS-II.

Le fait de devoir porter le réseau de neurones sur FPGA a favorisé l'ajout d'un prétraitement en amont. En effet, celui-ci a pour but de limiter le nombre d'entrées du réseau de neurones. Ceci a aussi pour conséquence de faciliter la tâche du classifieur en limitant son nombre d'entrées au nombre de sorties du prétraitement. Plusieurs prétraitements ont été testés, parmi eux les moments de Zernike ont été retenus pour la chaîne de décision. Ainsi, la solution retenue pour la reconnaissance des formes est constituée des moments de Zernike jusqu'à l'ordre 8 qui sont fournis au réseau de neurones de type perceptron multicouches doté d'une couche cachée et de 3 sorties. Cette configuration a permis d'améliorer significativement la discrimination de particules compte tenu des résultats de classification obtenus :

- reconnaissance de gammas de 90% avec la solution neuronale contre 60% avec les paramètres de Hillas,
- réjection de muons de 70% contre 56%,
- et réjection de protons de 70% contre 37%.

L'implantation de cette solution neuronale a été faite sur un FPGA Virtex4vlx100 de Xilinx. Les moments de Zernike étant complexes à calculer, il a fallu modifier leur écriture afin de pouvoir exploiter les propriétés du FPGA. Par conséquent, ils ont été exprimés en fonction des moments d'accumulation, simples à calculer sur FPGA à l'aide de grilles d'accumulation. Pour la suite du calcul, les blocs DSP et les blocs mémoire ont largement été utilisés. Les blocs mémoires ont servi à stocker le maximum de coefficients utiles dans l'étage de calcul des coefficients des moments de Zernike, nous acquittant ainsi d'un certain nombre d'opérations qui auraient été coûteuses en ressources et en temps d'exécution. Les blocs DSP ont servi à implanter les MAC et multiplications suivies d'additions afin de gagner en temps d'exécution.

Pour les réseaux de neurones, une implantation flexible et rapide a été faite. Elle tire au mieux parti des propriétés intrinsèque du FPGA : le calcul de la couche cachée se fait de façon pipelinée alors que celui de la couche de sortie se fait en parallèle. D'autre part, les modifications de configuration du réseau de neurones se font très facilement, ce qui fait que cette architecture est aisément réutilisable dans le cadre d'une autre application.

La solution actuelle, dans sa globalité, respecte aussi bien les contraintes en ressources qu'en temps d'exécution. Les ressources dédiées sont largement utilisées contrairement aux ressources logiques. Ceci a pour effet d'optimiser le temps d'exécution de la chaîne de décision. Par ailleurs, on peut constater que la contrainte temporelle imposée par la collaboration est respectée avec 115.6 μ s utiles pour rendre une décision alors que 500 μ s étaient allouées.

Les perspectives de ce travail sont assez variées. Comme la thèse, elles sont à séparer en deux parties principales : le problème de reconnaissance de formes et l'adéquation algorithme-architecture.

Du point de vue de la reconnaissance des formes, plusieurs axes peuvent se dégager : le prétraitement, les perspectives du système neuronal et les autres techniques de classification pouvant être envisagées.

Les prétraitements testés au cours de la thèse sont nombreux et couvrent un large spectre des possibilités. Parmi ces prétraitements, le calcul des paramètres de l'ellipse peut être amélioré. En effet, nous avons procédé à une extrapolation des paramètres d'une ellipse reposant sur une image binaire. Or ce n'est pas le cas de nos images. Par conséquent, il faudrait s'approcher de la technique proposée par Hillas en se servant de statistiques (image idéale a une forme elliptique où l'intensité de la lumière est répartie selon une gaussienne pour chacun des axes). D'autres prétraitements peuvent aussi être envisagés comme l'analyse en composantes curvilignes. Cette approche consiste à proposer une représentation des données dans un espace de faible dimension qui respecte au mieux les distances entre observations. Elle peut en ce point être un meilleur prétraitement que l'ACP qui a été testée au cours de cette thèse.

Le système neuronal tel qu'il a été retenu au terme de l'étude de reconnaissance des formes peut aussi être optimisé. Le premier point consisterait à refaire les simulations des réseaux de neurones avec des bases d'apprentissage et de test plus fournies en muons et protons. Les particules gammas manquaient aussi pour la classe d'énergie de 20 GeV. De la même façon, les systèmes neuronaux présentés dans cette thèse n'ont pas été testés avec des gammas d'énergies continues. Enfin, le problème d'optimisation des bases d'apprentissage et de test a été effleuré au cours de cette thèse mais il doit être traité plus profondément. En effet, la quantification visant à isoler les caractéristiques d'une classe donnée n'a pas donné les résultats escomptés. Il faut donc envisager d'autres algorithmes comme l'analyse en composantes principales ou l'analyse en composantes curvilignes.

Enfin, toutes les pistes de classification n'ont pas été couvertes lors de cette thèse. Certaines d'entre elles ont été écartées d'emblée en raison de l'absence d'adéquation avec le problème posé comme les arbres de décision, la classification bayésienne, etc. Cependant, d'autres algorithmes de classification n'ont pas été traités faute de temps comme les réseaux de neurones de type RBF ou les SVM. Dans le cadre de cette perspective, l'étude algorithmique serait à entreprendre, de nouveau,

dans son intégralité (comparaison des prétraitements, optimisation des bases d'apprentissage et de test).

Du point de vue de l'architecture, l'amélioration du système implanté actuellement passera surtout par la réduction de temps d'exécution estimé.

Pour ce faire, on peut choisir d'augmenter encore le nombre de coefficients à stocker dans le FPGA utiles pour calculer les coefficients de Zernike. Or, actuellement, stocker plus de coefficients pour les moments de Zernike signifie ne plus avoir suffisamment de place dans les ressources dédiées (blocs mémoire) pour les poids ou la fonction d'activation du réseau de neurones. Néanmoins, au regard des ressources logiques utilisées par le système complet implanté tel quel, on constate qu'il est envisageable d'utiliser la logique disponible pour le stockage de coefficients supplémentaires.

Le stockage des coefficients peut aussi être optimisé en fonction des lignes de calcul. En effet, ces coefficients sont tributaires des calculs exécutés. Or actuellement l'ensemble des coefficients mis en mémoire est tout simplement reproduit 5 fois afin de répondre aux besoins de chacun des blocs de calcul des coefficients de Zernike sans pour autant avoir des conflits d'accès mémoire. Personnaliser les ensembles de coefficients mis en mémoire à la ligne de calcul qui lui est attribué reviendrait donc à s'assurer que la ressource qui leur est destinée est optimum (*i.e.* que les coefficients stockés pour une ligne de calcul donnée sont tous appelés au moins une fois).

Cependant, ces points ne sont pertinents que si on souhaite absolument optimiser l'architecture en temps d'exécution. En effet, dans son état actuel, celle-ci remplit déjà les contraintes de temps imposées par le projet. D'autre part, il faudra se demander s'il est nécessaire de complexifier l'architecture de la sorte et pour quel gain en temps.

Statistiques sur les données

A.1 Taille du cluster principal

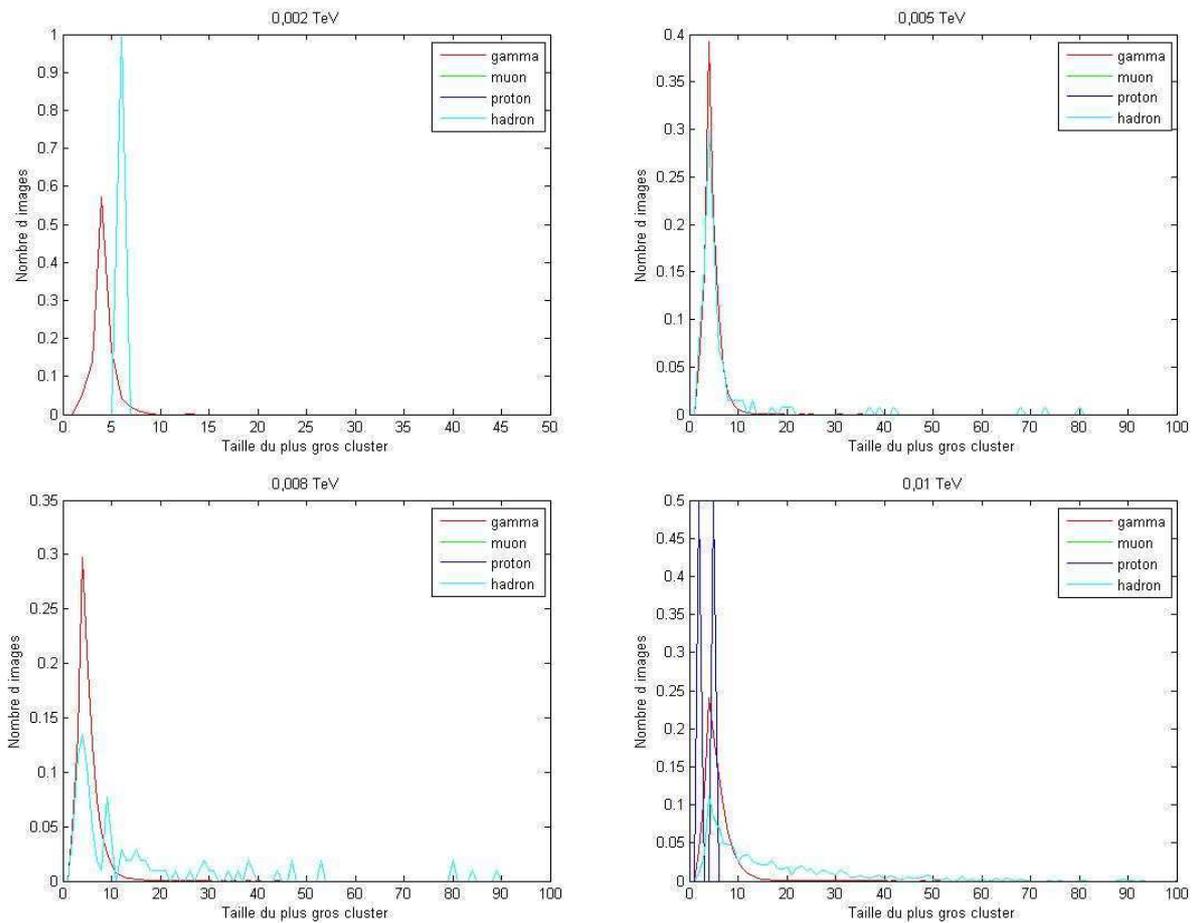


FIGURE A.1 – Taille du cluster principal - 0.002, 0.005, 0.008 et 0.01 TeV.

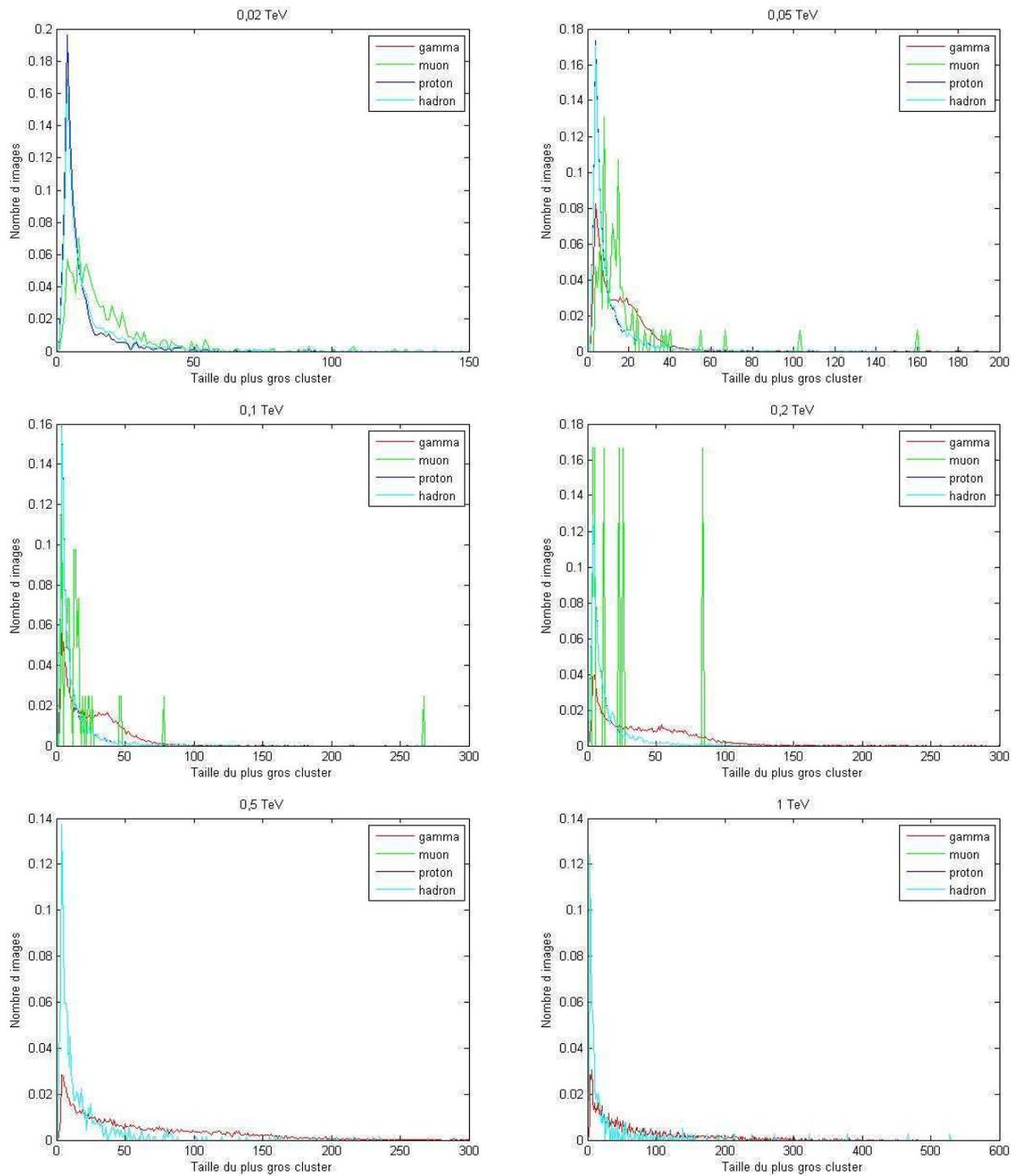


FIGURE A.2 – Taille du cluster principal - 0.02, 0.05, 0.1, 0.2, 0.5 et 1 TeV.

A.2 Nombre de pixels isolés par image

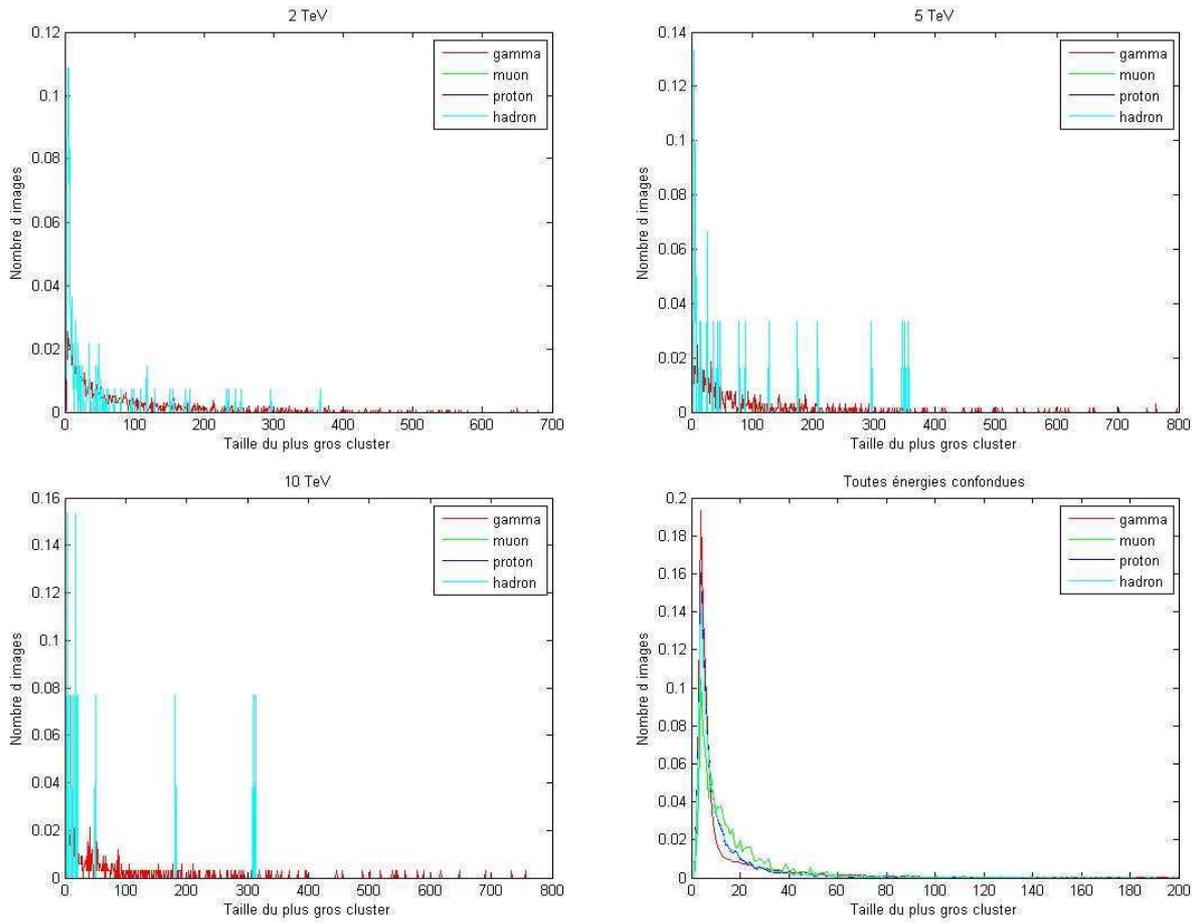


FIGURE A.3 – Taille du cluster principal - 2, 5, 10 TeV et toutes énergies confondues.

A.2 Nombre de pixels isolés par image

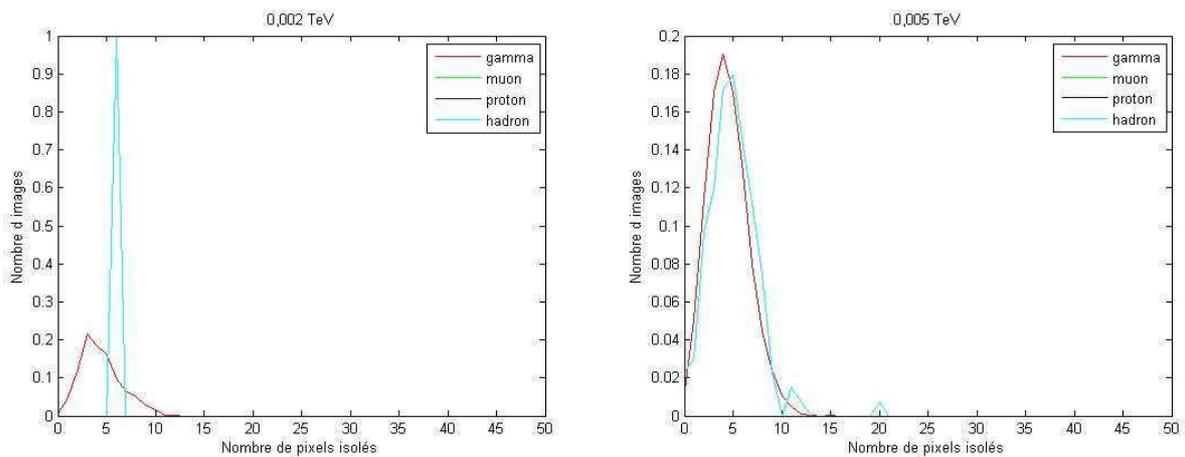


FIGURE A.4 – Nombre de pixels isolés - 0.002 et 0.005 TeV.

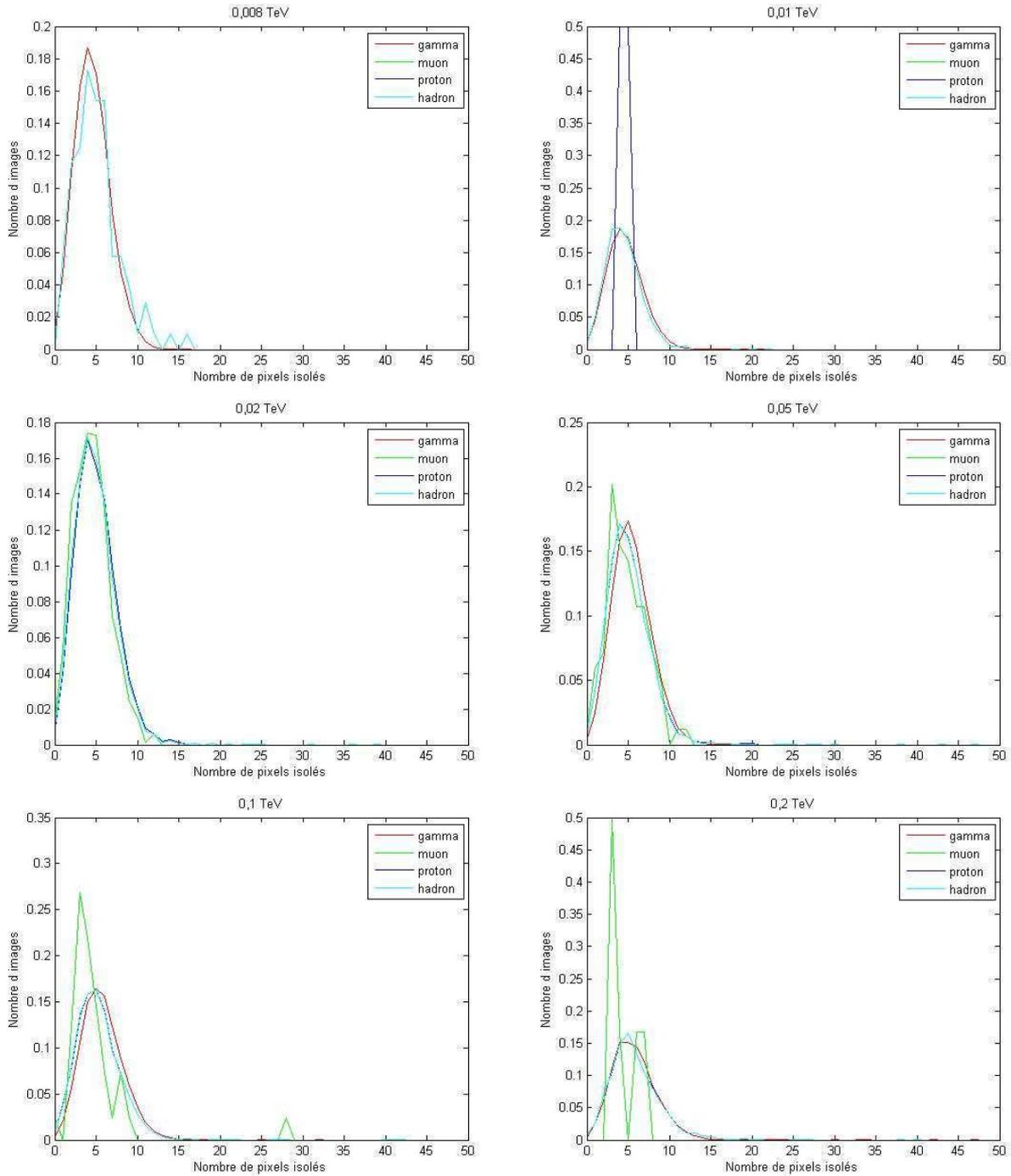


FIGURE A.5 – Nombre de pixels isolés - de 0.008, 0.01, 0.02, 0.05, 0.1 et 0.2 TeV.

A.2 Nombre de pixels isolés par image

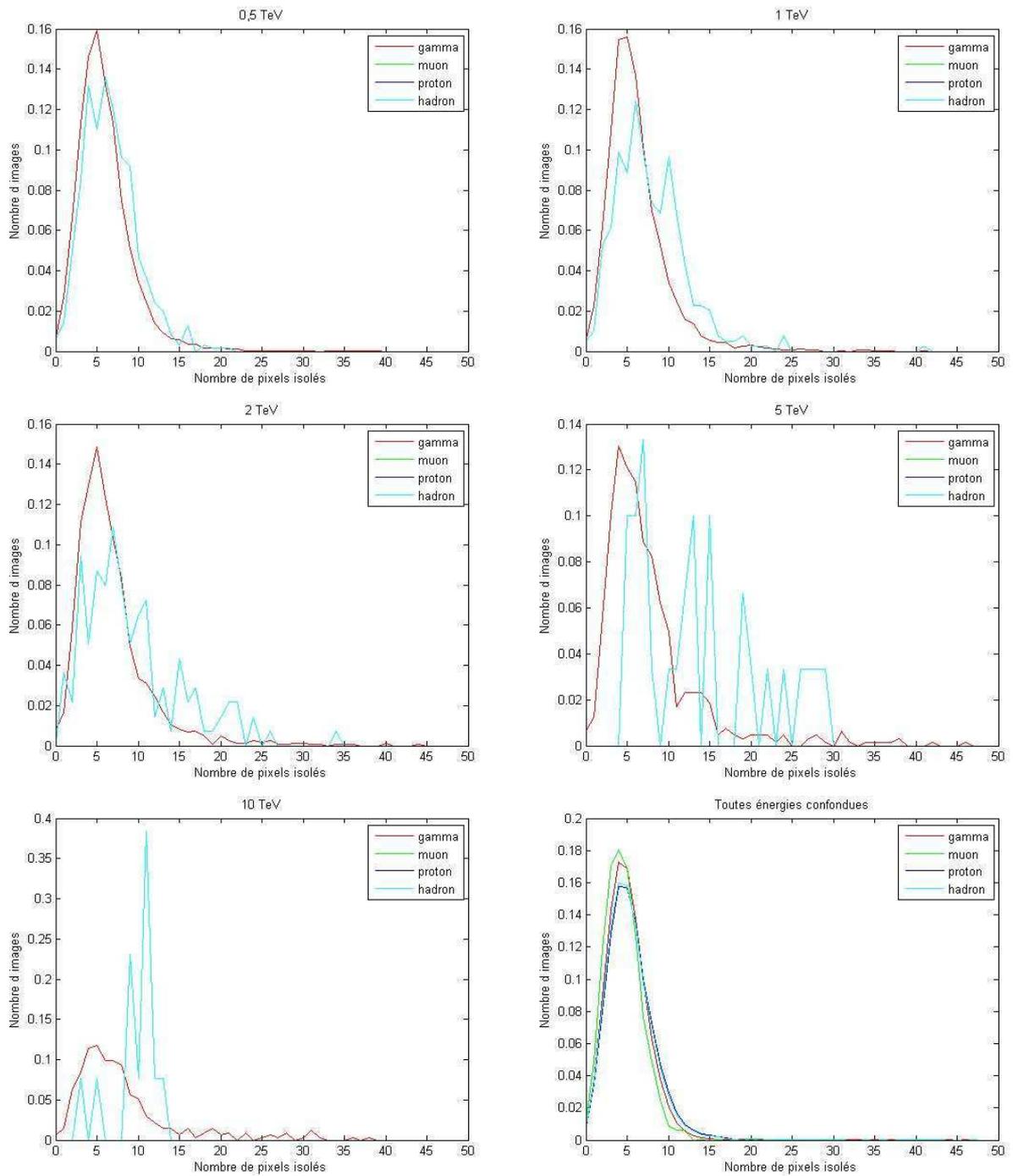


FIGURE A.6 – Nombre de pixels isolés - 0,5, 1, 2, 5, 10 TeV et toutes énergies confondues.

A.3 Nombre de clusters par image

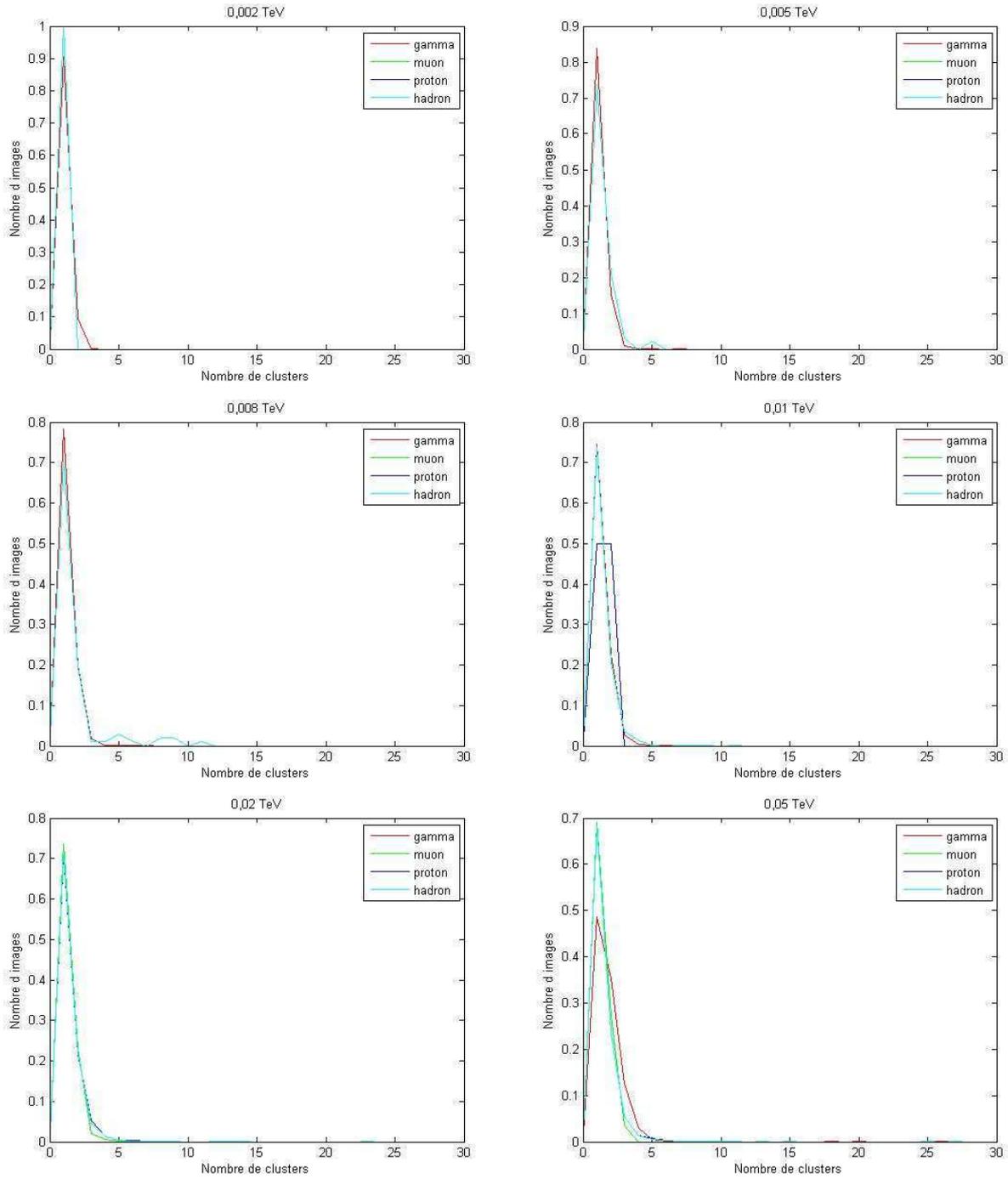


FIGURE A.7 – Nombre de clusters - 0.002, 0.005, 0.008, 0.01, 0.02 et 0.05 TeV.

A.3 Nombre de clusters par image

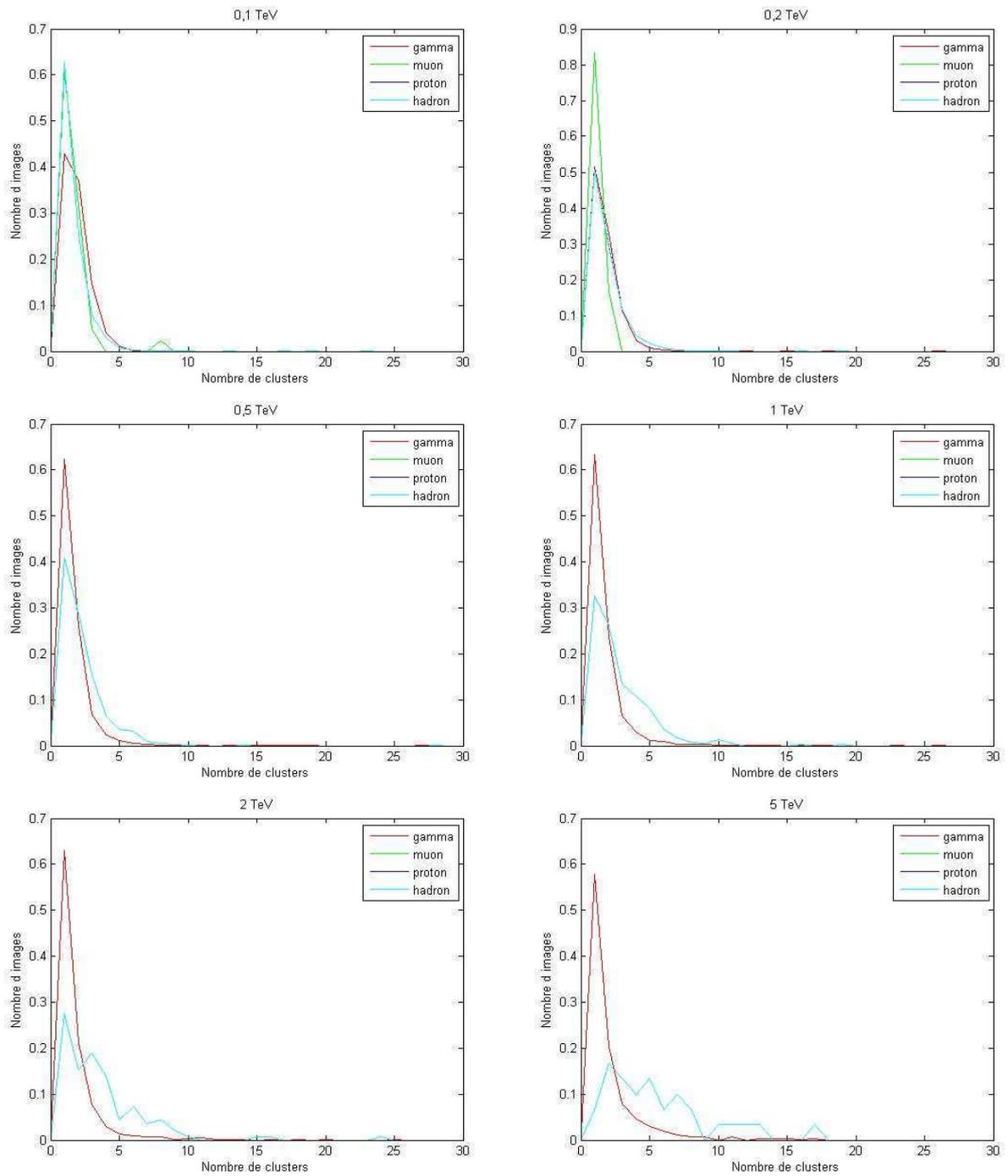


FIGURE A.8 – Nombre de clusters - 0.1, 0.2, 0.5, 1, 2 et 5 TeV.

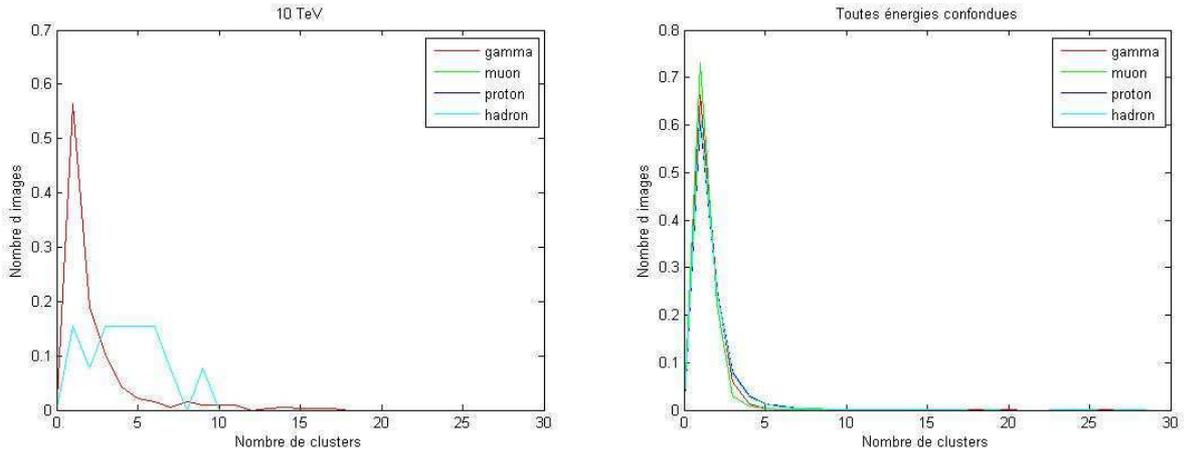


FIGURE A.9 – Nombre de clusters - 10 TeV et toutes énergies confondues.

A.4 Taille du cluster secondaire

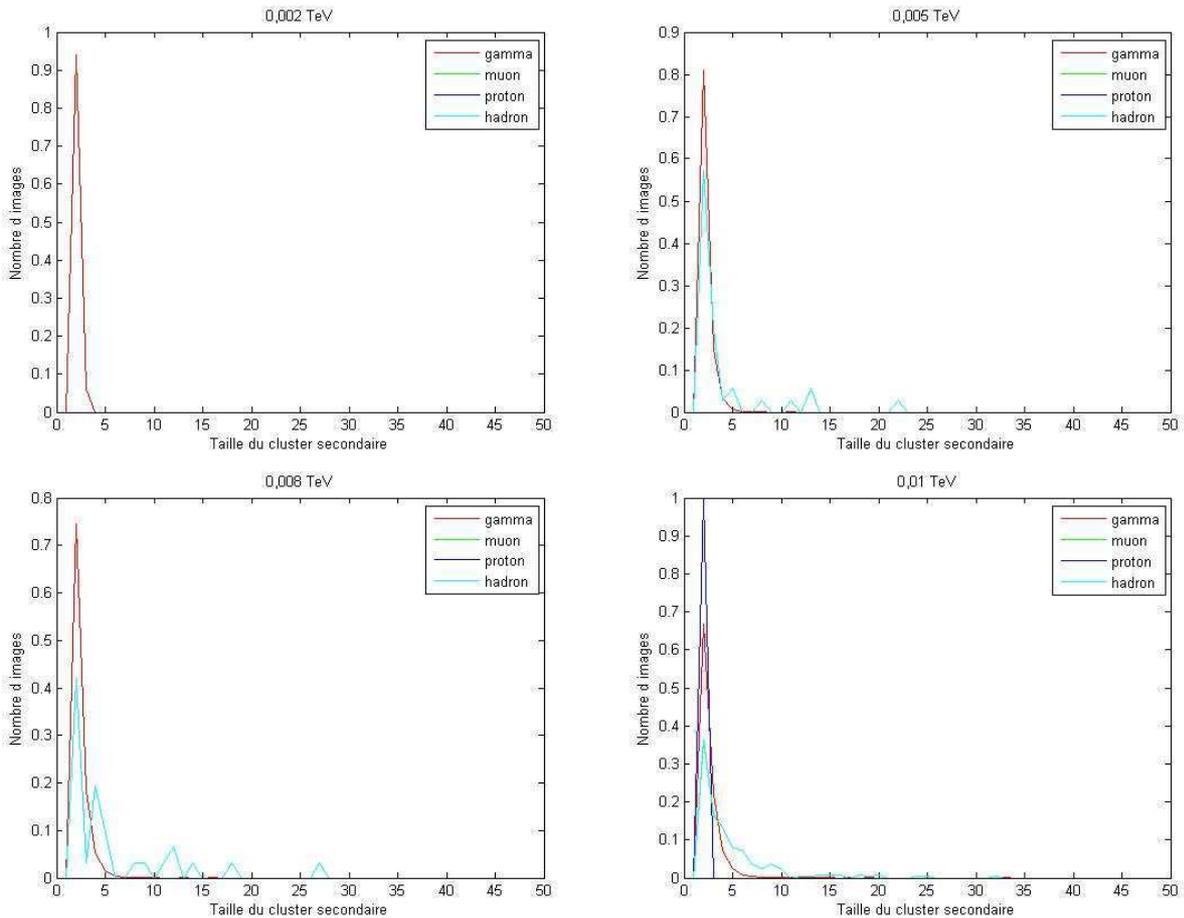


FIGURE A.10 – Taille du cluster secondaire - 0.002, 0.005, 0.008 et 0.01 TeV.

A.4 Taille du cluster secondaire

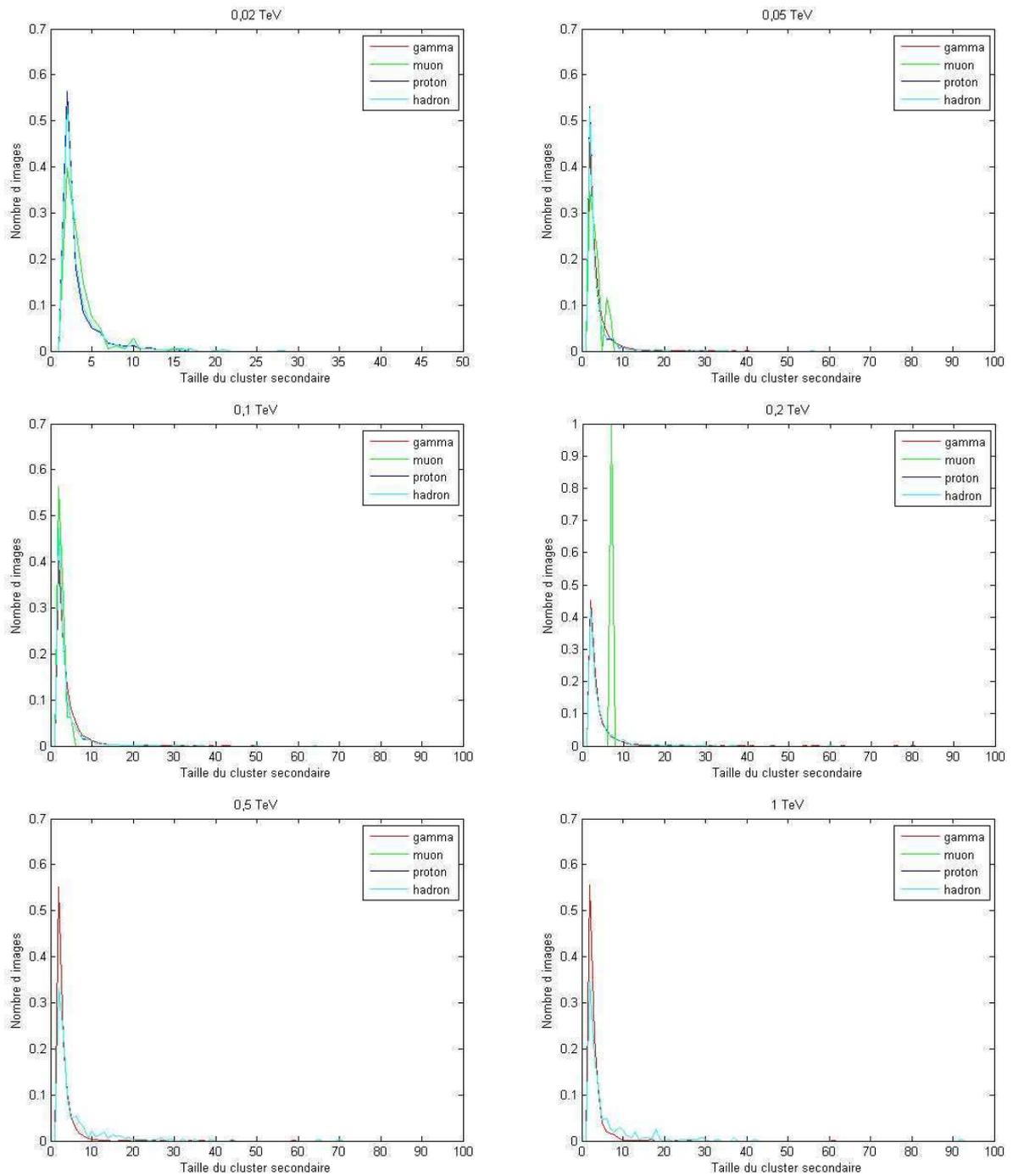


FIGURE A.11 – Taille du cluster secondaire - 0.02, 0.05, 0.1, 0.2, 0.5 et 1 TeV.

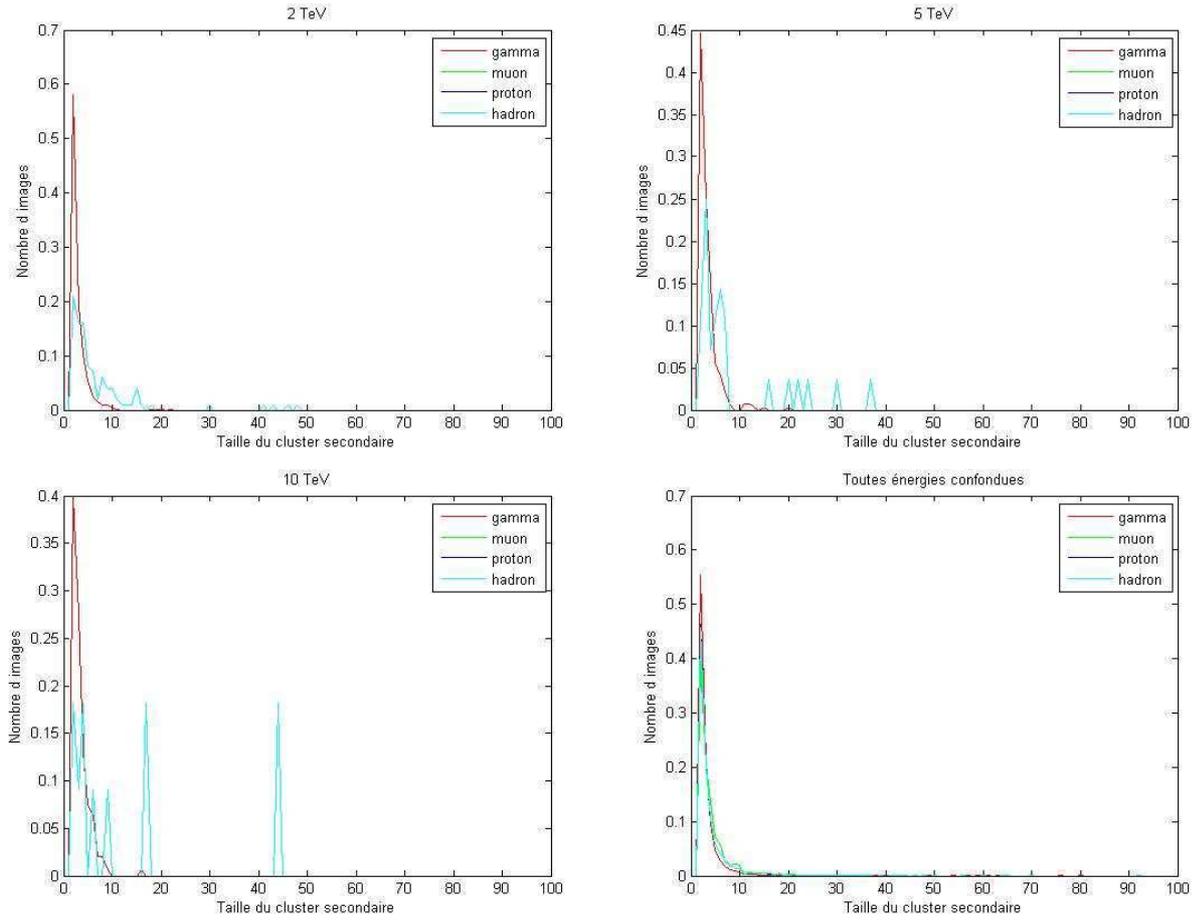


FIGURE A.12 – Taille du cluster secondaire - 2, 5, 10 TeV et toutes énergies confondues.

A.5 Distance entre les deux clusters principaux

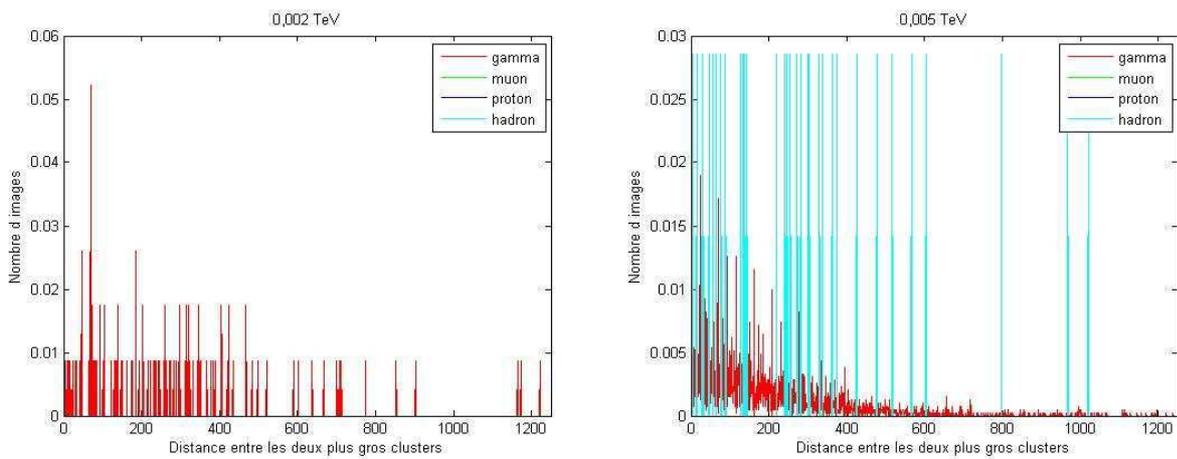


FIGURE A.13 – Distance entre les deux clusters principaux - 0.002 et 0.005 TeV.

A.5 Distance entre les deux clusters principaux

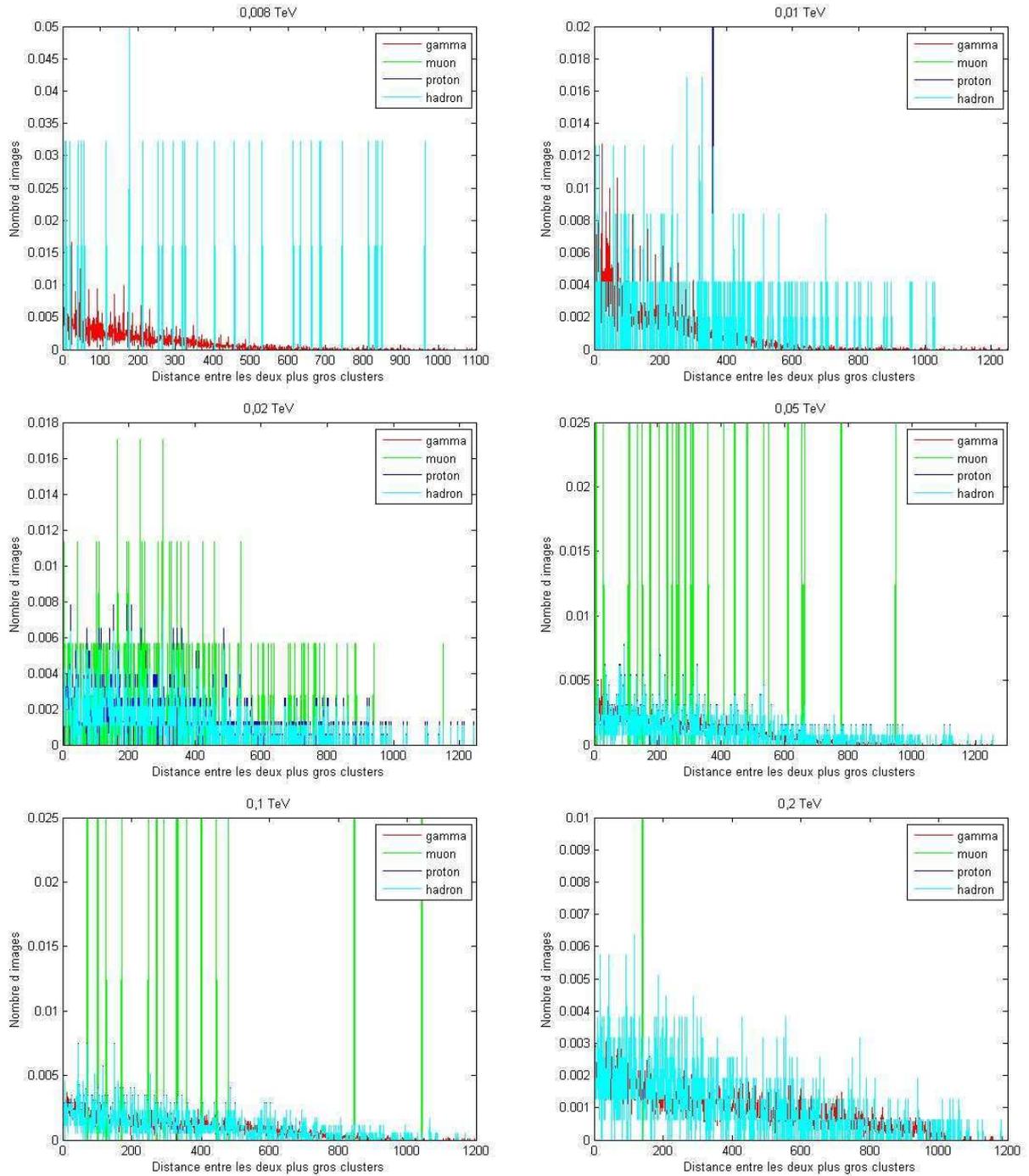


FIGURE A.14 – Distance entre les deux clusters principaux - 0.008, 0.01, 0.02, 0.05, 0.1 et 0.2 TeV

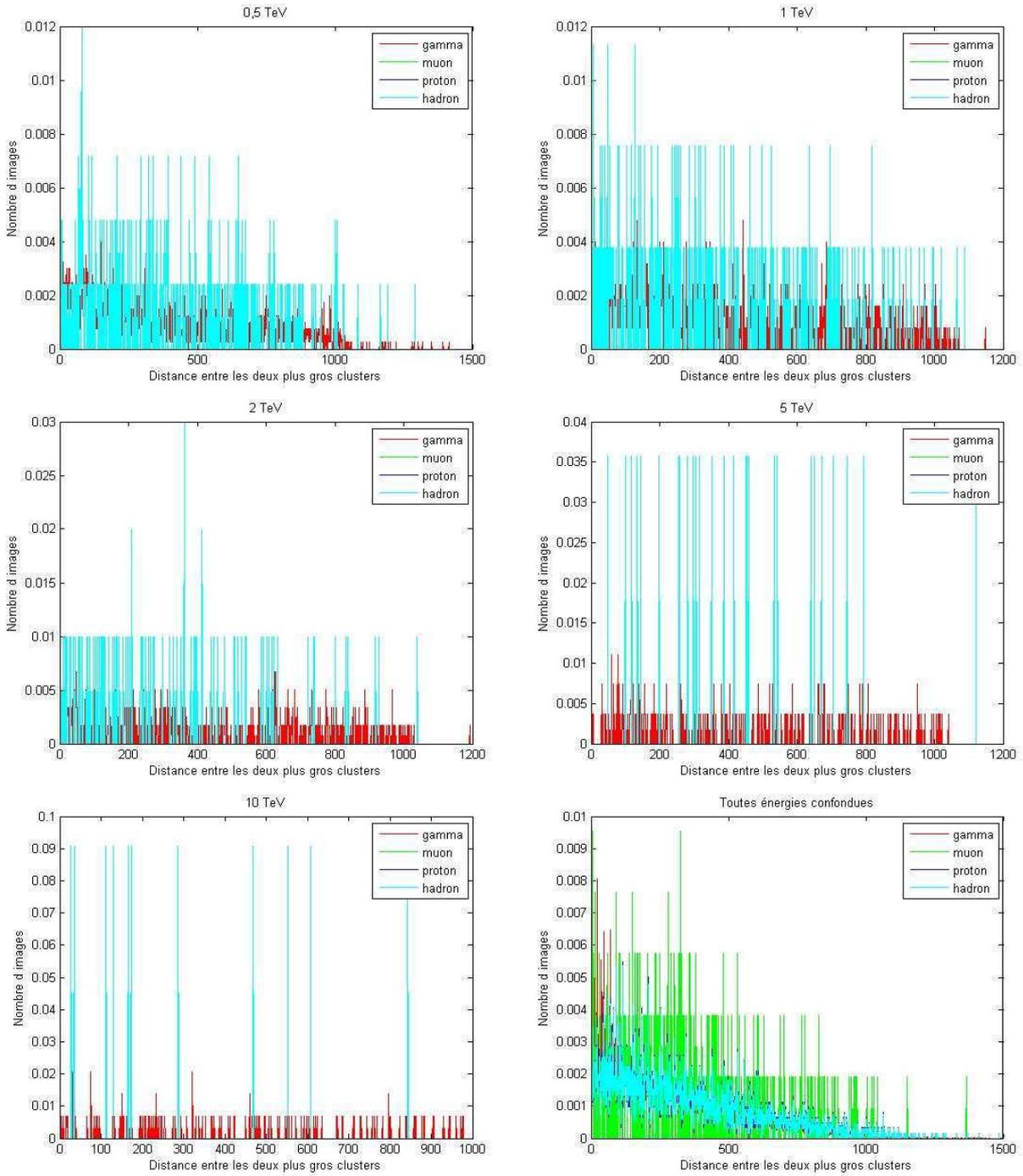


FIGURE A.15 – Distance entre les deux clusters principaux - 0.5, 1, 2, 5, 10 TeV et toutes énergies confondues.

Bibliographie

Actel. URL www.actel.com.

F.A. Aharonian and the HESS Collaboration. A new population of very high energy gamma-ray sources in the milky way. *Science*, 307 :1938–1942, 2005. URL <http://xxx.lanl.gov/abs/astro-ph/0504380>.

H.H. Aiken. Proposed automatic calculating machine. *IEEE Spectrum*, 1 :62–69, August 1964. memorandum written 1937.

Altera. URL www.altera.com.

P. Baillon, L. Behr, S. Danagulyan, A. Djannati-Atai, B. Dudelzak, P. Espigat, P.T. Eschstruth, B. Fabre, G. Fontaine, R. George, C. Ghesquière, F. Kovács, C. Meynadier, Y. Pons, R. Riskalla, M. Rivoal, P. Roy, P. Schune, and J Touchard, A.M .and Vrana. Status report on themistocle experiment. In *International Workshop, Towards a Major Atmospheric Cherenkov Detector - II For TeV Astroparticle Physics , Calgary : Canada*. CERN Document Server [<http://cdsweb.cern.ch/oai2d>] (Switzerland), July 1993. URL <http://preprints.cern.ch/cgi-bin/setlink?base=preprint&categ=CM-P&id=CM-P00063313>.

C. Baixeras, D. Bastieri, C. Bigongiari, O. Blanch, G. Blanchot, R. Bock, T. Bretz, A. Chilingarian, J.A. Coarasa, E. Colombo, J.C. Contreras, D. Corti, J. Cortina, C. Domingo, E. Domingo, D. Ferenc, E. Fernandez, J. Flix, V. Fonseca, L. Font, N. Galante, M. Gaug, M. Garczarczyk, J. Gebauer, M. Giller, F. Goebel, T. Hengstebeck, P. Jacone, O.C. de Jager, O Kalekin, M. Kestel, T. Kneiske, A. Laille, M Lopez, J. Lopez, E. Lorenz, K. Mannheim, M. Mariotti, M. Martinez, K. Mase, M. Merck, M. Meucci, L. Miralles, R Mirzoyan, A. Moralejo, E. Ona Willhelmi, R. Orduna, D Paneque, R. Paoletti, D. Pascoli, N. Pavel, R. Regna, L Peruzzo, A. Piccioli, A. Roberts, R. Reyes, A. Saggion, A. Sanchez, P. Sartori, V. Scalzotto, T. Schweizer, A. Sillanpaa, D. Sobczynska, A. Stamerra, A. Stepanian, R. Stiehler, L. Takalo, M. Teshima, N. Tonello, A. Torres, N. Turini, V. Vitale, S. Volkov, R.M. Wagner, T. Wibig, and W. Wittek. Commissioning and first tests of the magic telescope. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research*, A518 : 188–191, 2004.

A. Barrau, R. Bazer-Bachi, E. Beyer, H. Cabot, M. Cerutti, L.M. Chounet, G. Debiais, B. Degrange, H. Delchini, J.P. Denance, G. Descotes, J.P. Dezalay, A. Djannati-Atai, D. Dumora, P. Espigat, B. Fabre, P. Fleury, G. Fontaine, R. George, C. Ghesquiere, J. Gilly, P. Goret, C. Gouiffes, J.C. Gouillaud, C. Gregory, I.A. Grenier, L. Iacoucci, L. Kalt, S. Le Bohec, I. Malet, C. Meynadier, J.P. Mols, P. Mora de Freitas, R. Morano, G. Morinaud, F. Munz, M. Palatka, T.A. Palfrey, E. Pare, Y. Pons, M. Punch, J. Quebert, K. Ragan, C. Renault, M. Rivoal, L. Rob, P. Schovanek, D. Smith, A. Tabary, J.P. Tavernet, F. Toussenel, and J. Vrana. The cat imaging telescope for very-high-energy gamma-ray astronomy. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research*, A416 :278–292, 1998.

- T. Bayes. An essay towards solving a problem in the doctrine of chances. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London*, 53 :370–418, 1763.
- T. Bayes. Studies in the history of probability and statistics : Ix. thomas bayes's essay towards solving a problem in the doctrine of chances (bayes's essay in modernized notation). *Biometrika*, 45 :296–315, 1958-1763.
- S.O. Belkasim, M. Ahmadi, and M. Shridhar. Efficient algorithm for fast computation of zernike moments. *Journal of Franklin Institute*, 333(4) :577–581, January 1996.
- R.E. Bellman. *Adaptive Control Processes*. Princeton University Press, 1961.
- D. Biggs, B. DeVille, and E. Suen. A method of choosing multiway partitions for classification and decision trees. *Journal of Applied Statistics*, 18(1) :49–62, January 1991.
- L. Breiman, J. H. Friedman, R. A. Olshen, and C. J. Stone. *Classification and Regression Trees*. Wadsworth International Group, Belmont, CA, USA, 1984.
- P.A. Cherenkov. Visible radiation produced by electrons moving in a medium with velocities exceeding that of light. *Physical Review*, 52 :378–379, 1937. URL http://prola.aps.org/abstract/PR/v52/i4/p378_1.
- CM1K. URL http://www.general-vision.com/product_CM1K.htm.
- A.H. Compton. A quantum theory of the scattering of x-rays by light elements. *Physical Review*, 21 :483–502, 1923. URL <http://www.aip.org/history/gap/Compton/Compton.html>.
- M. De Naurois. *L'Expérience CELESTE : Reconversion D'Une Centrale Solaire Pour L'Astronomie Gamma. Première Observation De La Nébuleuse Du Crabe Et Du Blazar Markarian 421 Entre 30 Et 300 GeV*. PhD thesis, Université de Paris VI, May 2000.
- B. Denby. Neural networks in high energy physics : A ten year perspective. *Computer Physics Communications*, 119(2) :219–231, 1999.
- T.G. Dietterich and G. Bakiri. Solving multiclass learning problems via error-correcting output codes. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 2 :263–286, 1995.
- F.R. Elder, A.M. Gurewitsch, R.V. Langmuir, and H.C. Pollock. Radiation from electrons in a synchrotron. *Physical Review*, 71(6) :829–830, June 1947. URL <http://adsabs.harvard.edu/abs/1947PhRv...71..829E>.
- Fermi. URL <http://fermi.gsfc.nasa.gov/>.
- J.A. Fisher. Very long instruction word architectures and the eli-512. In *Proceedings of the 10th annual international symposium on Computer architecture*, pages 140–150, Stockholm, Sweden, 1983. ACM.
- M. J. Flynn. Some computer organizations and their effectiveness. *IEEE Transactions on Computers*, C-21 :948–960, 1972.
- P. Goret, I. Grenier, N. Petrou, A. Raviart, A. Tabary, J.L. Atteia, and R. Bazer-Bachi. Asgat : A fast timing vhe gamma-ray telescope. In *Proceedings of the 22nd International Cosmic Ray Conference*, volume 2, pages 630–633, August 1991.
- P. Gosselin. *Méthodes d'Apprentissage pour la Recherche de Catégories dans des Bases d'Images*. PhD thesis, Université de Cergy-Pontoise, 2005.
- B. Granado. *Architecture Des Systèmes Électroniques Pour Les Réseaux De Neurones - Conception D'Une Rétine Connexionniste*. PhD thesis, Université de Paris Sud, 1998.

- D. Hammerstrom. *An Introduction To Neural And Electronic Networks*, chapter 17 A Digital VLSI Architecture For Real-World Applications, pages 335–358. Academic Press, 1995.
- T. Hara and the CANGAROO Group. 3.8m imaging cherenkov telescope for the tev gamma-ray astronomy collaboration between japan and australia. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research*, A332 :300–309, 1993.
- M. Hatamian. A real-time two-dimensional moment generating algorithm and its single chip implementation. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 34 :546–553, 1986.
- S. Haykin. *Neural Networks : A Comprehensive Foundation*. Prentice Hall, 1998.
- D. Heck, J. Knapp, J.N. Capdevielle, G. Schatz, and T. Thouw. Corsika : A monte carlo code to simulate extensive air showers. Technical Report FZKA 6019, Forschungszentrum Karlsruhe, 1998.
- HESS. URL <http://www.mpi-hd.mpg.de/hfm/HESS/>.
- A.M. Hillas. Cerenkov light images of eas produced by primary gamma rays and by nuclei. In *Proceeding of 19th International Cosmic Ray Conference*, page 445, San Diego, California, August 1985.
- J. Holder, R.W. Atkins, H.M. Badran, G. Blaylock, S.M. Bradbury, J.H. Buckley, K.L. Byrum, D.A. Carter-Lewis, O. Celik, Y.C.K. Chow, P. Cogan, W. Cui, M.K. Daniel, I. de la Calle Perez, C. Dowdall, P. Dowkontt, C. Duke, A.D. Falcone, S.J. Fegan, J.P. Finley, P. Fortin, L.F. Fortson, K. Gibbs, G. Gillanders, O.J. Glidewell, J. Grube, K.J. Gutierrez, G. Gyuk, J. Hall, D. Hanna, E. Hays, D. Horan, S.B. Hughes, T.B. Humensky, A. Imran, I. Jung, P. Kaaret, G.E. Kenny, D. Kieda, J. Kildea, J. Knapp, H. Krawczynski, F. Krennrich, M.J. Lang, S. LeBohec, E. Linton, E.K. Little, G. Maier, H. Manseri, A. Milovanovic, P. Moriarty, R. Mukherjee, P.A. Ogden, R.A. Ong, J.S. Perkins, F. Pizlo, M. Pohl, J. Quinn, K. Ragan, P.T. Reynolds, E.T. Roache, H.J. Rose, M. Schroedter, G. Sembroski, G.H. Sleege, D. Steele, S.P. Swordy, A. Syson, J.A. Toner, L. Valcarcel, V.V. Vassiliev, S.P. Wakely, T.C. Weekes, R.J. White, D.A. Williams, and R. Wagner. The first veritas telescope. *Astroparticle Physics*, 25(6) :391–401, July 2006.
- M.-K. Hu. Visual pattern recognition by moment invariants. *IRE Transactions on Information Theory*, 8 :179–187, 1962.
- W.M. Johnson. *Superscalar Microprocessor Design*. Prentice-Hall, 1991.
- G.V. Kass. An exploratory technique for investigating large quantities of categorical data. 29 :. *Applied Statistics*, 29 :119–131, 1980.
- E.C. Kintner. On the mathematical properties of the zernike polynomials. *Journal of Modern Optics*, 23 :679–680, 1976.
- T. Kohonen. *Self-Organizing Maps*, volume 30 of *Springer Series in Information Sciences*. Springer-Verlag, Berlin, 3 rd edition, 2001.
- L. Kotoulas and I. Andreadis. Real-time computation of zernike moments. *IEEE Transactions On Circuits And Systems For Video Technology*, 15(6) :801–809, June 2005.
- D.J. Kuck. *The Structure Of Computers And Computations*, volume 1. John Wiley & Sons, Inc., New York, 1978.
- LatticeSemiconductor. URL www.latticesemi.com.
- Y. Le Cun. Une procédure d'apprentissage pour réseau à seuil asymétrique. In *in proceedings of Cognitiva 85*, Paris, France, June 1985.

- N. Leroy. *Observations avec les Télescopes H.E.S.S. du Rayonnement Gamma Émis par le Noyau Actif de Galaxie PKS 2155-304, au-delà de 100 GeV*. PhD thesis, École Polytechnique, June 2004.
- D. A. Lewis. Optical characteristics of the whipple observatory tev gamma-ray imaging telescope. *Experimental Astronomy*, 1(4) :213–226, 1990.
- Y. Linde, A. Buzo, and R. Gray. An algorithm for vector quantizer design. *IEEE Transactions on Communications*, 28(1) :84–95, January 1980.
- W.Y. Loh and Y.S. Shih. Split selection methods for classification trees. *Statistica Sinica*, 7 : 815–840, 1997.
- S.G. Mallat. A theory for multiresolution signal decomposition : the wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11(7) :674–693, 1989.
- J. Mercer. Functions of positive and negative type and their connection with the theory of integral equations. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London*, 209, 1909.
- M.L. Minsky and S.A. Papert. *Perceptrons : Expanded Edition*. MIT Press, Cambridge, MA, USA, 1988.
- R. Mirzoyan, R. Kankanian, F. Krennrich, N. Mißjller, H. Sander, P. Sawallisch, F. Aharonian, A. Akhperjanian, A. Beglarian, J. Fernandez, V. Fonseca, W. Grewe, A. Heusler, A.K. Konopelko, E. Lorenz, M. Merck, A.V. Plyasheshnikov, D. Renker, M. Samorski, K. Sauerland, E. Smarsch, W. Stamm, M. Ulrich, C.A. Wiedner, and H. Wirth. The first telescope of the hegra air cherenkov imaging telescope array. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research*, A351(2-3) :513–526, 1994.
- M. Mori and the CANGAROO Group. The cangaroo-iii project. In *AIP Conference Proceedings*, volume 515, pages 485–491, August 1999.
- R. Mukundan and K.R. Ramakrishnan. *Moment Functions In Image Analysis : Theory And Applications*. World Scientific, Singapur, 1998.
- P. Nayman. électronique pour hess-ii. may 2006.
- A.R. Omondi and J.C. Rajapakse. *FPGA Implementations of Neural Networks*. Springer-Verlag, Dordrecht, The Netherlands, 2006.
- S. Oser, D. Bhattacharya, L.M. Boone, M.C. Chantell, Z. Conner, C.E. Covault, M. Dragovan, P. Fortin, D.T. Gregorich, D.S. Hanna, R. Mukherjee, R.A. Ong, K. Ragan, R.A. Scalzo, D.R. Schuette, C.G. Théoret, T.O. Tifjmer, D.A. Williams, and J.A. Zweerink. High-energy gamma-ray observations of the crab nebula and pulsar with the solar tower atmospheric cerenkov effect experiment. *Astrophysical Journal*, 547 :949–958, February 2001.
- M.J.D. Powell. *Algorithms for Approximation*, chapter Radial basis functions for multivariate interpolation : a review, pages 143–167. Oxford, 1987.
- J.-C. Prévotet. *Étude Des Systèmes Électroniques Pour Les Réseaux Connexionnistes Appliqués À L'Instrumentation En Temps-Réel*. PhD thesis, Université de Paris VI - Pierre et Marie Curie, 2002.
- U. Ramacher. Synapse - a neurocomputer that synthesizes neural algorithms on a parallel systolic engine. *Journal of Parallel and Distributed Computing*, 14(3) :306–318, March 1992.
- F. Rosenblatt. The perceptron : a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, 65(6) :386–408, November 1958.

- D.E. Rumelhart, G.E. Hinton, and R.J. Williams. *Parallel Distributed Processing : Explorations In The Microstructure Of Cognition*, chapter 8 Learning Internal Representations By Error Back-propagation, pages 318–362. MIT PRESS, 1986a.
- D.E. Rumelhart, J.L. McClelland, and PDP Research Group. *Parallel Distributed Processing : Explorations In The Microstructure Of Cognition*. MIT Press, Cambridge , MA, USA, 1986b.
- B.R. Santo. 25 microchips that shook the world. *IEEE Spectrum*, 46(5) :34–43, May 2009.
- S.M. Stigler. Thomas bayes' bayesian inference. *Journal of the Royal Statistical Society, Series A*, 145 :250–258, 1982.
- B.N. Swanenburg, K. Bennett, G.F. Bignami, R. Buccheri, P. Caraveo, W. Hermsen, G. Kanbach, G.G. Lichti, J.L. Masnou, H.A. Mayer-Hasselwander, J.A. Paul, B. Sacco, L. Scarsi, and R.D. Wills. Second cos b catalog of high-energy gamma-ray sources. *Astrophysical Journal*, 243 :69–73, 1981.
- T. Tanimori and the CANGAROO Group. Construction of new 7m imaging air Čerenkov telescope of cangaroo. In *Proceedings of the 26th International Cosmic Ray Conference*, volume 5, pages 203–306, August 1999.
- M.R. Teague. Image analysis via the general theory of moments. *Journal of the Optical Society of America*, 70(8) :920–930, August 1980.
- P.C. Treleaven, D.R. Brownbridge, and R.P. Hopkins. Data-driven and demand-driven computer architecture. *ACM Computing Surveys*, 14(1) :93–143, 1982.
- V.N. Vapnik. *The Nature Of Statistical Learning Theory*. Springer-Verlag, New York, USA, 1995.
- J. Von Neumann. The first draft report on the edvac, June 1945.
- J.H. Ward. Hierarchical grouping to optimise an objective function. *Journal of the American Statistical Association*, 58 :238–244, 1963.
- P.J. Werbos. *Beyond Regression : New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Sciences*. PhD thesis, Harvard University, Cambridge, MA, USA, 1974.
- Xilinx. URL www.xilinx.com.
- F. Zernike. Beugungstheorie des schneidenverfahrens und seiner verbesserten form, der phasenkontrastmethode. *Physica*, 1 :689–704, 1934.

Résumé

L'expérience HESS consiste en un système de télescopes permettant d'observer les rayonnements cosmiques. Compte tenu des résultats majeurs obtenus depuis son installation, la seconde phase du projet a été engagée. Celle-ci est en cours de réalisation et passe par l'ajout d'un télescope plus sensible et plus grand que ses prédécesseurs. Toutes les données collectées par ce télescope ne peuvent pas être conservées à cause des limites de stockage. Par conséquent, un système de déclencheur, dit *trigger*, performant doit être mis en place.

L'objectif de cette thèse est de proposer une solution de reconnaissance de formes en temps réel dans un contexte fortement contraint et qui sera embarquée sur le télescope. La première partie de la thèse a consisté à élaborer une chaîne de reconnaissance des formes pour ce *trigger*. Une chaîne de traitement à base de réseau de neurones et des moments de Zernike a été validée. La seconde partie de la thèse a porté sur l'implantation des algorithmes retenus sur une cible FPGA en tenant compte des contraintes en termes de ressources et de temps d'exécution.

Abstract

The HESS experiment consists of a system of telescopes destined to observe cosmic rays. Since the project has achieved a high level of performances, a second phase of the project has been initiated. This implies the addition of a new telescope which is more sensitive than its predecessors and which is capable of collecting a huge amount of images. In this context, all data collected by the telescope can not be retained because of storage limitations. Therefore, a new real-time system trigger must be designed in order to select interesting events on the fly.

The purpose of this thesis was to propose a trigger solution to efficiently discriminate events (images) which are captured by the telescope. The first part of this thesis was to develop pattern recognition algorithms to be implemented within the trigger. A processing chain based on neural networks and Zernike moments has been validated.

The second part of the thesis has focused on the implementation of the proposed algorithms onto an FPGA target, taking into account the application constraints in terms of resources and execution time.