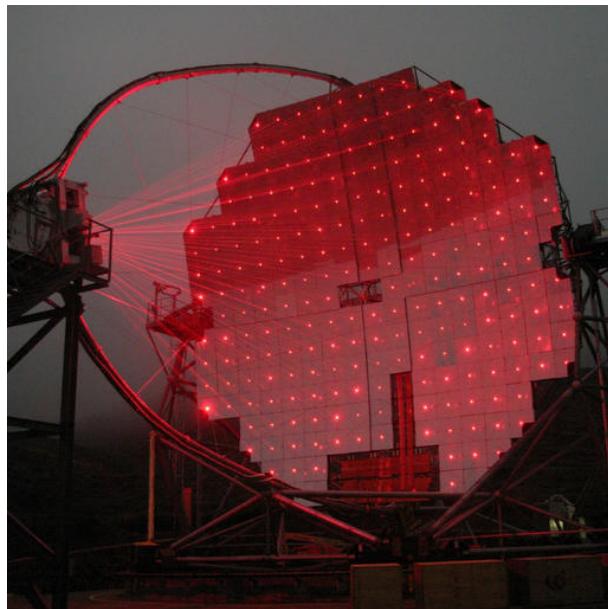


Étape de pré-traitement pour télescope via machine learning



Projet de semestre présenté par

Yannis Perrin

**Informatique et systèmes de communication avec orientation
Développement Logiciel**

Avril, 2024

Professeur-e HES responsable

Andres Upegui

Mandant

UNIGE

Légende et source de l'illustration de couverture : Calibration automatique des miroirs de l'IACT MAGIC pendant la nuit. Source : commons.wikimedia.org par Robert Wagner, 2004

TABLE DES MATIÈRES

Remerciements	v
Résumé	vi
Liste de acronymes	vii
Liste des illustrations	ix
Liste des tableaux	x
Introduction	1
1 Chapitre 1 : Phénomène physique	3
1.1 La lumière Cherenkov	3
1.2 Méthodes de détection	4
1.3 Astronomie gamma existante	5
a INTEGRAL	5
b Fermi-LAT	6
c MAGIC	7
d H.E.S.S.	7
e VERITAS	8
f HAWC	8
1.4 Astronomie gamma future	9
a CTAO	9
2 Chapitre 2 : UNIGE	11
2.1 Terzina	11
a NUSES	11
b Terzina	12
2.2 CTAO	13
a CTLearn	13
a.1 Data levels	13
a.2 Different impulses shape per telescopes	13
3 Chapitre 3 : Méthodologie	14
3.1 Machine learning	14
3.2 Remise en contexte	14
3.3 Simulateurs d'onde	14
3.4 Architectures envisagées	16
a Auto-encodeur	16
b Réseau de neurones récurrents	17
c Réseau de neurones convolutif	17
3.5 Prototypage	19
3.6 Terzina - Retards de production	20
3.7 Suite du travail	21

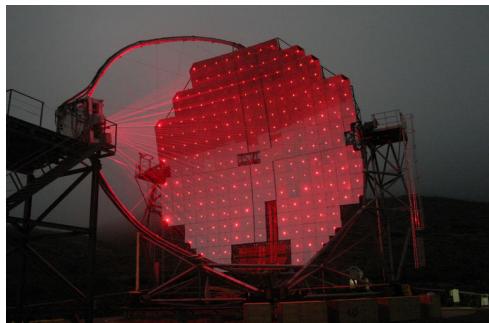
4 Chapitre 4 : Résultats	22
4.1 Remise en contexte	22
4.2 Simulateurs d'onde	22
4.3 Architectures envisagées	24
a Auto-encodeur	24
b Réseau de neurones récurrents	25
c Réseau de neurones convolutif	25
4.4 Prototypage	27
4.5 Terzina - Retards de production	28
4.6 Suite du travail	29
Conclusion	30
Bibliographie	30

REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier ma famille pour son support pendant toute la durée de mes études universitaires. Je remercie aussi M. Andre Upegui Posada, Matthieu Heller et Tjark Miener pour leur collaboration technique tout au long de ce projet.

RÉSUMÉ

La lumière Cherenkov est un phénomène physique similaire à un boom supersonique dans le domaine électromagnétique. Lorsque des particules chargées entrent dans notre atmosphère à la vitesse de la lumière, elles démarrent une réaction en chaîne produisant une pluie de lumières atmosphérique. L'observation de ces pluies nous permet de mieux comprendre les mécanismes de la physique de particules. Dans cette optique, l'UNIGE travaille sur la mission pionnière du satellite NUSES et du télescope spatial Terzina. Ce télescope a pour but de détecter et d'étudier les neutrinos de manière indirecte en observant le limbe de la terre et en y détectant des pluies de lumières atmosphériques de gamme d'énergie supérieure à 100PeV. Le but principal de ce projet est d'aider à pallier le problème technique de la bande passante disponible. À cause de ressources limitées à bord du satellite, Terzina n'aura qu'accès à 40 Gbit de transmission par jour et cela ne suffirait pas à transmettre tous les évènements détectés en une journée. La solution imaginée est de créer un réseau de neurones capable d'aider à la décision d'évènements d'intérêt. Il a aussi été imaginé d'utiliser ce même réseau neuronal pour compenser la dégradation des capteurs à bord. Lors de ce travail j'ai commencé par prendre en main les différents simulateurs de données existants suivi de recherches pour comprendre le phénomène physique. Ensuite, j'ai utilisé ces simulateurs pour tester des réseaux de neurones convolutifs. Et pour finir j'ai établi une liste de tâches restantes pour prouver l'efficacité et l'utilité d'un tel réseau de neurones.



Candidat-e :

YANNIS PERRIN

Filière d'études : ISC

Professeur-e(s) responsable(s) :

ANDRES UPEGUI

En collaboration avec : UNIGE

Travail de bachelor soumis à une convention de stage
en entreprise : non

Travail soumis à un contrat de confidentialité : non

LISTE DE ACRONYMES

ASIC Application Specific Integrated Circuits. 12, 13, 17, 20, 25, 28

CTAO Cherenkov Telescope Array Observatory. 9

EM Électromagnétique. 3, 4, 5

ESA European Space Agency. 5

FPGA Field Programmable Gate Arrays. 13, 14, 22

IACT Imagin Athmospheric (or Air) Cherenkov Telescope. 7, 9, 21, 29, 30

INFN Istituto Nazionale di Fisica Nucleare. 11

LE Low Energy. 5, 11

LEO Low Earth Orbit. 12

LST Large-Sized Telescope. 9, 10

MST Medium-Sized Telescope. 9, 10

NASA National Aeronautics and Space Administration. 6, 8

pe Photo Électron. 15, 16, 19, 20, 23, 24, 27, 28

SiPM Silicon Photomultiplier. 12, 13

SST Small-Sized Telescope. 9, 10

UHE Ultra High Energy. 11

UNIGE Université de Genève. 11, 14, 22, 30

VHE Very High Energy. 7, 8

LISTE DES ILLUSTRATIONS

1.1	Advanced Test Reactor core, Idaho National Laboratory	3
1.2	Diagramme de pluies EM et hadroniques	4
1.3	Création de paires	5
1.4	Rayonnement continu de freinage	5
1.5	Illustration du satellite INTEGRAL	6
1.6	Illustration du Fermi Gamma-ray Space Telescope en orbite	6
1.7	Photo des deux télescopes MAGIC	7
1.8	Photo de l'installation H.E.S.S	8
1.9	Fred Lawrence Whipple Observatory	8
1.10	The HAWC Observatory	9
1.11	Rendu 3d de CTAO-North	10
2.1	Mission NUSES	11
2.2	Orbite héliosynchrone de Terzina	12
2.3	Vue de la configuration optique de Terzina	13
3.1	Exemple d'onde simulée	15
3.2	Schéma d'auto-encodeur	16
3.3	Illustration de réseau de neurones récurrents	17
3.4	Illustration d'une couche convolutive de réseau neuronal	18
3.5	Diagramme de fonctionnement du premier CNN simple	19
3.6	Diagramme de fonctionnement du deuxième CNN à multiple sortie	20
3.7	Workflow CTLearn	21
4.1	Exemple d'onde simulée	23
4.2	Schéma d'auto-encodeur	24
4.3	Illustration de réseau de neurones récurrents	25
4.4	Illustration d'une couche convolutive de réseau neuronal	26
4.5	Diagramme de fonctionnement du premier CNN simple	27
4.6	Diagramme de fonctionnement du deuxième CNN à multiple sortie	28

4.7 Workflow CTLearn	29
--------------------------------	----

LISTE DES TABLEAUX

1.1	Techniques de détection en fonction de la classification énergétique des rayons gamma	5
1.2	Complementary detection characteristics of imaging air Cherenkov telescopes (IACTs) and extensive air shower arrays.	9

INTRODUCTION

Dans le cadre de mon travail de bachelor, j'ai été choisi pour travailler avec le groupe "High-Energy Multi-Messenger" de l'UNIGE. Ce groupe effectue des recherches expérimentales sur les particules provenant d'astres lointains à l'aide de satellites et de télescopes. Leurs activités se concentrent majoritairement sur les rayons gamma, les rayons cosmiques et les neutrinos. J'ai été mandaté pour les aider à traiter des données concernant les rayons gamma et cosmiques à travers le phénomène physique de la radiation Cherenkov.

Ce phénomène se produit lorsqu'une particule chargée se déplace à une vitesse supérieure à celle de la lumière dans un médium diélectrique transparent. L'exemple le plus notable de ce phénomène est la lumière bleutée produite dans l'eau autour d'un réacteur nucléaire. Cette lumière est due aux rayons gamma produits par la réaction nucléaire. Ces rayons, à cause des immenses forces électromagnétiques, se déplacent momentanément plus rapidement que la vitesse de la lumière dans l'eau. On peut comparer ce phénomène à un boom supersonique mais pour de la lumière.

Les chercheurs de l'UNIGE s'intéressent cependant moins aux rayons gamma produits par des installations humaines qu'aux rayons et particules cosmiques provenant de l'espace. Ces rayons et particules extraterrestres produisent aussi une radiation de Cherenkov mais dans le médium de notre atmosphère. Lorsque le phénomène Cherenkov débute dans l'atmosphère, on appelle cela la "lumière Cherenkov". Ce rayonnement va créer un cône de particules chargées qui sera détecté au sol à l'aide de télescopes.

Aujourd'hui, ce phénomène est déjà étudié par de nombreux télescopes terrestres mais son observation est limitée par divers bruits. Pour pallier à ceux-ci, il est prévu d'étudier ce phénomène depuis un télescope en orbite afin d'éviter ces bruits au maximum. Cependant, le satellite envisagé possède des limitations techniques notamment sur la quantité d'informations qu'il peut envoyer ou recevoir. Mon implication dans ce projet est de présenter un modèle de machine learning qui, en effectuant une étape de pré-traitement, aidera à cibler les événements détectés et, possiblement, réduire la quantité de données à transmettre.

La première partie de ce rapport portera sur une explication du phénomène physique et de la façon dont il est détecté physiquement. Une deuxième partie sur les observateurs existants et l'intérêt d'observer ce phénomène depuis l'espace. Et, en dernier, la partie technique réalisée

jusqu'à présent et la suite du projet nécessaire pour réaliser complètement ce projet.

CHAPITRE 1 : PHÉNOMÈNE PHYSIQUE

1.1. LA LUMIÈRE CHERENKOV

L'effet Cherenkov a lieu lorsqu'une particule chargée électriquement traverse un milieu diélectrique transparent en excédant la vitesse maximale de la lumière dans ce même milieu. Lors de son passage, cette particule va exciter les autres particules du milieu et produire une réaction en chaîne. Cette dernière va donc créer un cône de particules tel que des électrons, positrons ou photons et même des particules élémentaires nommées hadrons. Cet effet est similaire au bang supersonique lorsque des objets dépassent le mur du son mais dans le spectre électromagnétique. Le cas le plus connu de cet effet est celui qui peut être observé autour des réacteurs nucléaires, dû à la lumière bleue qu'il engendre.

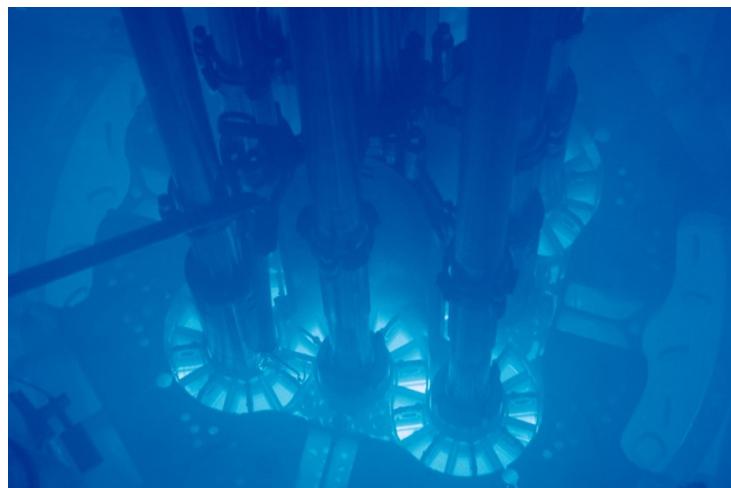


ILLUSTRATION 1.1 – Advanced Test Reactor core, Idaho National Laboratory. Source : [Lab09]

L'intensité de la lumière est communément quantifiée en électron-volt ou eV. Cette unité représente l'énergie cinétique gagnée lorsqu'un électron voit son énergie potentielle augmentée d'un Volt dans le vide.

La lumière Cherenkov atmosphérique peut produire deux types de pluies différentes : les pluies purement Électromagnétique (EM) composées uniquement d'électrons, positrons et photons ainsi que les pluies hadroniques qui elles sont composées de hadrons chargés électriquement, comme des protons.

Les pluies hadroniques sont généralement plus puissantes que des pluies EM et ont voit

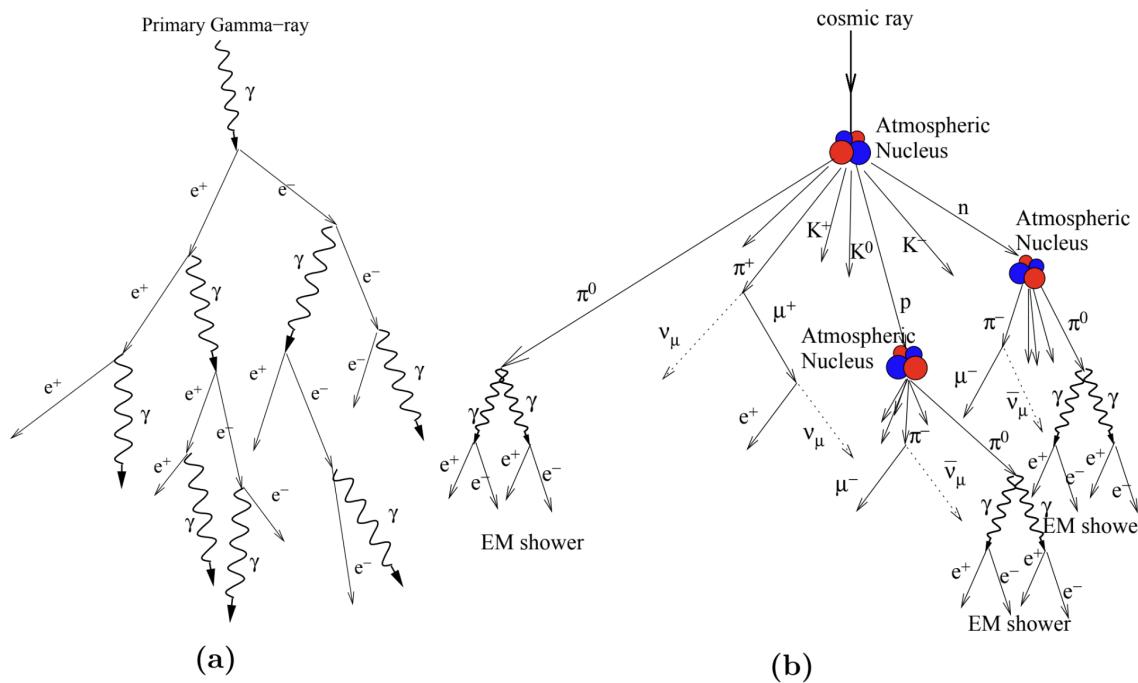


ILLUSTRATION 1.2 – Diagramme de pluies électromagnétiques pures (a) et pluies hadroniques (b). Source : I. Oya Vallejo. “Observation of active galactic nuclei with the Magic telescope”. UCM. PhD thesis. 2010.

aussi qu’elles se décomposent au fur et à mesure en pluies EM. Pour les pluies EM, la production d’électrons et de positrons se fait via deux principes physiques : la production de paires et par rayonnement continu de freinage. La production de paires se produit lorsqu’une particule chargée à haute énergie interagit aux abords du noyau d’une autre particule. Suite à cette interaction un électron et un positron sont produits. Ces deux particules vont ensuite créer à leur tour des photons lorsqu’elles ralentissent autour d’autres noyaux. Ce ralentissement a comme conséquence de produire un photon.

L’intérêt scientifique se porte cependant plus sur les pluies EM pures à cause des rayons gamma qui débutent la réaction en chaîne. Comparés aux particules chargées comme des protons, les rayons gamma eux ne sont pas déviés par les champs électriques ou magnétiques pendant leur trajet à travers les astres. En détectant ces pluies purement EM, on peut en déduire leur provenance beaucoup plus simplement que pour des pluies hadroniques où il faut prendre en compte les différentes interactions astronomiques et atmosphériques.

1.2. MÉTHODES DE DÉTECTION

Les rayons gamma varient grandement en intensité de quelques MeV jusqu’à des dizaines de PeV et plus encore jusqu’au maximum 100 EeV. [Mie23] En fonction de l’énergie d’un rayon

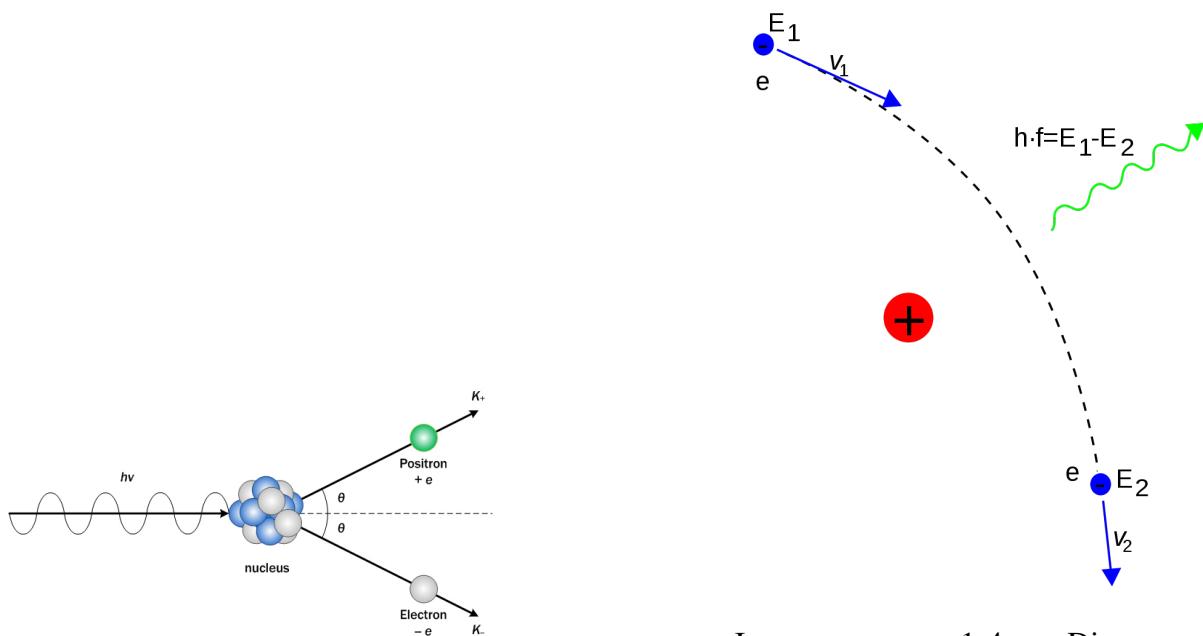


ILLUSTRATION 1.3 – Diagramme de création de paires. Source : [Min24]

ILLUSTRATION 1.4 – Diagramme de rayonnement continu de freinage. Source : [Wik23]

gamma, certaines techniques sont plus optimisées que d'autres, ici on retrouve les différentes techniques utilisées aujourd'hui :

Notation	Gamme d'énergie	Technique de détection	Emplacement
LE	< 30 MeV	Photoélectrique, Compton	Espace
HE	30 MeV à 100 TeV	Création de paires	Espace
VHE	100 GeV à 30 TeV	Cherenkov (atmosphérique)	Terrestre
UHE	30 TeV à 30 PeV	Cherenkov (eau)	Terrestre
EHE	> 30 PeV	Fluorescence, Hybride	Terrestre

TABLEAU 1.1 – Techniques de détection en fonction de la classification énergétique des rayons gamma. Source : [Mie23] p. 17

1.3. ASTRONOMIE GAMMA EXISTANTE

a. INTEGRAL

En l'an 2002, l'European Space Agency (ESA) a lancé le satellite INTEGRAL qui est le premier à avoir observé les spectres EM visible, x-ray et gamma en simultané. Concernant les rayons gamma, ce satellite est équipé de deux capteurs englobant la plage de rayons gamma Low Energy (LE) de 15keV à 10MeV [All22]

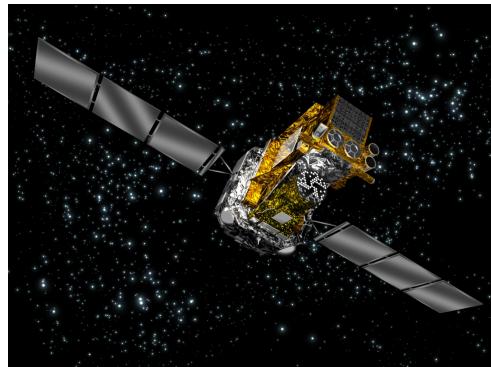


ILLUSTRATION 1.5 – Illustration du satellite INTEGRAL. Source : [Age02b]

b. Fermi-LAT

Le satellite Fermi a été développé par la National Aeronautics and Space Administration (NASA) en collaboration avec des institutions françaises, allemandes, japonaises, italiennes et suédoises. Il a été envoyé en orbite en 2008 et il est en opération depuis lors. [AA24] Il transporte deux instruments de mesures : le Large Area Telescope (20 MeV à > 300 GeV) et le Gamma-ray Burst Monitor (8 keV à 40 MeV).

Le détecteur fonctionne via la détection de production par paires à l'intérieur du détecteur après une collision d'un photon. Les trajectoires et l'énergie dégagée par cet impact ressemble aux expériences des accélérateurs de particules.

L'observatoire fonctionne normalement en un mode de découverte qui scanne tout le spectre gamma du ciel. Il est capable de scanner l'entièreté du ciel en seulement deux orbites. Il a par exemple découvert les bulles de Fermi qui sont d'immenses sources de rayons gamma dans notre Voie lactée. Celles-ci proviendraient de grandes décharges d'énergie émises par le trou noir central de la galaxie il y a de cela plusieurs millions d'années.



ILLUSTRATION 1.6 – Illustration du Fermi Gamma-ray Space Telescope en orbite. Source : [AA23]

c. MAGIC

MAGIC est une installation de deux télescopes **Imagin Athmospheric (or Air) Cherenkov Telescope (IACT)** complétée en 2009 à l'observatoire "Observatorio del Roque de los Muchachos" situé à La Palma aux îles Canaries à une altitude d'environ 2200m. [Gronda]

Les télescopes ont été conçus pour étudier les rayons gamma **Very High Energy (VHE)** de 30GeV à 100 TeV grâce à leurs miroirs de 17m de diamètre qui réfléchissent la lumière dans une grille hexagonale de 1039 tubes photomultiplicateurs, ce qui leur permet de visualiser le ciel avec un champ de vision du ciel de 3,5°.



ILLUSTRATION 1.7 – Photo des deux télescopes MAGIC. Source : [Grondb]

d. H.E.S.S.

Le **High Energy Stereoscopic System** était initialement une installation de 4 télescopes de 12m formant un carré de 120m de côté rendu opérationnel en 2004 dans la région de Khomas en Namibie. En 2012, un 5ème télescope de 28m et 580 tonnes a été ajouté au centre de ce carré, augmentant la sensibilité en la résolution angulaire du système. [Hof12]

Les quatre télescopes aux extrémités ont un champ de vision de 5° et sont équipés de caméras composées de 960 tubes photomultiplicateurs. Le télescope central possède aussi une caméra composée de 2048 photomultiplicateurs avec un champ de vision de 3,2°.



ILLUSTRATION 1.8 – Photo de l’installation H.E.S.S. Source : [Kle12]

e. VERITAS

Le **Very Energetic Radiation Imaging Telescope Array System** est un projet financé par les USA, le Canada et l’Allemagne installé au Fred Lawrence Whipple Observatory dans l’Arizona. Il est composé de quatre télescopes de 12m d’ouverture avec des caméras chacune composées de 499 tubes photomultiplicateurs. [Ver04] L’installation a pour but d’étudier les rayons gamma **VHE** entre 50GeV et 50TeV et a notamment été utilisée pour complémenter la mission Fermi de la NASA.



ILLUSTRATION 1.9 – Fred Lawrence Whipple Observatory. Source : [Ver04]

f. HAWC

HAWC pour **High altitude Water Cherenkov gamma-ray observatory** est un observatoire situé sur le flanc du volcan Sierra Negra au Mexique, à une altitude de 4100 mètres. Comme son nom l’indique, il observe la lumière Cherenkov dans de l’eau au lieu de l’atmosphère. Ceci permet d’étudier des rayons gamma de plus haute intensité, de 100GeV à 100TeV. [Col04]

Au lieu d'utiliser des photomultiplicateurs comme les télescopes précédents, HAWC utilise des compteurs de particules basés sur des scintillateurs. Cette différence de fonctionnement comparé aux IACT lui permet de meilleures performances dans certains domaines tel le champ de vision mais le rend plus sensible au bruit de fond par exemple :

	Télescope Cherenkov	Détecteur de Pluie Atmosphérique
Gamme d'énergie	Basse (<200 GeV)	Haute (>10TeV)
Rejet de bruit de fond	Excellent (>99.7%)	Modéré (>50%)
Champ de vision	Petit (<2°)	Large (>45°)
Disponibilité	Basse (5%-10%)	Haute (>90%)

TABLEAU 1.2 – Complementary detection characteristics of imaging air Cherenkov telescopes (IACTs) and extensive air shower arrays, traduit. Source : [Col04]



ILLUSTRATION 1.10 – The HAWC Observatory. Source : J. Goodman, Nov. 2016 [Col04]

1.4. ASTRONOMIE GAMMA FUTURE

a. CTAO

Le Cherenkov Telescope Array Observatory (CTAO) est le plus grand projet d'observatoire IACT au monde. Il est prévu de construire 60 télescopes répartis sur 2 sites, le premier (CTAO-North) dans l'hémisphère nord aux îles Canaries sur l'île La Palma et le deuxième (CTAO-South) à Paranal, Chili.

L'observatoire est conçu pour étudier les rayons gamma de 20GeV à 300TeV avec plus de 60 télescopes de différentes tailles, Small-Sized Telescope (SST), Medium-Sized Telescope (MST) et Large-Sized Telescope (LST) qui peut atteindre 45m de haut Pour cela chacun des types de télescopes a été conçu pour répondre au mieux à certaines gammes d'énergie. Pour la gamme

principale de l'installation (150GeV à 5TeV), ce sont 23 MST qui sont prévu d'être construire. 37 SST sont prévus et ils seront optimisés pour détecter les énergies > 5TeV et jusqu'à 4 LST sont prévus pour détecter les gammes d'énergie < 150 GeV.



ILLUSTRATION 1.11 – Rendu 3d de CTAO-North. Source : Gabriel Pérez Díaz, IAC [CTA17]

CHAPITRE 2 : UNIGE

Au début du projet, l'UNIGE avait proposé ce projet de bachelor

2.1. TERZINA

a. NUSES

Le projet **NeUtrino and Seismic Electromagnetic Signals** est une mission spatiale pionnière qui a vu le jour via la collaboration entre différentes universités et organisations gouvernementales. [Tri23] Notamment l'Université de Genève (UNIGE), l'Istituto Nazionale di Fisica Nucleare (INFN), la NASA et d'autres. Le satellite est composé de deux modules scientifiques, Zirè et Terzina.

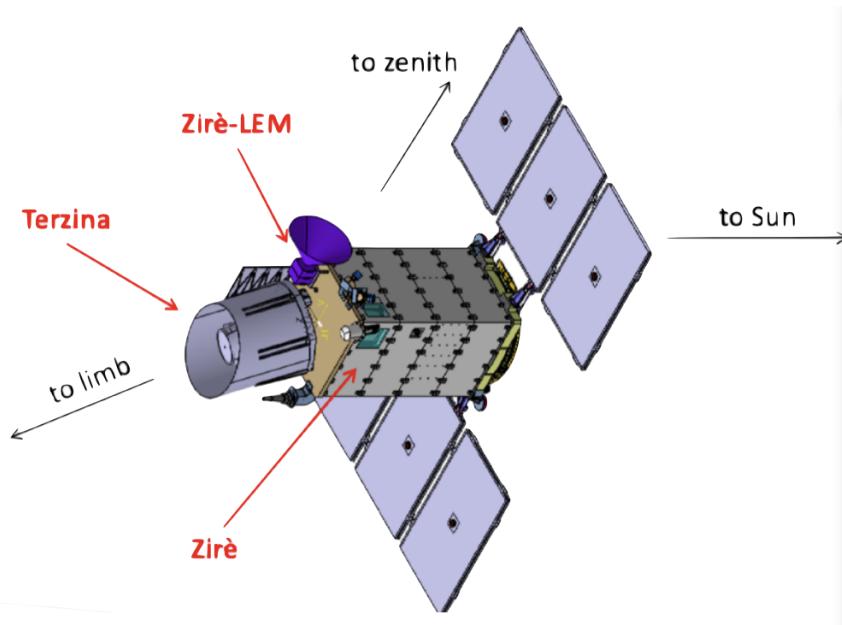


ILLUSTRATION 2.1 – Mission NUSES. Source : [Tri23]

Zirè a pour but d'observer le rayonnement cosmique LE (<250 MeV) pour étudier de plus près la ceinture de Van Allen, la météo spatiale et les interactions entre les lithosphère, ionosphère et magnétosphère.

Terzina a pour but de tester de manière concrète les technologies qui pourraient être utilisées pour étudier des rayonnements cosmiques Ultra High Energy (UHE) > 100PeV et de détecter des neutrinos via les pluies atmosphériques de lumière Cherenkov qu'ils produisent.

Le satellite sera placé en orbite terrestre basse de manière héliosynchrone. L'orbite terrestre basse ou **Low Earth Orbit (LEO)** est définie comme toutes les orbites plus proches que 1000km au dessus de la surface de la terre.[Age20a] Une orbite héliosynchrone est une orbite presque polaire (naviguant du nord au sud ou inversement) où le satellite passe au dessus d'un même point à la même heure solaire. Cela implique que son orientation en rapport au soleil reste la même.

Dans le cas de Terzina, cela permet aux capteurs d'être toujours pointés en direction opposée au soleil pour éviter au maximum les rayons gamma qu'il émet.

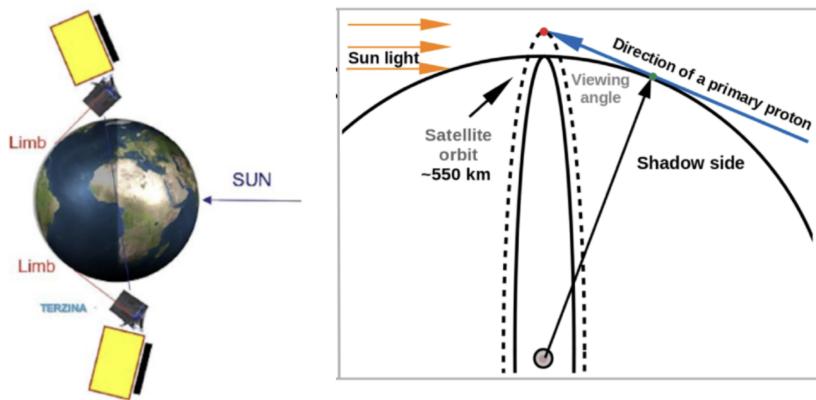


ILLUSTRATION 2.2 – Orbite héliosynchrone de Terzina. Source : [Tri23]

b. Terzina

Comparé aux autres satellites qui ont étudiés des rayons gamma en orbite, Terzina est prévu d'être le premier télescope spatial qui détectera la lumière Cherenkov depuis l'espace. De plus, il permettra aussi d'étudier les performances de nouveaux capteurs **Silicon Photomultiplier (SiPM)** dans l'espace. Ceux-ci devraient détecter plus de photons et être plus robustes que leur contrepartie classique bien que ces nouveaux capteurs soient plus sensibles aux bruits de fond et à l'irradiation abondante hors de notre atmosphère.

Le télescope utilise une configuration à deux miroirs qui redirigent et concentrent les photons reçus sur une matrice rectangulaire de 10 modules **SiPM**, eux-mêmes possédant une résolution de 8x8 pixels, 640 pixels au total. [Bur23]

Cette forme rectangulaire a été décidée pour observer le limbe terrestre de manière optimale et elle est capable de détecter une coupe transversale de $140 \times 360 \text{ km}^2$. Derrière les 10 modules **SiPM**, il est prévu 10 **Application Specific Integrated Circuits (ASIC)** chacun possédant 64

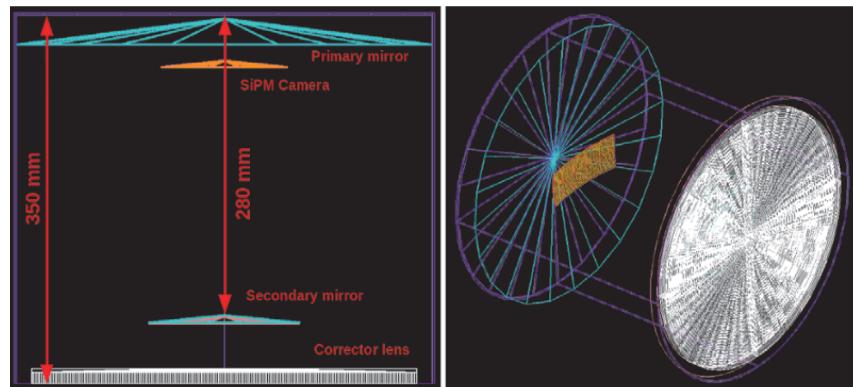


ILLUSTRATION 2.3 – En bleu les miroirs, en blanc la lentille, en orange la caméra et en violet les murs **Gauche :** Vue de dessus. **Droite :** Vue de côté. Source : [Bur23] p.2

canaux pour chacun des tubes photomultiplicateurs de la caméra. Ces **ASIC** sont conçus pour amplifier le signal de sortie puis le numériser avant d'être collectés par un **Field Programmable Gate Arrays (FPGA)** à bord du satellite.

En plus de leur rôle de numérisation, les **ASIC** ont aussi le rôle de déclencheur matériel. Ce rôle est important pour que le signal analogue des photomultiplicateurs ne soit converti en signal numérique que si nécessaire.

Le premier mécanisme de déclenchement, nommé "haut", arrive lorsque un pic d'énergie dépasse un seuil "haut" dans un seul canal d'un module **SiPM**; chaque canal du module est numérisé et collecté par le **FPGA**.

Le deuxième mécanisme de déclenchement "bas" arrive lorsque deux pixels adjacents d'un même module **SiPM** dépassent ce seuil ou lorsque c'est l'un des 8 pixels voisins d'un autre module. Ensuite, les pixels voisins sont analysés pour déterminer si au moins deux d'entre eux ont aussi dépassé ce seuil "bas"; dans ce cas l'**FPGA** va conserver cet évènement. Tous ces tests se déroulent dans un laps de temps très court; de la numérisation du signal au traitement et stockage sur le **FPGA**, il se passerait environ $51.2\mu s$

2.2. CTAO

a. CTLearn

a.1. Data levels

a.2. Different impulses shape per telescopes

CHAPITRE 3 : MÉTHODOLOGIE

3.1. MACHINE LEARNING

3.2. REMISE EN CONTEXTE

La problématique qui a lancé ce projet est la quantité limitée de bande passante de transmission à bord de Terzina. La bande passante du satellite NUSES est partagée avec Zirè et limite donc Terzina à 40Gbit par jour en transmission et quelques Kbit en réception. Bien que les capteurs aient déjà un déclenchement matériel, celui-ci était jugé comme insuffisant par l'équipe de l'[UNIGE](#) pour filtrer les événements d'intérêt scientifique sans dépasser la limite de transmission.

Il a donc été proposé de rajouter un réseau de neurones qui pourrait être capable de filtrer le bruit de chaque pixel pour n'en garder que l'onde connue des photons de pluies atmosphériques. Avec ce signal filtré, une décision d'envoyer ou non l'événement au sol serait plus simple.

Le réseau de neurones est prévu d'être programmé directement dans un [FPGA](#) pour des raisons d'optimisations de ressources à bord. Le fait de déployer le modèle de réseau de neurones ne fait pas partie intégrante de ce travail mais implique une restriction technique car la programmation du [FPGA](#) ne sera possible qu'avant le lancement. De plus, les ressources à bord étant coûteuses, le modèle sera aussi conçu pour être le plus petit possible afin d'utiliser le moins de place et de puissance de calcul. Il est prévu d'utiliser un modèle Keras pour le réseau de neurones, car il existe déjà des moyens de l'exporter vers des [FPGA](#).

En plus de cette utilisation en tant que filtre, il a été théorisé avec l'équipe de l'[UNIGE](#) que le réseau de neurones pourrait aussi compenser l'usure/l'irradiation des capteurs. Ceci pourrait être fait par un ajustement en vol des poids du réseau de neurones ou par le fonctionnement du modèle lui-même.

3.3. SIMULATEURS D'ONDE

Le début de mon projet a consisté à récupérer deux simulateurs de photomultiplicateurs et à m'acclimater à ce domaine de la physique. Pendant toute la mise en place de ces simulateurs, j'ai aussi installé un environnement de développement avec les librairies Python et les drivers Nvidia.

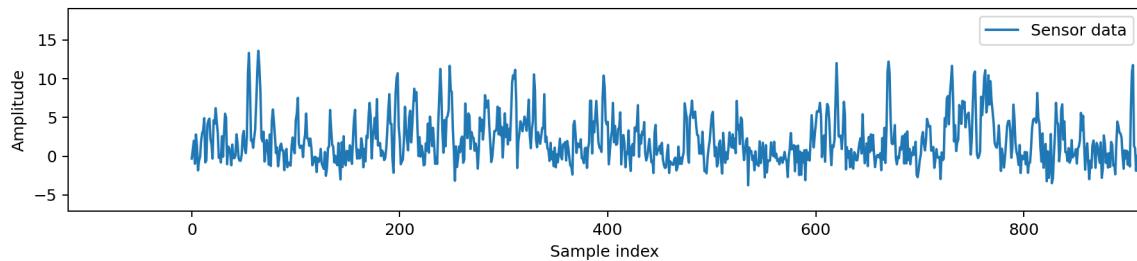


ILLUSTRATION 3.1 – Exemple d’onde simulée en sortie de capteur/ASIC.

Le premier : "terzina_wfsim" est un simulateur développé en C/C++ qui génère des fichiers ROOT contenant l’onde en sortie du capteur. Cependant, celui-ci s’est révélé limité très rapidement car les fichiers créés contiennent l’onde attendue combinée avec du bruit simulé, mais la simulation d’un photon à haute énergie n’était faite qu’une seule fois au même endroit pour chaque onde.

Le deuxième : "pe_extractor" [Ren20] est un projet contenant un simulateur d’onde couplé à des tests de machine learning pour détection de Photo Électron (pe) développé en Python. Le concept de "photo électron" ou pe est en réalité la charge électrique détectée par le capteur due à une interaction avec un photon dans le photomultiplicateur. Ce projet ne partageant pas les mêmes problèmes de génération de données que le précédent et étant capable de générer des données en continu dans des programmes Python, nous avons préféré concentrer nos efforts sur celui-ci.

Les premières semaines de ce travail ont été dédiées à faire fonctionner ce générateur ainsi qu’à analyser son fonctionnement et ses paramètres. Il fonctionne en simulant du bruit et en y rajoutant des interactions électriques par un fichier d’impulsion modèle. Le générateur va nous fournir deux tableaux en sortie : le signal discréte et des bacs contenant la vérité du nombre de pe ayant été injectés sur cette période.

Voici les paramètres importants du générateur et leur explication :

1. "pe_rate_mhz" : Définit la fréquence moyenne à laquelle un pe est injecté dans le signal. L’injection de pe est aléatoire en suivant une distribution Poisson.
2. "sampling_rate_mhz" : Définit la vitesse d’échantillonnage du signal. Pour Terzina, cela est de 200MHz.
3. "n_sample" et "n_sample_init" : Le générateur a un mécanisme d’initialisation pour le bruit électrique qui peut prendre un certain nombre de cycles pour commencer à créer

des informations cohérentes au niveau physique, ces deux paramètres peuvent donc contrôler un nombre d'échantillons à écarter au début de la génération.

4. "bin_size_ns" : Ce paramètre gère la période de comptabilisation des **pe** insérés dans le signal de sortie.
5. "shift_proba_bin" : Permet de décaler la comptabilisation de l'insertion de signal par un certain nombre de bacs. Ce système existe car l'impulsion a un temps de montée avant d'atteindre son pic, cela permet de décaler les bacs de vérité pour s'aligner avec le pic de l'impulsion.
6. "sigma_smooth_pe_ns" : Ce paramètre sert à répartir le compte des **pe** insérés sur les bacs voisines en ns pour éviter une vérité entière.
7. "noise_lsb" : Est une quantité de bruit électronique.

3.4. ARCHITECTURES ENVISAGÉES

Lors de nos premiers échanges, trois types de réseaux de neurones étaient envisagés pour répondre aux attentes de ce projet :

a. Auto-encodeur

L'auto-encodeur est une architecture de réseau de neurones particulière qui comprend deux parties distinctes d'encodage et de décodage. Ces deux étapes peuvent aussi être perçues comme une compression et décompression successive. [Dav23]

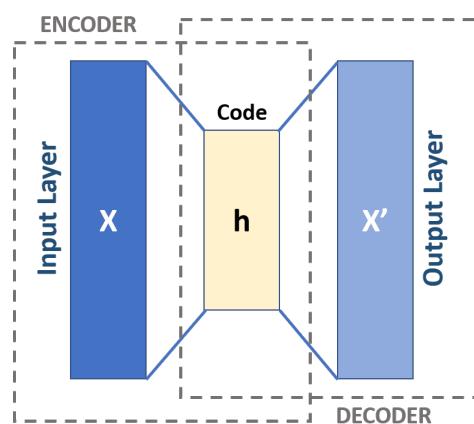


ILLUSTRATION 3.2 – Schéma d'auto-encodeur. Source : [Mas19]

En entraînant le réseau de neurones, celui-ci va apprendre à réduire les informations en

entrée jusqu'à un minimum pour ensuite essayer de reproduire au mieux les données originales à partir de cette représentation réduite.

Ce type de réseau pourrait bien fonctionner pour compresser les données des capteurs afin de les transmettre de manière compressée jusqu'au sol. Cependant le fonctionnement des auto-encodeurs implique généralement une perte de précision notable lors de l'encodage des données. Cela pourrait ne pas être un problème en soi pour la détection de la lumière Cherenkov. Cependant il est ressorti lors de nos réunions une envie de garder des données plus près de celles en sortie des [ASIC](#), surtout pour la première mission qu'est Terzina.

b. Réseau de neurones récurrents

Un autre type de réseau neuronal que nous avions envisagé est le réseau de neurones récurrents. Cette architecture est adaptée à des problèmes comprenant des données séquentielles ou temporelles généralement comme de la détection automatique de parole ou de texte.

Cette architecture diffère des autres réseaux de neurones car elle contient un mécanisme de "mémoire" intégré dans le modèle. La mémoire est généralement implémentée en connectant la dernière sortie du modèle comme une entrée supplémentaire.

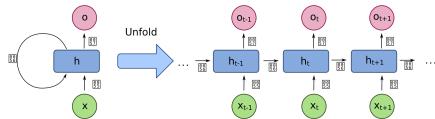


ILLUSTRATION 3.3 – Illustration de réseau de neurones récurrents. Source : [fde17]

Ce type de réseau serait le mieux adapté à un flux de données continues mais les [ASIC](#) et leur déclencheur matériel ne fournissent que des fenêtres d'un certain nombre d'échantillons dans un laps de temps connu. Bien qu'un RNN puisse fonctionner avec des fenêtres, cela nous paraissait contre-productif.

c. Réseau de neurones convolutif

L'architecture d'un réseau convolutif est semblable à un réseau de neurones standard a quelques exceptions près. Dans un réseau de neurones standard, chaque neurone est connecté à chaque autre neurone des couches adjacentes ; dans le cas d'un réseau de neurones convolutif, certaines couches sont connectée d'une manière spécifique qui, lorsqu'elle sera calculée,

effectuera le même calcul qu'une convolution.

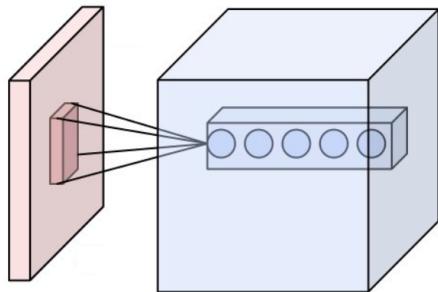


ILLUSTRATION 3.4 – Illustration d'une couche convulsive de réseau neuronal. Source : [Aph15]

L'opération de convolution en mathématique permet généralement d'extraire des informations d'une image comme le taux de variation d'intensité entre chaque pixel lors d'une détection de contours par exemple. Ici, la différence est que le noyau utilisé pour la convolution n'est pas un noyau provenant d'algorithmes comme Sobel ou Canny mais c'est à nouveau l'apprentissage du réseau qui va établir un noyau le plus optimisé pour trouver les caractéristiques recherchées dans les données d'entrée.

Dans le cadre de Terzina, c'est l'approche que nous avons privilégiée de par sa simplicité et le peu de resources qu'elle utilise.

3.5. PROTOTYPAGE

Pour débuter le prototypage, j'ai commencé à mettre en place un réseau neuronal convolutif de régression simple qui prend en entrée une fenêtre de taille fixe, qui contiendra les échantillons du signal de manière séquentielle dans le temps. Et dont le résultat est une estimation de la probabilité qu'un pe soit présent au centre de la fenêtre analysée :

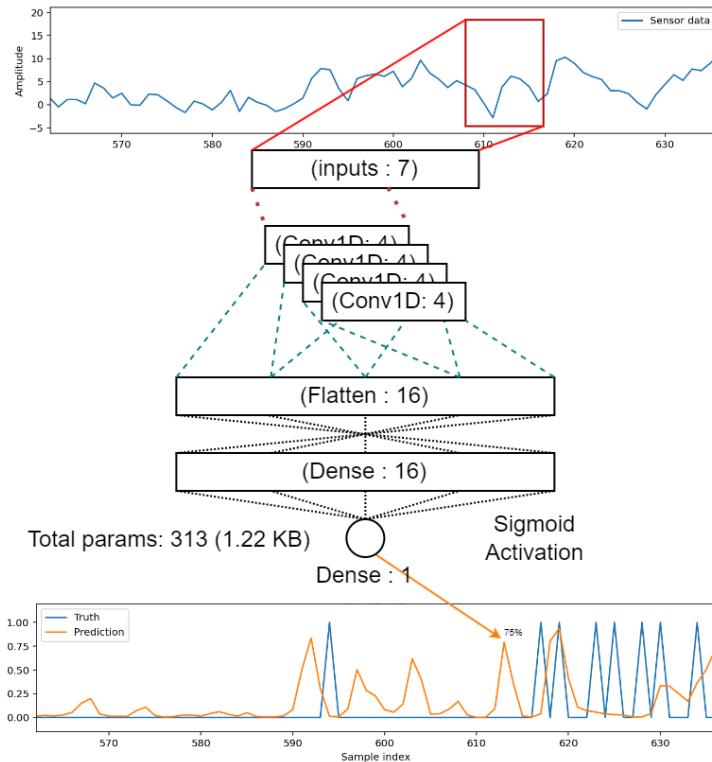


ILLUSTRATION 3.5 – Diagramme de fonctionnement du premier CNN simple.

Le fonctionnement de cette architecture n'a pas donné de bons résultats, ceci à cause de plusieurs facteurs. Le premier est qu'à cause des paramètres de bacs du générateur, les premiers tests effectués se basaient sur des données erronées car les impulsions n'étaient pas centrées au centre de la fenêtre.

Cette première expérience m'a aussi poussé à développer une vue au "cas par cas" où chaque inférence du modèle peut être examinée. Cette vue affiche les données d'entrée, la vérité attendue et le résultat du modèle ce qui permet de confirmer les données d'entraînement de celui-ci.

Cependant, même après avoir corrigé la configuration du générateur, les résultats, bien que légèrement améliorés, restaient non fiables à cause de beaucoup de faux positif et faux négatifs.

Pour palier à cela, au lieu d'entraîner le modèle sur une seule vérité au centre de la fenêtre analysée, ce serait sur chaque échantillon que le réseau neuronal donnera une estimation de la

présence ou non d'un pe.

Ce nouveau modèle a immédiatement mieux performé que le précédent :

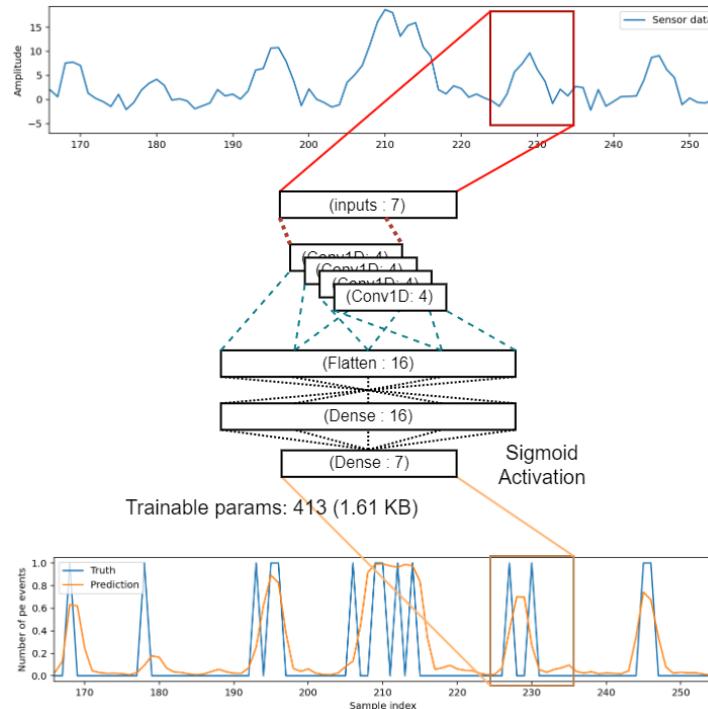


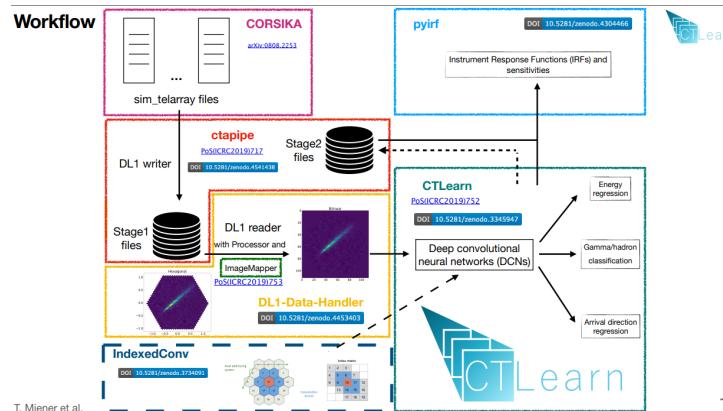
ILLUSTRATION 3.6 – Diagramme de fonctionnement du deuxième CNN à multiple sorties.

En modifiant les différents paramètres de chaque couche, il est aussi possible d'améliorer les performances de celui-ci. De plus, en ne calculant plus la présence de manière booléenne mais en estimant la quantité de pe présents en changeant la fonction d'activation finale pour utiliser la fonction mathématique "ReLU" qui n'est pas confinée à l'intervalle $[0, 1]$ comme la sigmoïde mais à $[0, +\infty[$, il est possible d'entraîner le modèle pour qu'il estime le nombre de pe à un instant t dans une fenêtre.

3.6. TERZINA - RETARDS DE PRODUCTION

En mars dernier, lors de rendez-vous de coordination pour le projet Terzina, un retard conséquent sur la production des ASIC prévus pour les capteurs à été révélé. Il a donc été décidé de remplacer ces ASIC par un modèle déjà existant : CITIROC. Cependant, ces nouveaux ASIC ne sont pas capables de transmettre une onde comme les ASIC prévus jusqu'à présent. Cet imprévu rend donc l'utilisation d'un réseau de neurones impossible à bord de Terzina. Cependant, il est encore intéressant de développer ce modèle pour une utilisation dans de futurs satellites qui succèderont à Terzina.

J'ai donc été introduit au projet CTLearn et l'environnement qui l'entoure. Ce projet est entre autre conçu pour classifier des pluies de lumière Cherenkov, et pourrait possiblement bénéficier d'une étape de pré-traitement par pixels comme pour Terzina.



1

ILLUSTRATION 3.7 – Workflow CTLearn. Source : [Mie24]

3.7. SUITE DU TRAVAIL

Ce projet de semestre en l'état a prouvé un intérêt pour une étape de prétraitement par pixel pour tout type d'**IACT** et pour de futurs télescopes spatiaux. Il a aussi été possible de déterminer les éléments nécessaires pour une possible utilisation de cette étape de prétraitement :

- Établir un ou plusieurs métriques, ceci afin de pouvoir quantifier les améliorations ou régressions dues à des changements du modèle.
- Établir un banc de test plus complet prenant en compte des facteurs externes comme la dégradation de capteurs ou autre.
- Intégrer le modèle dans le simulateur CTLearn pour possiblement en améliorer ses performances et prouver une utilité pour des **IACT** terrestres.

CHAPITRE 4 : RÉSULTATS

4.1. REMISE EN CONTEXTE

La problématique qui a lancé ce projet est la quantité limitée de bande passante de transmission à bord de Terzina. La bande passante du satellite NUSES est partagée avec Zirè et limite donc Terzina à 40Gbit par jour en transmission et quelques Kbit en réception. Bien que les capteurs aient déjà un déclenchement matériel, celui-ci était jugé comme insuffisant par l'équipe de l'[UNIGE](#) pour filtrer les événements d'intérêt scientifique sans dépasser la limite de transmission.

Il a donc été proposé de rajouter un réseau de neurones qui pourrait être capable de filtrer le bruit de chaque pixel pour n'en garder que l'onde connue des photons de pluies atmosphériques. Avec ce signal filtré, une décision d'envoyer ou non l'évènement au sol serait plus simple.

Le réseau de neurones est prévu d'être programmé directement dans un [FPGA](#) pour des raisons d'optimisations de ressources à bord. Le fait de déployer le modèle de réseau de neurones ne fait pas partie intégrante de ce travail mais implique une restriction technique car la programmation du [FPGA](#) ne sera possible qu'avant le lancement. De plus, les ressources à bord étant coûteuses, le modèle sera aussi conçu pour être le plus petit possible afin d'utiliser le moins de place et de puissance de calcul. Il est prévu d'utiliser un modèle Keras pour le réseau de neurones, car il existe déjà des moyens de l'exporter vers des [FPGA](#).

En plus de cette utilisation en tant que filtre, il a été théorisé avec l'équipe de l'[UNIGE](#) que le réseau de neurones pourrait aussi compenser l'usure/l'irradiation des capteurs. Ceci pourrait être fait par un ajustement en vol des poids du réseau de neurones ou par le fonctionnement du modèle lui-même.

4.2. SIMULATEURS D'ONDE

Le début de mon projet a consisté à récupérer deux simulateurs de photomultiplicateurs et à m'acclimater à ce domaine de la physique. Pendant toute la mise en place de ces simulateurs, j'ai aussi installé un environnement de développement avec les bibliothèques Python et les drivers Nvidia.

Le premier : "terzina_wfsim" est un simulateur développé en C/C++ qui génère des fichiers ROOT contenant l'onde en sortie du capteur. Cependant, celui-ci s'est révélé limité très rapi-

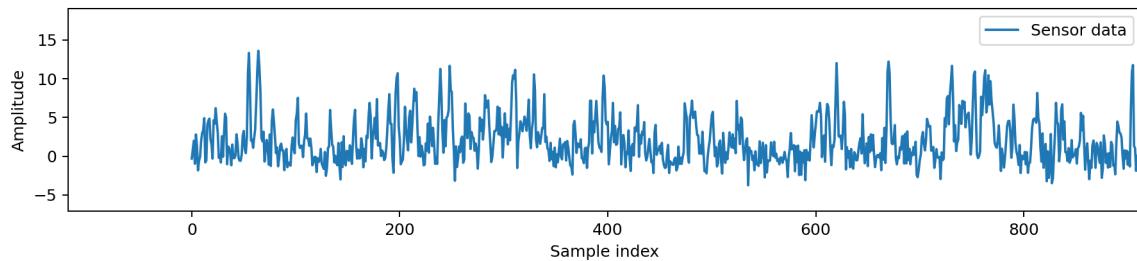


ILLUSTRATION 4.1 – Exemple d’onde simulée en sortie de capteur/ASIC.

dément car les fichiers créés contiennent l’onde attendue combinée avec du bruit simulé, mais la simulation d’un photon à haute énergie n’était faite qu’une seule fois au même endroit pour chaque onde.

Le deuxième : "pe_extractor" [Ren20] est un projet contenant un simulateur d’onde couplé à des tests de machine learning pour détection de `pe` développé en Python. Le concept de "photo électron" ou `pe` est en réalité la charge électrique détectée par le capteur due à une interaction avec un photon dans le photomultiplicateur. Ce projet ne partageant pas les mêmes problèmes de génération de données que le précédent et étant capable de générer des données en continu dans des programmes Python, nous avons préféré concentrer nos efforts sur celui-ci.

Les premières semaines de ce travail ont été dédiées à faire fonctionner ce générateur ainsi qu’à analyser son fonctionnement et ses paramètres. Il fonctionne en simulant du bruit et en y rajoutant des interactions électriques par un fichier d’impulsion modèle. Le générateur va nous fournir deux tableaux en sortie : le signal discrétisé et des bacs contenant la vérité du nombre de `pe` ayant été injectés sur cette période.

Voici les paramètres importants du générateur et leur explication :

1. "pe_rate_mhz" : Définit la fréquence moyenne à laquelle un `pe` est injecté dans le signal. L’injection de `pe` est aléatoire en suivant une distribution Poisson.
2. "sampling_rate_mhz" : Définit la vitesse d’échantillonnage du signal. Pour Terzina, cela est de 200MHz.
3. "n_sample" et "n_sample_init" : Le générateur a un mécanisme d’initialisation pour le bruit électrique qui peut prendre un certain nombre de cycles pour commencer à créer des informations cohérentes au niveau physique, ces deux paramètres peuvent donc contrôler un nombre d’échantillons à écarter au début de la génération.
4. "bin_size_ns" : Ce paramètre gère la période de comptabilisation des `pe` insérés dans le

signal de sortie.

5. "shift_proba_bin" : Permet de décaler la comptabilisation de l'insertion de signal par un certain nombre de bacs. Ce système existe car l'impulsion a un temps de montée avant d'atteindre son pic, cela permet de décaler les bacs de vérité pour s'aligner avec le pic de l'impulsion.
6. "sigma_smooth_pe_ns" : Ce paramètre sert à répartir le compte des *pe* insérés sur les bacs voisines en *ns* pour éviter une vérité entière.
7. "noise_lsb" : Est une quantité de bruit électronique.

4.3. ARCHITECTURES ENVISAGÉES

Lors de nos premiers échanges, trois types de réseaux de neurones étaient envisagés pour répondre aux attentes de ce projet :

a. Auto-encodeur

L'auto-encodeur est une architecture de réseau de neurones particulière qui comprend deux parties distinctes d'encodage et de décodage. Ces deux étapes peuvent aussi être perçues comme une compression et décompression successive. [Dav23]

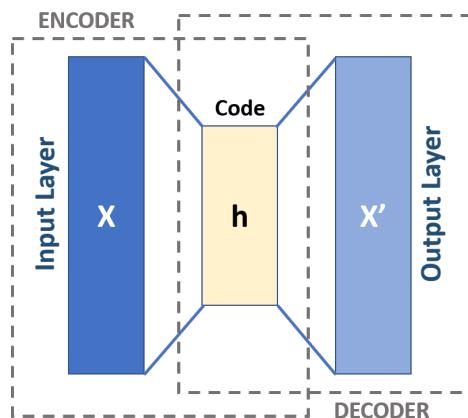


ILLUSTRATION 4.2 – Schéma d'auto-encodeur. Source : [Mas19]

En entraînant le réseau de neurones, celui-ci va apprendre à réduire les informations en entrée jusqu'à un minimum pour ensuite essayer de reproduire au mieux les données originales à partir de cette représentation réduite.

Ce type de réseau pourrait bien fonctionner pour compresser les données des capteurs afin de les transmettre de manière compressée jusqu'au sol. Cependant le fonctionnement des auto-

encodeurs implique généralement une perte de précision notable lors de l'encodage des données. Cela pourrait ne pas être un problème en soi pour la détection de la lumière Cherenkov. Cependant il est ressorti lors de nos réunions une envie de garder des données plus près de celles en sortie des [ASIC](#), surtout pour la première mission qu'est Terzina.

b. Réseau de neurones récurrents

Un autre type de réseau neuronal que nous avions envisagé est le réseau de neurones récurrents. Cette architecture est adaptée à des problèmes comprenant des données séquentielles ou temporelles généralement comme de la détection automatique de parole ou de texte.

Cette architecture diffère des autres réseaux de neurones car elle contient un mécanisme de "mémoire" intégré dans le modèle. La mémoire est généralement implémentée en connectant la dernière sortie du modèle comme une entrée supplémentaire.

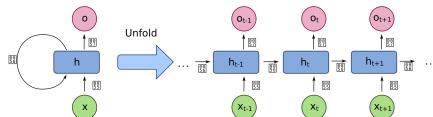


ILLUSTRATION 4.3 – Illustration de réseau de neurones récurrents. Source : [fde17]

Ce type de réseau serait le mieux adapté à un flux de données continues mais les [ASIC](#) et leur déclencheur matériel ne fournissent que des fenêtres d'un certain nombre d'échantillons dans un laps de temps connu. Bien qu'un RNN puisse fonctionner avec des fenêtres, cela nous paraissait contre-productif.

c. Réseau de neurones convolutif

L'architecture d'un réseau convolutif est semblable à un réseau de neurones standard a quelques exceptions près. Dans un réseau de neurones standard, chaque neurone est connecté à chaque autre neurone des couches adjacentes ; dans le cas d'un réseau de neurones convolutif, certaines couches sont connectée d'une manière spécifique qui, lorsqu'elle sera calculée, effectuera le même calcul qu'une convolution.

L'opération de convolution en mathématique permet généralement d'extraire des informations d'une image comme le taux de variation d'intensité entre chaque pixel lors d'une détection de contours par exemple. Ici, la différence est que le noyau utilisé pour la convolution n'est pas

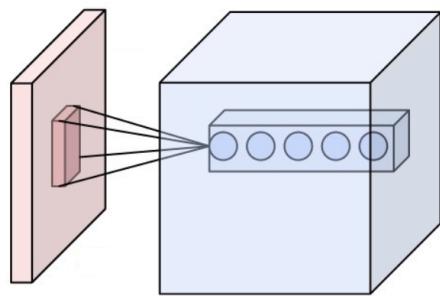


ILLUSTRATION 4.4 – Illustration d'une couche convective de réseau neuronal. Source : [Aph15]

un noyau provenant d'algorithmes comme Sobel ou Canny mais c'est à nouveau l'apprentissage du réseau qui va établir un noyau le plus optimisé pour trouver les caractéristiques recherchées dans les données d'entrée.

Dans le cadre de Terzina, c'est l'approche que nous avons privilégiée de par sa simplicité et le peu de ressources qu'elle utilise.

4.4. PROTOTYPAGE

Pour débuter le prototypage, j'ai commencé à mettre en place un réseau neuronal convolutif de régression simple qui prend en entrée une fenêtre de taille fixe, qui contiendra les échantillons du signal de manière séquentielle dans le temps. Et dont le résultat est une estimation de la probabilité qu'un pe soit présent au centre de la fenêtre analysée :

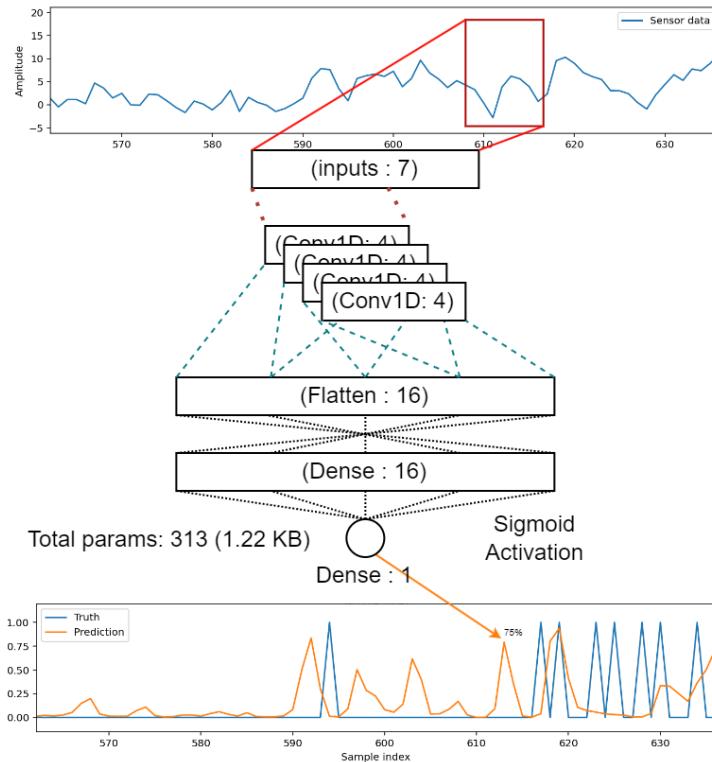


ILLUSTRATION 4.5 – Diagramme de fonctionnement du premier CNN simple.

Le fonctionnement de cette architecture n'a pas donné de bons résultats, ceci à cause de plusieurs facteurs. Le premier est qu'à cause des paramètres de bacs du générateur, les premiers tests effectués se basaient sur des données erronées car les impulsions n'étaient pas centrées au centre de la fenêtre.

Cette première expérience m'a aussi poussé à développer une vue au "cas par cas" où chaque inférence du modèle peut être examinée. Cette vue affiche les données d'entrée, la vérité attendue et le résultat du modèle ce qui permet de confirmer les données d'entraînement de celui-ci.

Cependant, même après avoir corrigé la configuration du générateur, les résultats, bien que légèrement améliorés, restaient non fiables à cause de beaucoup de faux positif et faux négatifs.

Pour palier à cela, au lieu d'entraîner le modèle sur une seule vérité au centre de la fenêtre analysée, ce serait sur chaque échantillon que le réseau neuronal donnera une estimation de la

présence ou non d'un pe.

Ce nouveau modèle a immédiatement mieux performé que le précédent :

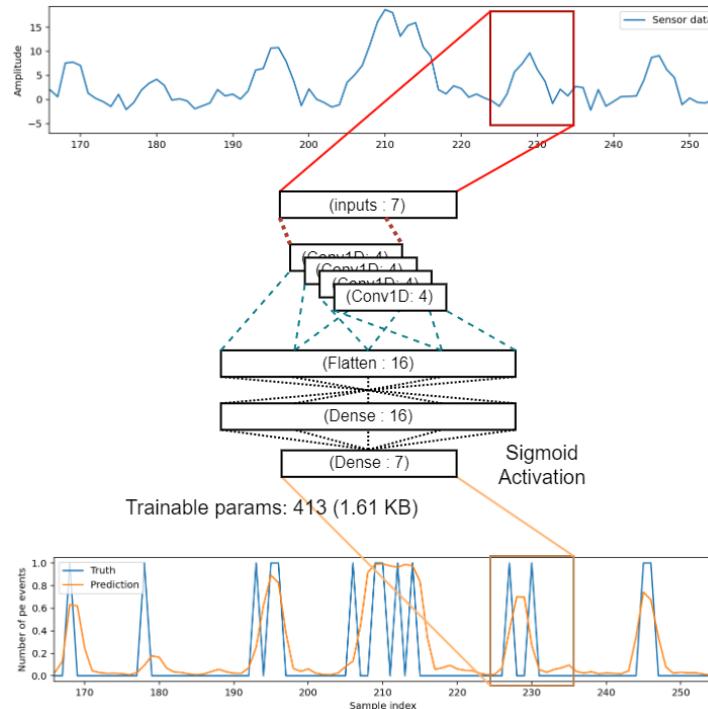


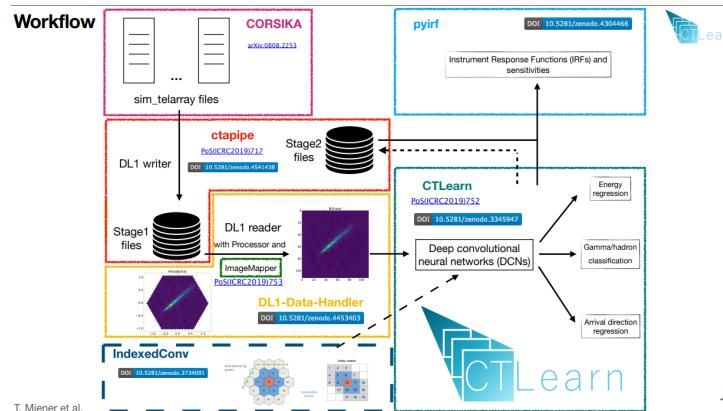
ILLUSTRATION 4.6 – Diagramme de fonctionnement du deuxième CNN à multiple sorties.

En modifiant les différents paramètres de chaque couche, il est aussi possible d'améliorer les performances de celui-ci. De plus, en ne calculant plus la présence de manière booléenne mais en estimant la quantité de pe présents en changeant la fonction d'activation finale pour utiliser la fonction mathématique "ReLU" qui n'est pas confinée à l'intervalle $[0, 1]$ comme la sigmoïde mais à $[0, +\infty[$, il est possible d'entraîner le modèle pour qu'il estime le nombre de pe à un instant t dans une fenêtre.

4.5. TERZINA - RETARDS DE PRODUCTION

En mars dernier, lors de rendez-vous de coordination pour le projet Terzina, un retard conséquent sur la production des **ASIC** prévus pour les capteurs à été révélé. Il a donc été décidé de remplacer ces **ASIC** par un modèle déjà existant : CITIROC. Cependant, ces nouveaux **ASIC** ne sont pas capables de transmettre une onde comme les **ASIC** prévus jusqu'à présent. Cet imprévu rend donc l'utilisation d'un réseau de neurones impossible à bord de Terzina. Cependant, il est encore intéressant de développer ce modèle pour une utilisation dans de futurs satellites qui succèderont à Terzina.

J'ai donc été introduit au projet CTLearn et l'environnement qui l'entoure. Ce projet est entre autre conçu pour classifier des pluies de lumière Cherenkov, et pourrait possiblement bénéficier d'une étape de pré-traitement par pixels comme pour Terzina.



1

ILLUSTRATION 4.7 – Workflow CTLearn. Source : [Mie24]

4.6. SUITE DU TRAVAIL

Ce projet de semestre en l'état a prouvé un intérêt pour une étape de prétraitement par pixel pour tout type d'**IACT** et pour de futurs télescopes spatiaux. Il a aussi été possible de déterminer les éléments nécessaires pour une possible utilisation de cette étape de prétraitement :

- Établir un ou plusieurs métriques, ceci afin de pouvoir quantifier les améliorations ou régressions dues à des changements du modèle.
- Établir un banc de test plus complet prenant en compte des facteurs externes comme la dégradation de capteurs ou autre.
- Intégrer le modèle dans le simulateur CTLearn pour possiblement en améliorer ses performances et prouver une utilité pour des **IACT** terrestres.

CONCLUSION

Étant passionné par l’astronautique et intéressé par tous les sujets adjacents tels que l’astrophysique ou même l’aéronautique, j’ai été ravi d’être choisi pour participer à un projet concret touchant à ces mêmes domaines.

L’objectif de ce projet de semestre consistait à préparer le développement d’un modèle de réseau neuronal capable d’aider au tri d’évènements capturés par la caméra de Terzina. Il s’est avéré au milieu du projet que les capacités techniques à bord du satellite ne seraient plus capable de produire des données suffisantes pour le réseau neuronal envisagé, mais les résultats préliminaires du projet ont permis à l’équipe de l’UNIGE de voir un potentiel dans la réutilisation d’un tel modèle dans des télescopes IACT terrestres.

La première étape de ce travail a été de comprendre le phénomène physique de la lumière Cherenkov. Cette étape de découverte m’a grandement plu car pendant mes recherches sur le sujet, j’ai redécouvert des sujets dont j’avais déjà entendus parler et ai pu en approfondir mes connaissances.

Dans un deuxième temps, j’ai dû comprendre et faire fonctionner des projets existants pour générer les données sur lesquelles baser mes essais de réseau de neurones. Lors de mes premiers essais, j’ai rapidement rencontré les différents cas bloquants vus dans mes cours de machine learning, notamment les problèmes liés aux format et à la composition des données d’entrée.

Ces différentes étapes m’ont permis d’établir une liste des tâches et de fonctionnalités nécessaires au projet final. Mon projet de bachelor sera donc d’établir des métriques de performance et une série de tests pour pouvoir comparer efficacement les prochains modèles qui seront étudiés lors de la suite de ce projet afin de trouver un ou plusieurs modèle adapté aux attentes de l’équipe de l’UNIGE.

BIBLIOGRAPHIE

- [AA23] National AERONAUTICS et Space ADMINISTRATION. *Fermi Gamma-ray Space Telescope*. <https://science.nasa.gov/mission/fermi>. Accessed : (15.04.2024). 2023.
- [AA24] National AERONAUTICS et Space ADMINISTRATION. *Fermi Gamma-ray Space Telescope*. <https://fermi.gsfc.nasa.gov/>. Accessed : (15.04.2024). 2024.
- [Age02a] European Space AGENCY. *Integral overview*. https://www.esa.int/Science_Exploration/Space_Science/Integral_overview. Accessed : (14.04.2024). 2002.
- [Age02b] European Space AGENCY. *Integral Rendition*. https://www.esa.int/ESA_Multimedia/Images/2001/11/Integral. Accessed : (14.04.2024). 2002.
- [Age20a] European Space AGENCY. *Low Earth orbit*. https://www.esa.int/ESA_Multimedia/Images/2020/03/Low_Earth_orbit. Accessed : (15.04.2024). 2020.
- [Age20b] European Space AGENCY. *Polar and Sun-synchronous orbit*. https://www.esa.int/ESA_Multimedia/Images/2020/03/Polar_and_Sun-synchronous_orbit. Accessed : (15.04.2024). 2020.
- [All22] Lorella Angelini Jesse ALLEN. *Integral Specifications*. <https://heasarc.gsfc.nasa.gov/docs/integral/integral.html>. Accessed : (14.04.2024). 2022.
- [Aph15] Wikimedia Commons APHEX34. *Convolutional layer*. https://commons.wikimedia.org/w/index.php?title=File:Conv_layer.png&oldid=867907596. Accessed : (19.04.2024). 2015.
- [Ber24] Konrad BERNLÖHR. *Atmospheric Cherenkov light*. <https://www.mpi-hd.mpg.de/hfm/CosmicRay/ChLight/Cherenkov.html>. Accessed : (21.02.2024). 2024.
- [Bur23] Leonid BURMISTROV. “Terzina on board NUSES : A pathfinder for EAS Cherenkov Light Detection from space”. In : *EPJ Web of Conferences* 283 (2023). Sous la dir. d'I. DE MITRI et al., p. 06006. ISSN : 2100-014X. DOI : [10.1051/epjconf/202328306006](https://doi.org/10.1051/epjconf/202328306006). URL : <http://dx.doi.org/10.1051/epjconf/202328306006>.

- [Col04] The HAWC COLLABORATION. *The High-Altitude Water Cherenkov Gamma-Ray Observatory*. <https://www.hawc-observatory.org>. Accessed : (16.04.2024). 2004.
- [CTA17] IAC CTAO Gabriel Pérez Díaz. *CTAO Northern Hemisphere Array Rendering*. https://www.flickr.com/photos/cta_observatory/32835056736/. Accessed : (18.04.2024). 2017.
- [CTAnd] CTAO. *Cherenkov Telescope Array Observatory*. <https://www.ctao.org/>. Accessed : (18.04.2024). n.d.
- [Dav23] IBM DAVE BERGMANN Cole Stryker. “What is an autoencoder?” In : (2023). Accessed : (19.04.2024).
- [fde17] Wikimedia Commons FDELOCHE. *Recurrent neural network unfold*. https://commons.wikimedia.org/w/index.php?title=File:Recurrent_neural_network_unfold.svg&oldid=854998628. Accessed : (19.04.2024). 2017.
- [Gronda] MAGIC GROUP. *The MAGIC Telescopes*. <https://magic.mpp.mpg.de/>. Accessed : (16.04.2024). n.d.
- [Grondb] MAGIC GROUP. *The MAGIC Telescopes Photo*. https://magic.mpp.mpg.de/gallery/pictures/tn/IMG_2520.JPG.html. Accessed : (16.04.2024). n.d.
- [Hof12] Werner HOFMANN. *The H.E.S.S. Telescopes*. <https://www.mpi-hd.mpg.de/>. Accessed : (16.04.2024). 2012.
- [Kle12] H.E.S.S. collaboration KLEPSER DESY. *The H.E.S.S. II five-telescope gamma-ray experiment in Namibia*. https://commons.wikimedia.org/wiki/File:HESS_II_gamma_ray_experiment_five_telescope_array.jpg. Accessed : (16.04.2024). 2012.
- [Lab09] Argonne National LABORATORY. *Advanced Test Reactor core, Idaho National Laboratory*. www.flickr.com/photos/35734278@N05/3954062594/. Accessed : (10.04.2024). 2009.
- [Mas19] Michela MASSI. *Autoencoder schema*. https://commons.wikimedia.org/w/index.php?title=File:Autoencoder_schema.png&oldid=808656740. Accessed : (19.04.2024). 2019.

- [Mie23] Tjark MIENER. “Indirect Dark Matter Searches in the Gamma-ray Band and Development of New Analysis Techniques for Ground-based Gamma-ray Astronomy”. Thèse de doct. 2023.
- [Mie24] Tjark MIENER. *Getting started with DL1DH+CTLearn*. https://commons.wikimedia.org/w/index.php?title=File:Conv_layer.png&oldid=867907596. Accessed : (19.04.2024). 2024.
- [Min24] MIN-KYONG. *Pair Production and Annihilation*. <http://electrons.wikiidot.com/pair-production-and-annihilation>. Accessed : (10.04.2024). 2024.
- [Ren20] Yves RENIER. *PE Extractor*. <https://github.com/cta-sst-1m/pe-extractor>. Accessed : (18.04.2024). 2020.
- [Tri23] Caterina TRIMARELLI. *The NUSES space mission*. https://indico.cern.ch/event/1199289/contributions/5446979/attachments/2703059/4692617/NUSES_TAUP.pdf. Accessed : (14.04.2024). 2023.
- [Ver04] VERITAS. *Very Energetic Radiation Imagin Telescope Array System*. <https://veritas.sao.arizona.edu/>. Accessed : (16.04.2024). 2004.
- [Wik23] l'encyclopédie libre. WIKIPÉDIA. *Rayonnement continu de freinage*. http://fr.wikipedia.org/w/index.php?title=Rayonnement_continu_de_freinage&oldid=205544775. Accessed : (10.04.2024). 2023.