

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRES
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
**MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE**



Université Saad Dahleb -BLIDA 01-
Institut d'Aéronautique et Etudes Spatiales -IAES-



Domaine : Science et Technologie

Filière : Aéronautique

Département : Construction Aéronautique

Spécialité : Avionique

Mémoire de fin d'études

En vue de l'obtention du diplôme de

Master en Aéronautique

THÈME

**Utilisation de l'Intelligence-Artificielle pour aide au
diagnostic en Contrôle-Non-Destructif d'un Aéronef.**

Projet de **Startup** présenté dans le cadre de l'arrêté ministériel "1275 ",
assuré par l'Institut d'Aéronautique et des Etudes Spatiales, IAES.

Préparer et présenter par :

- Mlle. ALLOUI Souhila Nihed
- Mr. TAIA Haithem Chems Eddine
- Mr. BOUALI Oualid

Proposé et dirigé par :

- Dr. TCHOKETCH KEBIR Selma
- Pr. CHEGGAGA Nawel

Soutenu devant le jury composé de :

S. TCHOKETCH K
N. CHEGGAGA
S. TAHRAOUI
F. OTMANE
Ab. LEBSIR
H. BOUNATIRO

MCA. CRTI- Cheraga
MCA. U de Blida 1
MCA. U de Blida I
MCA. U de Blida I
MCB. U de Blida I
Expert SPA- CSC

Encadreur
Co-Encadreur
Président
Examineur
Représentant de l'incubateur
Partenaire socio-économique

Promotion 2023/2024

Remerciements

Nous remercions **Allah** pour toutes Ses bénédictions, pour la force, la volonté, les moyens, et le courage qu'Il nous a donnés, et surtout pour nous avoir permis d'arriver jusqu'ici.

Nous souhaitons exprimer notre plus profonde gratitude à nos promoteurs, les maîtres de conférences **Dr. TCHOTCHEK KEBIR Selma** et **Pr. CHEGGAGA Nawal**, pour leurs conseils inestimables et leur orientation tout au long de ce projet. Leurs riches connaissances, leur expérience, ainsi que leur patience et leur bienveillance fraternelle ont créé un environnement de partage, d'acquisition et de productivité. Puissent-ils être amplement récompensés et bénis.

Nous remercions également l'ensemble des enseignants et personnel administratif du Département qui ont assuré notre formation tout au long de notre cursus universitaire.

Nous n'oublions pas de remercier chaleureusement l'équipe de formateurs, **M. Krime Mouhamed** et **M. Labssir Abd Elkader**, pour leurs formations enrichissantes qui ont grandement contribué à notre développement.

Nous souhaitons également exprimer notre profonde reconnaissance envers le directeur du Centre de recherche CRTI, **Mr. DRAI Redouane**, dont le soutien constant a été d'une aide inestimable à chaque étape de notre parcours. Un remerciement spécial à l'équipe du **CRTI**, notamment à **Mme. Amina** et **Mme. Sofia**, pour leur précieuse contribution à notre projet.

Un grand merci à tous **les membres du jury** pour avoir accepté d'examiner notre travail avec bienveillance et professionnalisme.

Nous tenons également à remercier toutes les personnes qui, directement ou indirectement, ont contribué de quelque manière que ce soit à la réalisation de ce travail.



Nous tenons tout d'abord à remercier Dieu, le Tout-Puissant, pour nous avoir donné la santé, la patience et la volonté.

Nous dédions ce travail à :

Avant tout, nous tenons à exprimer notre profonde gratitude envers nos mères exceptionnelles et nos pères incroyables. À nos mamans, votre force, votre amour inconditionnel et vos encouragements constants ont été une source de motivation inestimable tout au long de ce parcours. À nos papas, votre soutien indéfectible et vos conseils avisés nous ont guidés dans cette aventure académique. À nos très chers parents qui ont sacrifié tant pour notre réussite, nous adressons nos remerciements les plus chaleureux pour avoir été les piliers de notre succès. Que Dieu vous garde éternellement heureux.

*Nous profitons également de cette occasion pour exprimer notre amour et notre gratitude à tous les membres de nos familles : **ALLOUI, TAIA et BOUALI.***

À tous nos amis, collègues, et tous ceux qui nous ont aidés à réaliser ce modeste travail, nous vous remercions de tout cœur.

*Toutefois, il faut souligner que ce travail n'aurait pu voir le jour sans l'inestimable connaissance et savoir-faire acquis dans notre honorable **Institut d'aéronautique et d'études spéciales**. Nous remercions donc tous nos professeurs avec une immense fierté et adressons nos remerciements les plus distingués.*

À tous ceux qui ont contribué à ce parcours, que ce mémoire soit un témoignage de notre gratitude envers vous tous. Chacun d'entre vous a joué un rôle essentiel dans notre réussite, et nous vous en sommes profondément reconnaissants. Ce travail est aussi le vôtre.

Avec tout notre amour et notre reconnaissance.

Alloui Souhila Nihed

Taia Haithem Chems Eddine

Bouali Oualid

المخلص

تقدم هذه الأطروحة نهجًا جديدًا يدمج تقنيات NDT مع طرق التعلم الآلي ML المتقدمة، لتعزيز اكتشاف العيوب وتصنيفها. تقنية NDT المحددة المستخدمة في هذه الدراسة هي اختبار الانبعاثات الصوتية EA. يتضمن تطوير نظام تصنيف العيوب القائم على ML مرحلتين رئيسيتين. الأولى هي إنشاء قاعدة بيانات تجريبية BDD، يشمل جمع وبناء بيانات اختبار EA لتشكيل قاعدة بيانات غنية ودقيقة. أما المرحلة الثانية فهي المعالجة باستخدام Python، تنفذ بخوارزمية RF، التابعة لطرق ML. تستخدم هذه الخوارزمية لتصنيف وتحديد العيوب. تجمع هذه الأطروحة بين تقنيات الاختبار غير المدمرة وطرق ML المتقدمة، لتحسين اكتشاف العيوب وتصنيفها، مما يقدم حلولاً مبتكرة وفعالة لمراقبة الجودة في مختلف التطبيقات الصناعية.

كلمات مفتاحية: التحكم غير المدمر NDT، الانبعاثات الصوتية EA، التشخيص، التعلم الآلي ML، شجرة القرارات DT، طائرة بدون طيار (درون)، هيكل الطائرة.

Abstract

This thesis presents a novel approach that integrates NDT techniques, with advanced ML-based methods to enhance defect detection and diagnosis. The specific NDT technique employed in this study is Acoustic-Emission (AE) testing. The development of the ML-based defect diagnosis system involves two main phases. The first phase was the acquisition of experimental database, which included the collection and creation of AE data to form a comprehensive and accurate database. The second phase was the processing under Python, by implementing of a Random Forest algorithm, declining from ML-based methods. The algorithm is used to locate and classify defects. This work combines NDT techniques with advanced ML methods to improve defect detection and diagnosis, by providing innovative and effective solutions for quality control in various industrial applications, particularly in the aeronautics industry.

Keywords: Non-Destructive Testing (NDT), Diagnostic, Machine Learning (ML), Decision Tree (DT), Random Forest (RF), Drone, Structure.

Résumé

L'objectif de ce projet de fin d'étude est d'utiliser le ML pour diagnostiquer les défauts, à base de traitement de signaux EA expérimentaux, sous le CND. Le développement d'une approche ML pour le diagnostic des défauts passe par deux étapes principales. La première est l'obtention d'une BDD expérimentale, comprenant la collecte et la construction de données EA, pour former une base de données riche et précise. La seconde est le traitement de BDD sous Python, qui implique l'implémentation d'un algorithme de RF basé sur les méthodes de ML. Cet algorithme est utilisé pour localiser et classer les défauts. Ce mémoire combine entre les techniques de contrôle non destructif avec les méthodes avancées de ML, pour améliorer la détection et le diagnostic des défauts, offrant ainsi des solutions innovantes et efficaces pour le contrôle de qualité dans diverses applications industrielles, particulièrement dans le secteur aéronautique.

Mots Clés : Contrôle Non Destructif (CND), Emission-Acoustique (EA), diagnostic, Machine-Learning (ML), arbre de décision, Random-Forest (RF), Drone, Structure.

TABLE DES MATIÈRES

Remerciement	
Dédicace	
Résumé	
Table des matières	
Table des figures	
Liste des tableaux	
Sigles & Notations	
Introduction Générale.....	17

CHAPITRE I : CONTROLE DESTRUCTIF & NON-DESTRUCTIF

I.1 INTRODUCTION.....	21
I.2 CONTROLE DESTRUCTIF (CD)	21
I.2.1 Techniques de contrôle Destructifs	21
a. Tests d'environnement agressifs	22
b. Tests de corrosion	22
c. Essais de ruptures et mécaniques	23
d. Essais de fatigue	23
e. Test de dureté	23
f. Tests d'hydrogène	24
g. Essais de traction (allongement)	24
h. Essais de torsion	24
I.2.2 Applications du CD	24
I.3 CONTROLE NON DESTRUCTIF (CND)	25
I.3.1 Définition du CND	25
I.3.2 Principe du CND.....	26
I.3.3 Processus du CND et ses objectifs	26
a. En cours de fabrication	27
b. En recette	28
c. En service	28
I.3.4 Applications du CND	28
I.3.5 Types de défaut à identifier par le CND	28
I.3.6 Méthodologie des systèmes de CND	29
I.3.7 Techniques du CND	29
a. Inspection visuelle	30
b. Ressuage	30
c. Inspection magnétique	31
d. Contrôle par Ultra-sons (US)	32
e. Thermographie infrarouge (IR)	32
f. Contrôle par radiographie	33
g. Courant de Foucault (CF)	34
h. Emission acoustique (EA)	35
I.3.8 Avantages et inconvénients du CND	35
I.3.9 Comparaison des techniques du CND	38

I.4 CONCLUSION	39
-----------------------------	----

CHAPITRE II : CND PAR EMISSION ACOUSTIQUE

II.1 INTRODUCTION	41
II.2 HISTORIQUE DE L'EA	42
II.3 EMISSION ACOUSTIQUE (EA)	42
II.3.1 Types de signaux EA	44
a. EA continue (Pseudo-continue)	44
b. EA discontinue (Discrète)	45
II.3.2 Paramètres Caractéristiques de l'EA	45
II.3.3 Applications de l'EA	47
II.4 SOURCES D'ENDOMMAGEMENTS DE L'EA	47
II.4.1 Inspection des défauts de matériaux	48
a. Inspection de la résistance des matériaux	48
b. Inspection de la densité des matériaux	48
c. Inspection des fissures	49
d. Inspection et surveillance de la corrosion	50
II.4.2 Processus de génération des ondes acoustiques	50
a. Sources d'origines mécaniques	50
b. Sources artificielles	51
II.5 ANALYSE ET LOCALISATION D'ENDOMMAGEMENTS PAR EA	52
II.5.1 Méthodes de localisation	52
a. Localisation sur un seul axe (1D)	53
b. Localisation sur une surface (2D)	54
II.6 CONCLUSION	57

CHAPITRE III : ACQUISITION & INSTRUMENTS

III.1 INTRODUCTION	59
III.2 CHAINE DE TRAITEMENT EA	61
III.2.1 STRUCTURES MATERIELLES (DRONES)	62
a. Hélices	62
b. Moteur DC (Brushless)	63
c. Structure du drone	63
III.2.2 CAPTEURS EA (VS900-RIC)	64
III.2.3 PREAMPLIFICATEUR (AEP5)	65
III.2.4 ACCESSOIRES	65
III.2.5 EQUIPEMENT D'ACQUISITION AMSY-6 DE VALLEN-SYSTEM	66
a. Châssis d'acquisition	66
b. Processeurs de signaux EA (ASIP-2)	67
III.2.6 PC EXTERNE	68
III.3 ACQUISITION SUR PC AVEC AMSY-6	68
III.4 DESCRIPTION DU LOGICIEL DE VALEN-SYSTEM	69
a. Diagrammes	71

Table des Matières

b. Liste de données	72
c. Affichage numérique	73
d. Images fixes	73
e. Exportation de données de Visual	73
III.4.1 Processeurs inclus dans Visual-AE	73
a. Processeur de localisation (Constructeur d'évènements)	73
b. Processeur de classement	74
c. Processeur de filtre (Option : BDSWB)	74
d. Processeur d'alarme	75
e. Exportation d'une image	75
f. Activation de texte de légende	75
g. Exportation des diagrammes	75
III.4.2 Fonctionnalités Optionnelles de Visual-AE	75
a. Processeur de Regroupement (Cluster Processor)	75
b. Interface de Programmation - Processeur de Code Intégré (ECP)	75
III.4.3 Algorithmes complémentaires pour le processeur de localisation	75
III.4.4 Visual-TR Logiciel d'analyse de forme d'onde	78
III.5 CONCLUSION	78

CHAPITRE IV : INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

IV.1 INTRODUCTION	80
IV.2 INTELLIGENCE ARTIFICIELLE (IA)	80
IV.2.1 Algorithme à base de règles	80
IV.2.2 Algorithme à base d'apprentissage	80
IV.3 MACHINE LEARNING (ML)	80
IV.3.1 Définition	81
IV.3.2 Caractéristiques de l'apprentissage automatique	82
IV.3.3 Besoin d'apprentissage automatique	83
IV.3.4 Classification de l'apprentissage automatique	83
1. Apprentissage supervisé	83
a. Régression	84
b. Classification	84
2. Apprentissage non supervisé	86
a. Clustering	86
b. Association	86
3. Apprentissage automatique semi-supervisé	87
4. Apprentissage par renforcement	88
IV.3.5 Types de données (base de données)	89
IV.3.6 Applications de l'apprentissage automatique	89
IV.4 APPRENTISSAGE PROFOND " DEEP-LEARNING (DL)"	91
IV.5 ARBRES DE DECISION	91
IV.5.1 Arbres de décisions aléatoires (Random-Forest (RF))	92
IV.5.2 Méthodes d'apprentissage d'ensemble	92
IV.5.3 Principe de fonctionnement du Random-Forest	93
IV.5.4 Hypothèses pour Random-Forest	94

Table des Matières

IV.5.5	Avantages et inconvénients de RF	95
IV.5.6	Comparaison entre l'arbre de décision et Random Forest	95
IV.5.7	Classification multi-classes	96
IV.5.8	Utilisation de RF pour BDD d'un moteur aero-engine	96
IV.6	CONCLUSION	99

CHAPITRE V : EXPERIENCES & RESULTATS

V.1	INTRODUCTION	101
V.2	EXPERIENCES ET ESSAIS	101
V.2.1	Essai 1 (Pipes)	101
V.2.2	Essai 2 (Composite Fibre de Verre)	103
V.2.3	Essai 3 (Plaque Métallique)	105
V.2.4	Essai 4 (Hélices)	107
a.	Essai avec quatre capteurs	107
b.	Essai avec deux capteurs	109
V.2.5	Essai 5 (Demi-Hélice)	111
V.2.6	Essai 6 (Carbon Fiber)	114
a.	Carbon_Fiber_01	115
b.	Carbon_Fiber_02	116
c.	Carbon_Fiber_03	117
d.	Carbon_Fiber_04	118
V.3	TRAITEMENT DE BDD AVEC RF	119
V.4	CONCLUSION	125

Conclusion Générale	127
Annexe : Fiche technique du projet STARTUP 1275	130
Référence Bibliographique	155

TABLE DES FIGURES

Chapitre I :

- Figure I.1 :** Techniques du CD.
- Figure I.2 :** Test de corrosion dans les matériaux.
- Figure I.3 :** Machines d'essai de fatigues.
- Figure I.4 :** Essai de traction (allongement)
- Figure I.5 :** Principe de contrôle non destructif
- Figure I.6 :** Schéma synoptique de processus du CND.
- Figure I.7 :** Schéma de critère à respecter lors de CND.
- Figure I.8 :** Techniques du CND.
- Figure I.9 :** Exemples de contrôle visuel des structures
- Figure I.10 :** Principe du ressuage
- Figure I.11 :** Inspection par magnétoscopie
- Figure I.12 :** Principe du CND par ultrasons (US)
- Figure I.13 :** CND par IR
- Figure I.14 :** Principe de la thermographie infrarouge (IR).
- Figure I.15 :** Schéma de principe du contrôle par radiographie.
- Figure I.16 :** Principe du CND par CF
- Figure I.17 :** Principe du CND par émission acoustique.

Chapitre II :

- Figure II.1 :** Vision de l'intégration de SHM dans les futures solutions aéronautiques.
- Figure II.2 :** Principe du CND par EA.
- Figure II.3 :** Zone de fréquences des ondes EA (5KHz, 5MHz).
- Figure II.4 :** Représentation simplifiée des étapes de CND par EA.
- Figure II.5 :** Représentation d'un signal EA : a) Continue (plusieurs hits) ; b) Discrète (un seul hit).
- Figure II.6 :** Paramètres Caractéristiques des résultats d'EA.
- Figure II.7 :** Différents amplitudes de différentes sources d'endommagements EA, selon l'amplitude et la profondeur de l'endommagement dans le matériau.
- Figure II.8 :** Types de structures matérielles.
- Figure II.9 :** Phénomènes d'endommagement dans les matériaux composites.

Table des Figures

Figure II.10 : Explication de la rupture d'une mine de crayon (PLB) à la surface d'un échantillon.

Figure II.11 : Types d'analyses des signaux acoustiques.

Figure II.12 : Représentation de l'expérience de localisation par 2 capteurs.

Figure II.13 : Localisation des différences de temps d'arrivée des signaux acoustiques avec deux capteurs.

Figure II.14 : Principe de localisation des dommages par la triangulation basée sur TOA. (a) Sans incertitude et (b) avec incertitude.

Figure II.15 : Localisation de défauts dans une structure munie de 4 capteurs et schématisation des différences de temps d'arrivée.

Chapitre III :

Figure III.1 : Test du CND à base EA.

Figure III.2 : CND par EA en aéronautique.

Figure III.3 : Chaîne de mesure EA pour CND.

Figure III.4 : Etages constituant la chaîne de mesure et traitement à base d'EA.

Figure III.5 : Schéma bloc d'un système de mesure AMSY-6 constitué de capteurs EA, préamplificateurs, châssis, cartes ASIP-2, et le PC.

Figure III.6 : Drones du CRTI.

Figure III.7 : Images des hélices de drones.

Figure III.8 : Moteur de type Brushless du drone (1 000 KV).

Figure III.9 : Différents types de structures intérieurs et extérieurs pour différents drones.

Figure III. 10 : Capteur piézoélectrique de type VS900-RIC de Vallen-System.

Figure III.11 : Coupe dans un capteur à émission acoustique (piézoélectrique).

Figure III.12 : Préamplificateurs de la chaîne EA.

Figure III.13 : Fils de liaison, Porte mine PLB, support de fixations magnétiques.

Figure III.14 : Châssis d'acquisitions de Vallen-System : AMSY4, AMSY6, AMSY8.

Figure III.15 : Processeur de Vallen-System l'ASIP2.

Figure III.16 : Blocs de traitement des signaux avec AMSY6.

Figure III.17 : Schéma simplifié du contenu de logiciel Vallen-System.

Figure III.18 : Aperçu des outils logiciels Visual-AE, Visual-TR, et Visual-Class du logiciel Visual-Control de Vallen-System.

Figure III.19 : Affichage initial du Visual-AE.

Table des Figures

Figure III.20 : Diagramme TR d'un coup (hit), l'échelle de l'axe de temps est μs .

Figure III.21 : Extraction des caractéristiques du signal à EA.

Figure III.22 : Liste de données dans Visual-AE montrant une partie des données recueillies.

Figure III.23 : Exemple d'un affichage numérique sous Vallen-AE.

Figure III.24 : Capture de la boîte de dialogue du générateur d'événements.

Figure III.25 : Processeur de filtre avec une condition ET et OU

Figure III.26 : Résultats du processeur de cluster affichés dans un diagramme de localisation

Figure III.27 : Algorithmes de localisation et leur utilisation prévue.

Chapitre IV :

Figure IV.1 : La meilleure ligne pour effectuer des prédictions selon l'exemple.

Figure IV.2 : Types d'apprentissage automatique.

Figure IV.3 : Diagramme de l'apprentissage supervisé.

Figure IV.4 : Principe de l'apprentissage non-supervisé.

Figure IV.5 : Principe de l'apprentissage semi-supervisé.

Figure IV.6 : Apprentissage par renforcement.

Figure IV.7 : Types de données.

Figure IV.8 : Représentation de différentes applications du ML.

Figure IV.9 : Hiérarchie de l'intelligence artificielle, le machine Learning et le Deep Learning

Figure IV.10 : Principe de fonctionnement d'un arbre de décision.

Figure IV.11 : Principe du Bagging.

Figure IV.12 : Représentation des deux méthodes d'apprentissage des ensembles.

Figure IV.13 : Schéma des étapes principales de l'algorithme du RF.

Figure IV.14 : Schéma des étapes principales de RF du moteur.

Figure IV.15 : Etats du moteur de l'aero-engine.

Figure IV.16 : Visualisation de résultats de RF appliqué pour l'aero-engine.

Figure IV.17 : Performance du model de l'apprentissage automatique.

Chapitre V :

Figure V.1 : Photo réelle de la chaine de mesure réalisée au CRTI.

Figure V.2 : Photo réelle de l'échantillon d'une Pipe.

Table des Figures

Figure V.3 : Affichage initial des résultats de l'acquisition sous Vallen AE-Suite : **a)** Hits des trois capteurs, Peak-Amplitude et BDD ; **b)** Amplitude du signal AE obtenu du premier capteur.

Figure V.4 : Affichage des trois signaux acoustiques dans le domaine temporel et fréquentiel (FFT), avec Vallen-TR-Viewer.

Figure V.5 : Photo réelle de l'expérience réalisée sur le CFV avec quatre capteurs.

Figure V.6 : Affichage initial des résultats de l'acquisition sous Vallen AE-Suite, de CFV.

Figure V.7 : Affichage de localisation et classification des défauts sur CFV, avec Vallen-AE et son analyseur de localisation.

Figure V.8 : Affichage des quatre signaux acoustiques dans le domaine temporel (CFV)

Figure V.9 : Photo réelle de l'expérience sur une PM à l'aide de trois capteurs.

Figure V.10 : Affichage initial des résultats de l'acquisition sous Vallen AE-Suite, Hits des trois capteurs, Peak-Amplitude et BDD de PM.

Figure V.11 : Affichage des trois signaux acoustiques dans le domaine temporel et fréquentiel (FFT).

Figure V.12 : Affichage de localisation et classification des défauts sur la PM, avec Vallen-AE.

Figure V.13 : Photo réelle de l'expérience sur l'hélice munie de quatre capteurs.

Figure V.14 : Affichage initial des résultats de l'acquisition sous VallenAE-Suite.

Figure V.15 : Affichage de localisation des défauts sous l'hélice (linear-rod (1D)).

Figure V.16 : Photo réelle de l'expérience sur l'hélice munie de deux capteurs.

Figure V.17 : Affichage initial des résultats de l'acquisition sous VallenAE-Suite. **Figure**

V.18 : Affichage des deux signaux acoustiques dans le domaine temporel et fréquentiel (FFT).

Figure V.19 : Affichage initial des résultats de l'essai 4.b de l'acquisition sous Vallen AE-Suite.

Figure V.20 : Affichage des deux signaux acoustiques dans le domaine temporel et fréquentiel (FFT).

Figure V.21 : Photo réelle de l'expérience sur la demi-hélice à l'aide d'un seul capteur.

Figure V.22 : Affichage initial des résultats de l'acquisition sous Vallen AE-Suite, pour DH.

Figure V.23 : Affichage du signal acoustique de la DH dans le domaine temporel et fréquentiel (FFT).

Figure V.24 : Photo réelle de l'échantillon CF.

Table des Figures

Figure V.25 : **a)** Affichage initial des résultats de l'acquisition sous VallenAE-Suite, sous-carrés_01; **b)** Affichage des quatre signaux acoustiques dans le domaine temporel et fréquentiel (FFT), avec Vallen-TR-Viewer.

Figure V.26 : **a)** Affichage initial des résultats de l'acquisition sous VallenAE-Suite, sous-carrés_02; **b)** Affichage des quatre signaux acoustiques dans le domaine temporel et fréquentiel (FFT), avec Vallen-TR-Viewer.

Figure V.27 : **a)** Affichage initial des résultats de l'acquisition sous VallenAE-Suite, sous-carrés_03; **b)** Affichage des quatre signaux acoustiques dans le domaine temporel et fréquentiel (FFT), avec Vallen-TR-Viewer.

Figure V.28 : **a)** Affichage initial des résultats de l'acquisition sous VallenAE-Suite, sous-carrés_04; **b)** Affichage des quatre signaux acoustiques dans le domaine temporel et fréquentiel (FFT), avec Vallen-TR-Viewer.

Figure V.29 : Schéma des étapes principales de RF de la BDD_CF.

Figure V.30 : Résultats performance du model de l'apprentissage automatique.

Figure V.31 : Résultats de l'arbre du modelé développé de l'apprentissage selon RF.

Figure V.32 : Résultat de test de la classification et localisation du défaut de class_01.

Figure V.33 : Résultat de test de la classification et localisation du défaut de class_02.

Figure V.34 : Résultat de test de la classification et localisation du défaut de class_03.

Figure V.35 : Résultat de test de la classification et localisation du défaut de class_04.

Figure V.36 : Résultat de métriques issues du test.

LISTE DES TABLEAUX

Chapitre I :

Tableau I.1 : Avantages et inconvénients des différentes techniques du CND

Tableau I.2 : Comparaison des différentes techniques du CND.

Chapitre II :

Tableau II.1 : Différences entre les types d'apprentissage automatique.

Chapitre III :

Tableau III.1 : Méthodes de localisations sous le logiciel Visual-AE.

Chapitre IV :

Tableau IV.1 : Différences entre les types d'apprentissage automatique.

Tableau IV.2 : Tableau comparatif entre les arbres de décision et RF.

Chapitre V :

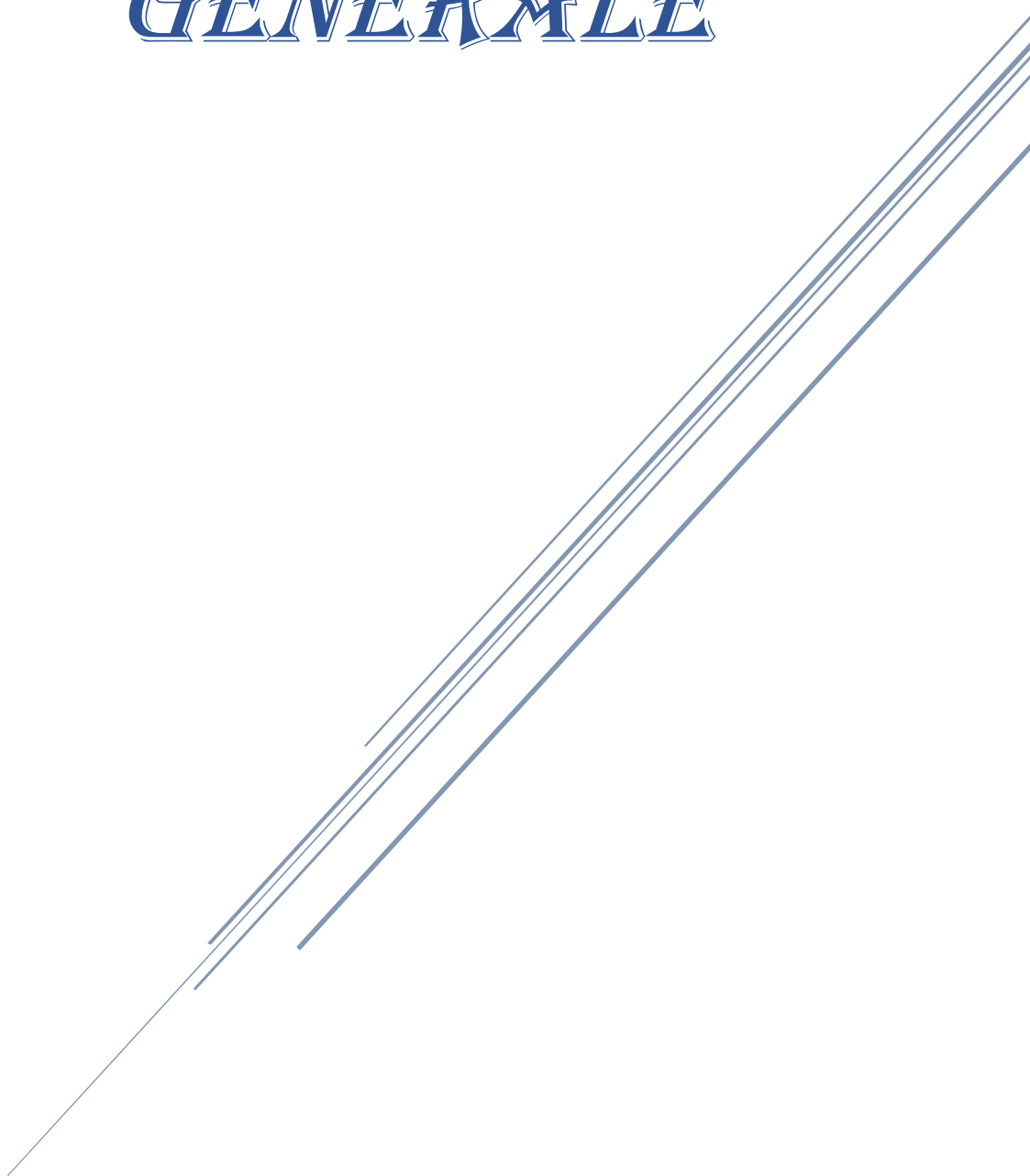
Tableau V.1 : Représentation de 4 résultats possibles d'un modèle.

SIGLES & NOTATIONS

CD	Contrôle-destructif
CND	Contrôle-non-destructif
IR	Infrarouge
CF	Courants de Foucault
US	Ultrasons
EA	Emission acoustiques
UV	Ultraviolet
AFNOR	Association-française-de-Normalisation
SHM	Structural Health Monitoring
END	Essai non destructif
THR	Threshold
Amp	Peak-Amplitude
RT	Rise-Time
CNTS	Count
Eny	Energy
D	Duration
RMS	Background Noise
SS	Burst Signal Strength
PLB	Pencil-Lead-Break
TOF	Temps de vol
TOA	Temps d'arrivée
DC	Direct-Curent
RSB	Rapport signal/bruit
ECP	Processeur de code intégré
FFT	Transformations de <i>Fourier</i> rapide
IA	Intelligence Artificielle
ML	Machine-Learning
DL	Deep-Learning
BDD	Base de Données
RF	Random-Forest
ADD	Arbre de Décision
CFV	Composite Fibre de Verre
PM	Plaque Métallique
DH	Demi-Hélice
CF	Carbon-Fiber

INTRODUCTION

GENERALE



INTRODUCTION GÉNÉRALE

De nos jours, les recherches dans le domaine de l'aéronautique visent constamment à améliorer la sécurité, qui peut être considérée lors de la construction et/ou lors de l'exploitation (maintenance) [1][2]. Ainsi, pour assurer une sécurité optimale, une bonne rigueur, et une précision très élevée dans une phase essentielle durant la construction d'un avion. Si bien qu'un grand nombre de pièces doivent remplir les conditions d'acceptation les plus sévères pour pouvoir être utilisées. Il en est de même pour les structures d'avions où on se contente de gérer l'entretien, de manière à éviter des anomalies par des actions préventives. Cette approche, connue sous le nom de « Trouver et Réparer », entraîne des coûts extrêmes de maintenance. De plus, les inspections visuelles qui sont effectuées ne permettent pas de détecter les défauts dits cachés. Ces derniers peuvent être reconnus durant la maintenance, où les avions subissent des contrôles tout au long de leur exploitation.

Des techniques de contrôle non destructif (CND) ont été développées pour pouvoir répondre à ces critères, que ce soit pour l'industrie sensible (nucléaire) ou pour le domaine aéronautique. Le terme "contrôle non destructif" fait référence à l'ensemble des méthodes qui permettent de mesurer l'intégrité de structures ou de matériaux sans les détériorer. Plusieurs méthodes sont réalisables pour effectuer le CND, compte tenu d'un certain nombre de phénomènes physiques (sources). Les techniques les plus courantes incluent les ultrasons, l'émission acoustique, la radioscopie. D'autres techniques se basent sur le phénomène d'électromagnétisme et qui sont reconnues par la magnétoscopie et les courants de Foucault. Le choix d'une méthode dépend d'un certain nombre de facteurs, notamment les caractéristiques physiques de la pièce à vérifier, ses dimensions, la nature des informations recherchées, et les conditions d'exécution [3][4].

Dans le CND, l'émission acoustique (EA) s'avère une méthode qui permet de percevoir en temps réel l'apparition d'un signal résultant d'une décohésion dans un matériau. C'est également une méthode de contrôle à caractère volumique en raison de l'émission et de la propagation des ondes élastiques.

L'intérêt de l'émission acoustique est de définir l'état de santé de structures matérielles avec l'étude des fissures, avant leurs dégradations. Aujourd'hui, l'EA devient la méthode la plus utilisée et la plus connue dans l'industrie [5][6]. Elle s'est développée avec l'émergence de l'informatique et les techniques avancées du traitement de signal.

D'autre part, l'analyse de données et l'intelligence artificielle (IA) ont dominé plusieurs domaines, de la finance à la santé en passant par le commerce électronique. Le secteur industriel est ainsi dominé par l'intégration de l'IA. Partant des chaînes d'approvisionnement aux chaînes de production en passant par la maintenance préventive et prédictive. L'IA permet d'automatiser les contrôles qualité, de réduire les défaillances, simplifier les simulations, et d'optimiser des performances industrielles [7][8]. C'est également un excellent outil d'aide à la décision [9].

Parmi les nombreuses techniques d'IA, l'arbre de décision, est l'une des plus populaires méthodes et parmi les plus utilisées pour le diagnostic et classification de défauts. Le concept de base de cette méthode se base sur un apprentissage supervisé, qui consiste à diviser répétitivement un ensemble de données en sous-ensembles homogènes jusqu'à ce que ces sous-ensembles soient suffisamment simples pour être décrits avec des règles de décision.

Le secteur de l'aéronautique est particulièrement propice à l'innovation et à l'utilisation de nouvelles technologies. Dans le présent travail, nous cherchons des nouvelles stratégies pour lutter contre la rupture brutale des structures aéronautiques (drones) et d'autres composants par une utilisation conjointe du CND et de l'IA. Afin de développer une nouvelle approche rapide, fiable, peu onéreuse, et qui peut être appliquée aux deux grands axes de la sécurité en aéronautique.

Dans ce contexte, nous avons effectué un stage pratique au sein du *Centre de Recherche en Technologies Industriels* (CRTI), pour réaliser des essais expérimentaux et avoir une bonne maîtrise sur le plan pratique.

Ce mémoire est structuré en Cinq chapitres dont le contenu est brièvement décrit comme ci-suivant :

Le premier chapitre, présente brièvement les méthodes de contrôles. Puis, un détail sur le contrôle destructif (CD) et le contrôle non destructif (CND). Après nous évoquerons les grands principes de détection des défauts et les bases physiques qui permettent de contrôler les procédés et leurs performances. Nous passerons ensuite à une description plus détaillée des principales familles des procédés du CND. On terminera ce chapitre par deux tableaux récapitulatifs, l'un concernant les avantages/inconvénients de chaque technique et l'autre concernant l'application des différentes techniques.

Le deuxième chapitre a pour objet de détailler le contrôle non destructif à base d'émission acoustique, aussi bien les notions de base importantes qui seront utilisées dans la suite de ce mémoire.

Le troisième chapitre présente la chaîne de mesure et traitement acoustique, sa constitution, et les instruments utilisés.

Le quatrième chapitre présente l'intelligence artificielle et ses techniques, avec leurs applications et les types d'apprentissages. Ensuite la technique des arbres de décision est particulièrement détaillée.

Le cinquième chapitre traite les différents résultats obtenus et ses interprétations. Ces résultats ont été menés grâce à la construction d'une réelle base de données (BDD), qui se base sur les essais acoustiques en temps réels et une analyse des résultats expérimentaux. Une fois la base de données a été obtenue, une implémentation a été faite pour le diagnostic et classification des défauts en utilisant la technique des arbres de décision.

Enfin, l'annexe est consacré à la présentation de notre projet Startup **Infinity- TechInspect** ces objectifs et notamment une analyse du marché et financière en examinant en détail les éléments essentiels de notre offre, notamment notre gamme diversifiée de services et notre plateforme d'application mobile conviviale.

Nous avons terminé ce mémoire par une conclusion générale résumant l'essentiel obtenus des résultats et enfin les perspectives envisagées pour la continuité de ce travail.

CHAPITRE I

*Contrôle Destructif
&
Non-Destructif*

A decorative graphic consisting of several parallel diagonal lines in a light blue color, extending from the bottom left towards the top right of the page.

I.1 Introduction :

L'aéronautique est un secteur industriel de plus en plus exigeant vis-à-vis des techniques de maintenance utilisées. Cette exigence est liée à une préoccupation évidente de sécurité, mais aussi aux contraintes économiques toujours plus pressantes, c'est-à-dire utilisations fréquentes des appareils. Ainsi, la complexité croissante des structures aéronautiques, qu'il s'agisse de composants de petites dimensions (aubes, disques de turbines, ...) ou de grandes dimensions (joints rivetés, assemblages, attaches), imposent des techniques de contrôles. Pour répondre à ces exigences, que ce soit dans le domaine de l'aéronautique, dans les assemblages rivetés, ou bien dans d'autres secteurs industriels sensibles tels que le nucléaire, les techniques de contrôle sont nécessaires [10] [11]. Ces derniers peuvent être classifiés en contrôle-destructif (CD) ou en contrôle-non-destructif (CND). Dans la suite de ce chapitre, nous allons présenter avec détails ces différents types de contrôles (CD ou CND).

I.2 Contrôle destructif (CD) :

Les contrôles destructifs sont des méthodes de test qui analysent les points de défaillance d'un composant, d'un actif, ou d'un matériau. Les inspecteurs effectuent différentes méthodes de tests destructifs sur les matériaux qu'ils testent, ce qui provoque la déformation ou la destruction complète du matériau, afin de comprendre comment le matériau se comporte sous contrainte. Les méthodes de tests destructifs identifient les propriétés physiques des composants telles que la ténacité, la dureté, la flexibilité et la résistance. Ces méthodes sont conçues pour tester la résistance d'un matériau sous certains types de pression ou de déformation. Les tests destructifs sont souvent appelés analyses physiques destructives ou tests destructifs des matériaux. L'analyse physique destructive est une méthode de test importante qui permet d'identifier les limitations des composants afin de fournir des recommandations précises pour le fonctionnement, la maintenance, et le remplacement. Les méthodes CD sont couramment utilisées pour l'analyse des défaillances, la validation des processus, la caractérisation des matériaux et peuvent constituer un élément clé des évaluations critiques techniques.

I.2.1 Techniques de contrôle destructifs :

Il existe différentes méthodes de tests destructifs [12], conçues pour simuler les facteurs environnementaux, auxquels les matériaux peuvent réellement être exposés une fois utilisés.

Les différentes méthodes de CD les plus couramment utilisées peuvent être classifiées comme présentées dans la figure suivante :

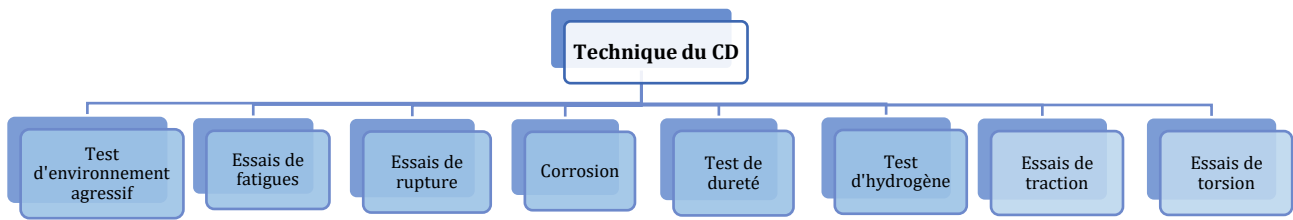


Figure I.1 : Techniques du CD.

Dans ce qui suit, nous allons détailler les différents types de test destructif et fournirons quelques exemples de cas d'utilisation.

a) Tests d'environnement agressifs

Les tests en environnement agressif sont utilisés pour tester les points de fatigue et de fracture d'un composant lorsqu'il est exposé à des environnements corrosifs sous différentes pressions et températures. Les tests imitent l'environnement dans lequel les composants fonctionneront.

Des exemples d'environnements corrosifs incluent ceux qui suivent :

- Salinité
- Humidité
- Sulfure d'hydrogène
- Gaz carbonique
- Autres éléments naturels

b) Tests de corrosion

Les tests de corrosion (Figure I.2) testent le degré de corrosion d'un composant lorsqu'il est exposé à l'eau salée et à l'eau douce.



Figure I.2 : Test de corrosion dans les matériaux.

c) Essais de ruptures et mécaniques

Les tests de ruptures et mécaniques comprennent les tests destructifs suivants :

- Le test de pliage, qui est un test de contrôle qualité permettant de plier les matériaux dans le cadre d'un test de forme guidée ou libre pour exposer la fragilisation.
- L'essai d'écrasement ou essai de résistance à la compression, qui est un essai largement utilisé pour déterminer la résistance des charges portantes du béton.
- Le test de rupture de soudure, qui est un test conçu pour révéler des imperfections telles que des fissures dues à un rapport largeur/hauteur inadéquat.
- Le test de pelage et de burinage, qui est un test qui détermine la taille de la soudure et le type de défaillance.

d) Essais de fatigue

Les essais de fatigue sont effectués dans des environnements d'eau salée ou à l'air libre pour déterminer l'endurance des joints soudés, des métaux de base, et des zones affectées par la chaleur sous une charge d'amplitude variable ou constante. Ces essais peuvent être faits par des machines de fatigues comme illustré dans la Figure I.3.



Figure I.3 : Machines d'essai de fatigues.

e) Test de dureté

Les tests de dureté déterminent si un composant subit une déformation permanente sous contrainte. Ce test détermine les performances d'un composant dans le temps et la durée de son utilisation.

f) Tests d'hydrogène

Les tests à l'hydrogène exposent un composant qui risque d'être corrodé à l'hydrogène sous différentes vitesses de déformations et différentes températures.

g) Essais de traction (allongement)

L'essai de traction (allongement) est un type d'essai de contrainte, effectué en allongeant ou en comprimant un matériau, pour déterminer sa résistance. Cette résistance à la rupture, à l'allongement, à la compression maximale et à la traction sont tous mesurés pour calculer les propriétés physiques du matériau. Ainsi, elle permet de déterminer si ce dernier pourrait résister à une grande force. Cet essai est présenté dans la Figure I.4 suivante.

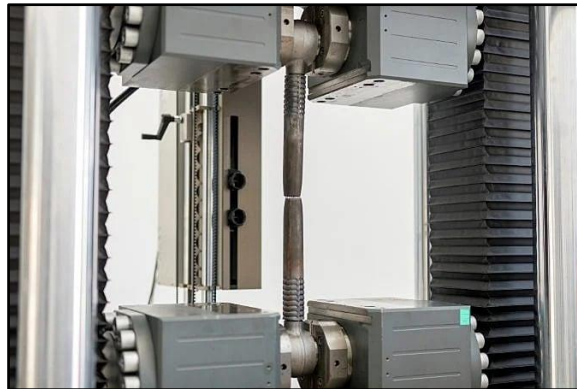


Figure I.4 : Essai de traction (allongement).

h) Essais de torsion

Ce test de torsion est un type de test de contrainte dans lequel des forces de torsion sont appliquées pour déterminer le cisaillement du matériau, avant qu'il ne se déforme. Une fois que le matériau succombe à la torsion, cela est considéré comme le point de défaillance du matériau.

I.2.2 Applications du CD :

Bien qu'il semble y avoir peu d'avantages à utiliser le contrôle destructif, il existe des situations spécifiques qui nécessitent son utilisation :

- Évaluer les propriétés mécaniques d'un matériau, telles que la résistance à la compression, la ductilité, l'élasticité, la limite de fatigue et la résilience.
- Déterminer la durée de vie en service et détecter toutes faiblesses de design ou de fabrication qui pourrait ne pas apparaître sous des conditions normales de travail.

L'un des exemples les plus courants d'analyse physique destructive est peut-être la simulation d'accident comme les constructeurs d'automobiles. De plus, l'industrie aéronautique utilise les CD pour tester les limites et la capacité de leurs équipements de sécurité.

Dans l'aéronautique, une température et une pression élevées sont appliquées à la cabine pour s'assurer que les dispositifs de sécurité, comme le déclenchement du respirateur d'air, fonctionneront toujours dans de telles conditions. Les tests destructifs sont également utilisés pour tester la résistance du verre de sécurité.

Les tests destructifs, bien que souvent nécessaires pour obtenir des informations détaillées sur la structure et les propriétés du matériau, présentent également des inconvénients importants. En effet, cette approche implique une destruction partielle ou totale de l'échantillon, ce qui peut s'avérer coûteux, long et irréalisable pour certaines applications. De plus, une fois détruit, un échantillon ne peut plus être utilisé à d'autres fins, ce qui peut entraîner un gaspillage de ressources matérielles.

Il convient toutefois de souligner que les progrès de la technologie des contrôles non destructifs offrent des alternatives de plus en plus sophistiquées et précises, permettant de réduire le recours aux méthodes destructives dans de nombreux domaines. Dans la section suivante nous allons détailler le contrôle non destructif.

I.3 Contrôle non destructif (CND) :

Le contrôle non destructif (CND) est un ensemble de techniques et de procédés capables de fournir des informations sur l'état de santé et la conformité d'une pièce ou d'une structure sans qu'il y ait des altérations nuisibles (endommagements) à la réutilisation de ces structures inspectées. Ces techniques sont utilisées pour mettre en évidence toutes les anomalies qui pourraient affecter la disponibilité, la sécurité d'emploi et généralement la conformité d'un produit à l'usage auquel il est destiné.

I.3.1 Définition du CND :

Le contrôle non destructif permet de détecter des anomalies sans modifier les substances et les matériaux. Ces techniques rappellent naturellement le diagnostic effectué par un médecin lors de l'examinations de son patient. Les mêmes principes s'appliquent aux pièces mécaniques, notamment la mise en œuvre de méthodes d'enquête permettant d'évaluer l'état de santé de la pièce sans l'endommager et de donner un avis sur sa capacité à remplir sa fonction prévue.

I.3.2 Principe du CND :

Le CND apparaît comme un processus essentiel du contrôle de la qualité des produits. Il se différencie de l'instrumentation de laboratoire et industrielle puisque l'objet est de détecter des hétérogénéités et anomalies, plutôt que de mesurer des paramètres physiques [1],[2]. Le principe de la détection d'un défaut (Figure I.5) consiste à exciter celui-ci et à recueillir une réponse.

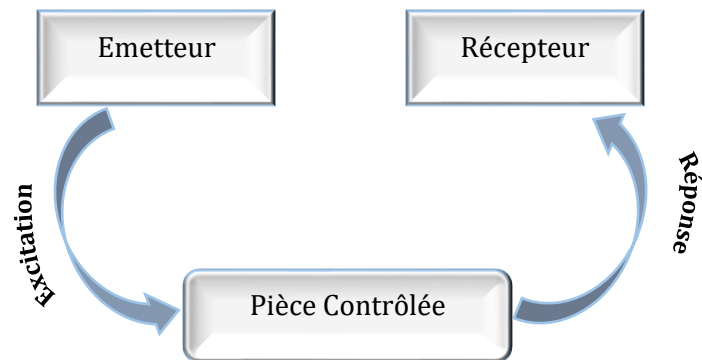


Figure I.5 : Principe du contrôle non destructif.

Le principe du CND nécessite les étapes suivantes :

- ✓ Utilisation d'un processus physique énergétique pour causer les sources d'endommagements.
- ✓ Détection des endommagements par des capteurs appropriés.
- ✓ Traitement et interprétations des signaux détectés.

I.3.3 Processus du CND et ses objectifs :

L'objectif du CND, est la mise en évidence de toutes les défectuosités susceptibles d'altérer la disponibilité, la sécurité d'emploi, la conformité d'un produit à l'usage. Ainsi, il est complémentaire avec le domaine des examens d'aide au diagnostic médical, comme la radiologie ou l'échographie.

Le choix du procédé, de la méthode, et du matériel lors d'une opération de CND d'un matériau, n'est pas limité à la détection de défauts. Mais à une procédure envisageable déterminant d'autres objectifs tels que la fiabilité de l'examen, la reproductibilité, la localisation des défauts, l'identification, la caractérisation de ceux-ci, en particulier par leur taille, classement, présentation visuelle, et une décision. La Figure I.6 présente le schéma synoptique du processus de CND.

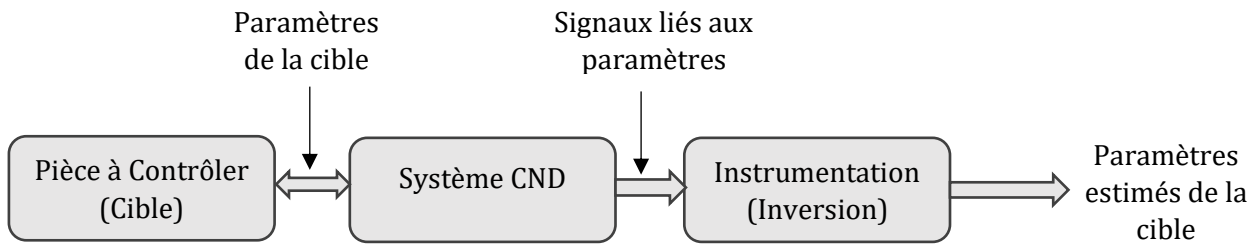


Figure I.6 : Schéma synoptique du processus CND.

Il existe deux types de processus du CND qui peuvent correspondre à ce qui suit :

- L'estimation d'un paramètre constitutif de la pièce, comme la distance par rapport à un objet, ou les caractéristiques électromagnétiques constitutives du matériau.
- D'autres types de défauts tels que des fissures, des inclusions, des porosités, des effets de la corrosion ou de la fatigue mécanique.

Ce processus de contrôle se produit fréquemment plusieurs fois au cours de la vie d'une pièce et doit répondre aux critères de la Figure I.7 suivante [3] :

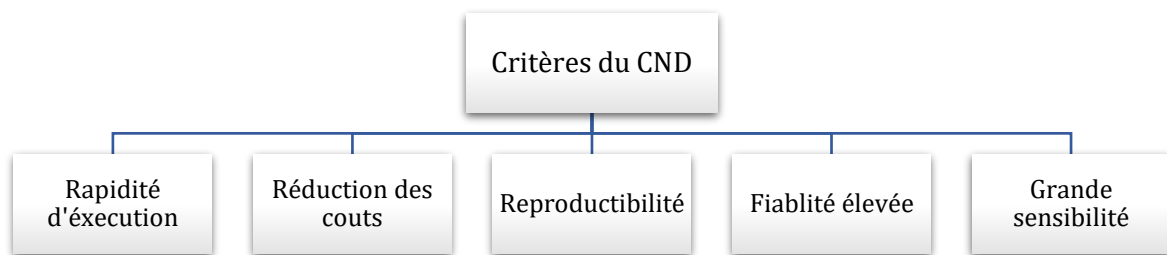


Figure I.7 : Schéma de critères à respecter lors du CND.

De plus, il est possible de considérer que le CND d'un produit peut être effectué au cours de trois étapes distinctes de sa vie, ce qui conduit à trois types d'applications qui diffèrent en fonction du contexte industriel et de la nature du contrôle lui-même [1] :

a. En cours de fabrication :

Les défauts recherchés sont généralement bien identifiés lors de ce contrôle. Son fonctionnement est automatique permettant un repérage des produits défectueux. Quand le détecteur de défauts ne peut pas être installé en ligne de fabrication, on utilise dans l'industrie des bancs de contrôle correspondant à des équipements d'une taille importante et d'un coût d'investissement important.

b. En recette :

Il procède par respect de conformité des spécifications de qualité définies auparavant. Il s'agit de détecter des défauts mais aussi bien souvent d'en définir la nature et les dimensions.

c. En service :

Ce contrôle s'effectue sur les structures lors d'opérations de maintenance ou à la suite de détection d'anomalies du matériau.

I.3.4 Applications du CND :

Lorsque la qualité est devenue un axe difficilement contournable, le champ d'application du CND ne cesse de s'étendre de son domaine d'emploi traditionnel, qui est constitué par les industries métallurgiques et d'autres activités telles que le nucléaire et l'aéronautique. Les champs d'applications du CND sont nombreux, tel cités ci-suivant [13],[14] :

- L'industrie automobile (contrôle des blocs moteurs).
- L'industrie navale (contrôle des coques).
- L'aéronautique (poutres, ailes d'avion, nombreuses pièces moteurs, train d'atterrissage, etc.).
- L'aérospatiale et l'armée (dont la totalité des programmes sont confidentiels).
- L'industrie de l'énergie (réacteurs, chaudières, tuyauterie, turbines, etc.).
- Le ferroviaire en fabrication et en maintenance notamment pour les organes de sécurité (essieux, roues, bogies).
- Autres (fabrication de mousquetons d'escalade, ouvrages d'art, etc).

I.3.5 Types de défaut à identifier par le CND :

Différentes techniques ont été développées pour répondre aux exigences liées à la nature du défaut, à la pièce à contrôler (rivetée, soudée, laminée ou de forme complexe) et aux conditions dans lesquelles le contrôle doit être effectué (en cours de fabrication, en recette ou en service). Les défauts surfaciques et internes sont les deux principales catégories dans lesquelles les défauts recherchés sont classifiés [8] :

- a. Sur le plan technologique, **les défauts surfaciques** sont les plus problématiques. Ils comprennent les fissures, les criques, les piqures et les craquelures qui peuvent entraîner la rupture de la pièce ou son aspect, c'est-à-dire la variation des paramètres

géométriques et/ou physiques de la pièce, tels que sa rugosité, son épaisseur et l'homogénéité de la surface, ce qui rend la pièce inutilisable.

- b. Quant aux **défauts internes**, sont des hétérogénéités de nature, de forme, et de dimensions variées, localisées dans le volume du corps à contrôler. Ils peuvent se manifester sous la forme d'une crique interne, de porosités, de soufflures et d'inclusions diverses et sont susceptibles d'affecter la santé de la pièce.

I.3.6 Méthodologie des systèmes de CND :

L'élaboration d'un système CND peut être divisée en cinq phases fortement liées, selon la technique choisie du CND utilisée. Tout d'abord, on fixe l'objectif du contrôle qui pourrait être [15] [16] :

- Caractérisation (électrique, magnétique, et géométrique) des matériaux.
- Recherche des défauts dans la structure des matériaux.
- Caractérisation des défauts.

La première étape consiste à tenter de comprendre et d'analyser l'interaction entre le champ émis par le capteur et la pièce à contrôler.

Par la suite, il faut traduire les phénomènes impliqués à l'aide de modèles numériques, analytiques ou semi analytiques.

La conception et l'optimisation des capteurs reposent sur ces outils de simulation. Ils permettent également d'inverser le rapport capteur/pièce, ce qui permet de s'informer des caractéristiques de la pièce (ou du défaut) à partir des signaux recueillis.

I.3.7 Techniques du CND :

La diversité des pièces à contrôler, de leurs géométries, Constitution matérielles et conditions de contrôle, freine la généralisation des méthodes de contrôle non destructif. Il existe une variété de techniques (Figure I.8), chacune présentant certains avantages et limites.

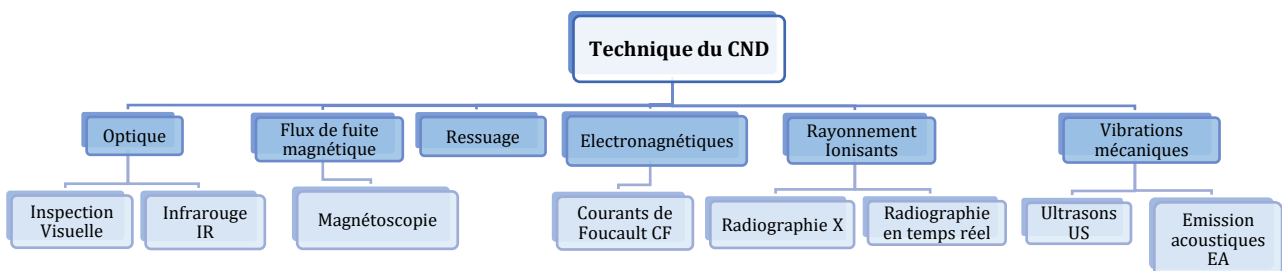


Figure I.8 : Techniques du CND.

Les techniques du CND sont nombreuses et peuvent être classées en plusieurs procédés, qui seront détaillés dans les points suivant :

a) Inspection visuelle :

L'inspection visuelle est la procédure d'inspection la plus ancienne, la plus simple et la plus polyvalente. Les résultats de cette inspection peuvent dépendre de la compétence de l'opérateur, du bon nettoyage de l'objet à inspecter, d'un éclairage adéquat de la zone inspectée et de la qualité de l'instrument optique.

Ces facteurs sont toujours importants aujourd'hui, mais les équipements sont devenus plus sophistiqués, ce qui rend cette méthode désormais rarement utilisée pour vérifier les résultats des tests et incapable de remplacer d'autres méthodes de contrôle non destructifs [17]. Les procédures d'examen visuel comprennent :

- Vérification de l'état de surface de l'éprouvette
- Vérification de l'alignement des surfaces de contact
- Vérification de la forme du composant
- Vérification des signes de fuite
- Vérification des défauts inter-latéraux



Figure I.9 : Exemples de l'inspection visuel des structures [13] [18].

b) Ressuage :

Le ressuage, un processus simple d'utilisation et qui est capable de détecter la majorité des défauts débouchant en surface sur les matériaux métalliques non poreux, ainsi que sur d'autres matériaux, à condition qu'ils ne réagissent pas chimiquement avec le pénétrant, et offre un large éventail d'applications. En faisant apparaître des défauts de surface dans un contraste coloré ou fluorescent, cette méthode complète l'examen visuel, selon les étapes montrées dans la Figure I.10.

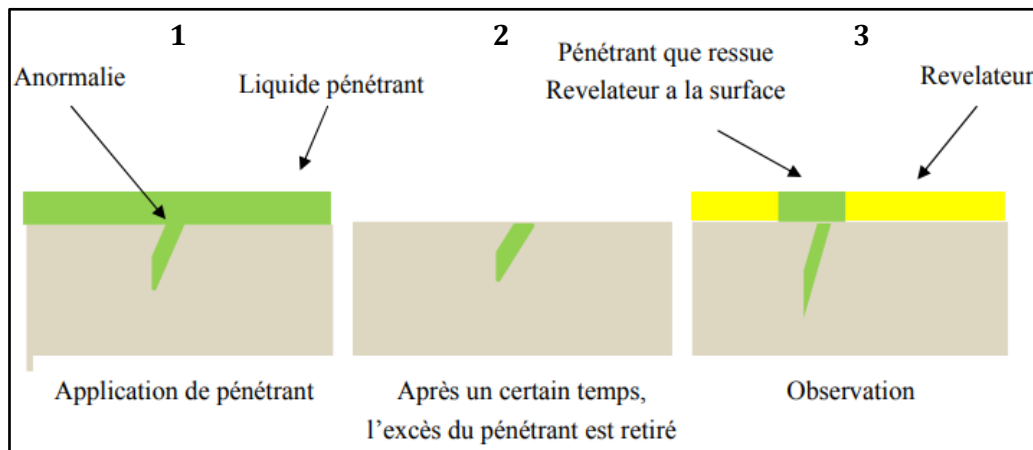


Figure I.10 : Principe de ressuage.

L'étape 01, consiste à s'assurer que la pièce à inspecter est bien nettoyée.

L'étape 02, un liquide coloré ou fluorescent appelé "pénétrant" est appliqué sur la surface. Il pénètre dans les anomalies telles que les fissures et les porosités.

L'étape 03, l'excès de pénétrant est éliminé par un lavage approprié. La surface est alors recouverte d'une fine couche de "révélateur" qui absorbe le pénétrant présent dans les anomalies et crée une tache colorée en surface plus large que l'anomalie, permettant ainsi de la localiser. Le pénétrant est dit "ressuer" par le révélateur, comme indiqué dans la Figure I.10. Ces indications peuvent être observées à l'œil nu. Dans certains cas, un pénétrant fluorescent est utilisé, qui est révélé par un éclairage sous ultraviolet (UV).

Le contrôle par ressuage a des limites liées au matériau : une rugosité excessive de la surface, l'impossibilité d'utiliser des produits classiques qui pourraient endommager la surface, etc.

c) Inspection magnétique :

Cette technique est basée sur le comportement des matériaux ferromagnétiques soumis à des champs magnétiques (Figure I.11), et en pratique cela se fait à l'aide de deux méthodes (aimantation par courant injecté, aimantation par électroaimants en mouvement) [17] [19].

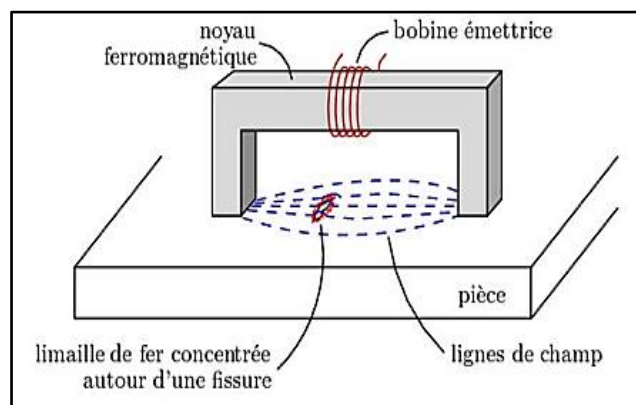


Figure I.11 : Inspection par magnétoscopie.

La présence de défauts provoque une déviation des lignes de champ magnétiques externes, et où les lignes de champ magnétique proches de la surface, ne retrouvent plus d'espace pour circuler à l'intérieur du matériau. Ils choisissent ensuite le chemin le plus facile pour sortir de la pièce. Ce phénomène produit un champ magnétique appelé « champ de fuite » où ce dernier peut être visualisé à l'aide de produits d'affichage constitués de très fines particules d'oxyde de fer (Limaïlle) déposées à la surface de la pièce, qui s'accumulent à l'emplacement du défaut et peuvent être visualisées à l'aide d'un éclairage approprié [19].

d) Contrôle par Ultra-sons (US) :

Les ultrasons sont des ondes acoustiques ou élastiques dont la fréquence est inférieure aux vibrations thermiques des atomes et supérieure à celle des sons audibles par l'oreille humaine (>20 KHz). Les ondes acoustiques peuvent être utilisées pour localiser et dimensionner les discontinuités (défauts). Les échos causés par un manque de matière lors de la propagation d'une vibration de très haute fréquence et de très courte durée dans le matériau sont observés dans le contrôle américain.

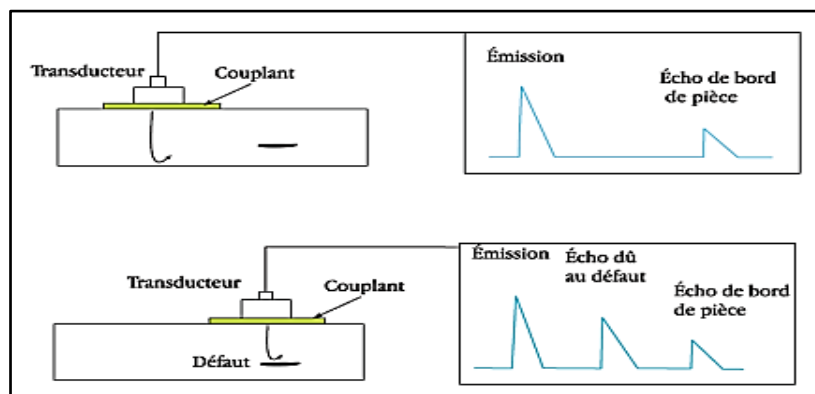


Figure I.12 : Principe du CND par ultrasons (US).

Un capteur US comporte un élément piézoélectrique est utilisé, qui est apte à transformer un signal électrique en vibration mécanique et inversement. Deux méthodes sont possibles (Méthode par transmission et par réflexion).

e) Thermographie infrarouge (IR) :

La thermographie infrarouge est une "technique permettant d'obtenir au moyen d'un appareillage approprié l'image thermique d'une scène thermique observée dans un domaine spectral infrarouge", selon la norme Association-française-de-Normalisation (AFNOR), [20].



Figure I.13 : CND par IR.

De nombreux domaines (carte électronique, transformateur, batterie, cellule blindée (H.VIR...) utilisent la thermographie infrarouge, qui permet l'acquisition et l'analyse des informations par des instruments d'imagerie thermique sans contact direct avec le matériau ou l'installation, comme illustré dans la figure I.14 [19].

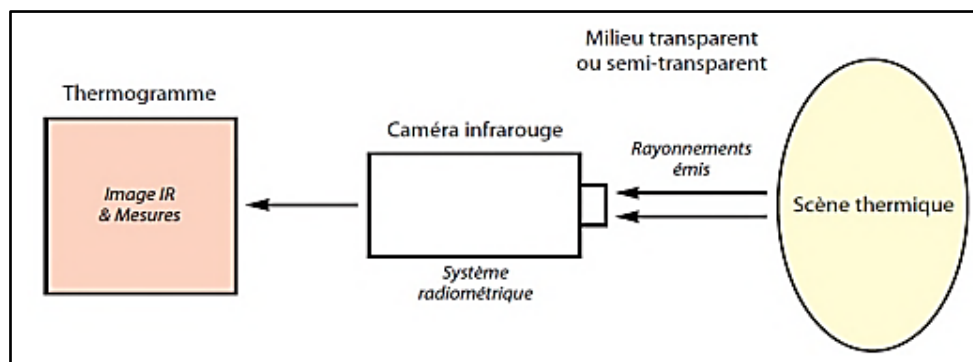


Figure I.14 : Principe de la thermographie infrarouge (IR).

f) Contrôle par radiographie :

L'une des plus vieilles techniques de CND est la radiographie (Figure I.15), qui enregistre les rayons X après avoir traversé l'objet analysé. La méthode est similaire à celle utilisée dans le domaine médical, mais elle utilise une caméra au lieu d'un film, ce qui donne plus de liberté mais nécessite une source d'intensité plus élevée.

Lorsqu'il s'agit de mettre en évidence et de dimensionner les hétérogénéités nocives à l'intérieur des objets de toutes sortes, aussi bien lors de la fabrication ou durant la maintenance, cette technique est généralement utilisée. Cette méthode est très coûteuse et nécessite des exigences de sécurité pour l'opérateur et l'environnement, [19] [21].

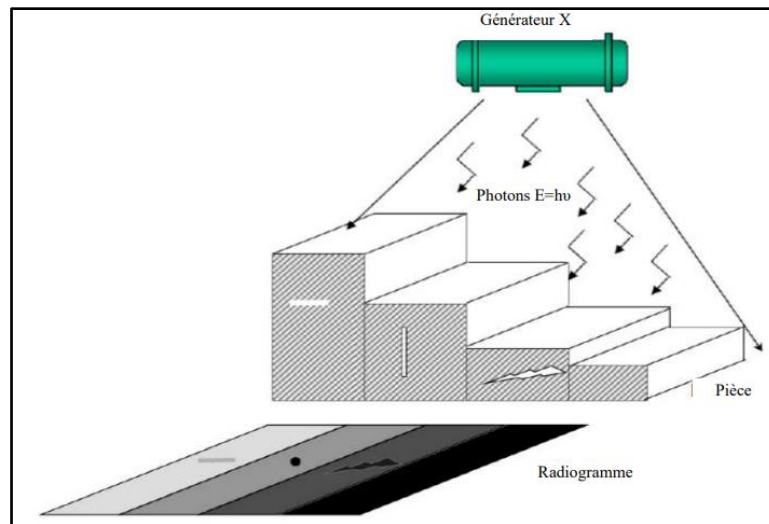


Figure I.15 : Schéma de principe du contrôle par radiographie.

g) Courant de Foucault (CF) :

Les courants de Foucault (CF) se développent principalement sur la surface de la pièce à contrôler. Ce type de contrôle s'effectue en excitant par un champ magnétique variable la surface d'une pièce métallique comme l'illustre la Figure I.16. Toute perturbation par un défaut des courants induits dans la pièce va se traduire par une modification de l'impédance vue aux bornes du capteur. En agissant sur la fréquence du courant d'excitation et la géométrie des bobines, plusieurs contrôles peuvent être réalisés. Cette méthode est l'une des méthodes électromagnétiques les plus privilégiées du CND.

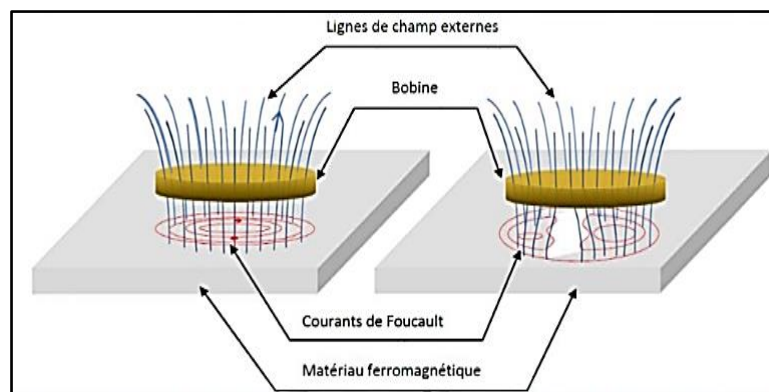


Figure I.16 : Principe du CND par CF [22].

Cette méthode ne s'applique qu'aux pièces électriquement conductrices et s'adapte très bien aux pièces cylindriques (barres, tubes, ...). La trajectoire des courants sera perturbée soit par la géométrie soit par les caractéristiques internes de la pièce.

h) Emission acoustique (EA) :

L'émission acoustique est un phénomène dans lequel l'énergie est libérée sous forme d'ondes élastiques transitoires dans un matériau soumis à une sollicitation (Figure I.17). Ainsi, l'émission acoustique est similaire à l'activité sismique enregistrée dans la terre. La détection et l'analyse des signaux acoustiques peuvent être utilisées pour déterminer la présence et la localisation d'un certain défaut.

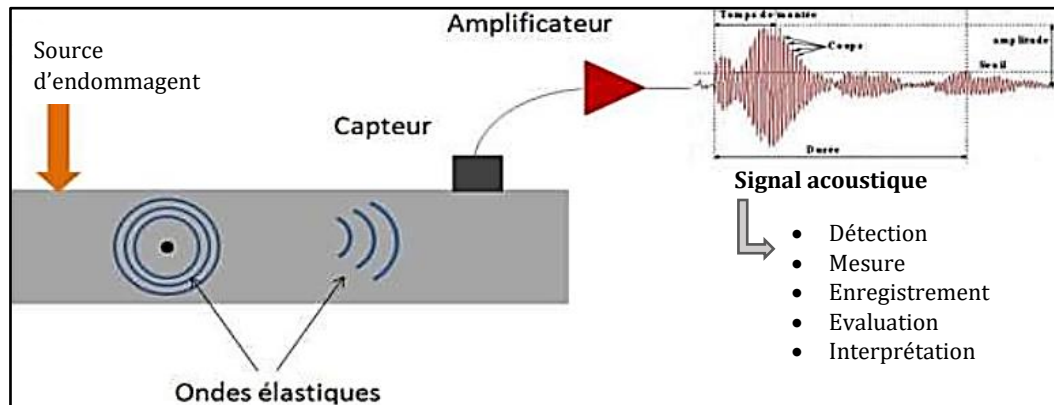


Figure I.17 : Principe du CND par émission acoustique [23].

Le principe de mesure par EA réside dans la détection des ondes de fréquences (5KHz,5MHz) générées par l'activité de la structure, sous l'effet d'une source d'endommagement. La détection est généralement réalisée par des capteurs de type piézoélectrique placés au contact du matériau. L'acquisition et le traitement des données enregistrées sont alors réalisés par la suite. Différents phénomènes physiques peuvent être générateurs d'émission acoustique (Propagation de fissures, déformation plastique, contraintes dans les soudures, corrosion, fuites de liquide/gaz).

I.3.8 Avantages et inconvénients du CND :

Le tableau I.1, ci-suitant présente les avantages et limites des techniques du CND.

Tableau I.1 : Avantages et inconvénients des différentes techniques du CND.

Méthodes	Avantages	Inconvénients
Inspection visuelle	- Examen simple, rapide et peu coûteux. - Pas d'interruption des parcours optiques entre l'œil et la pièce examinée.	- Détection limitée aux défauts visibles. - La surface doit être propre.
Ressuage	- Simple à mettre en œuvre et relativement sensible aux fissures ouvertes (et en surface). - Elle n'est pas automatisable et les résultats restent à l'appréciation de l'opérateur.	- Il est nécessaire de faire un décapage et un dégraissage soigné avant l'inspection. - L'interprétation des résultats est subjective : Il est impossible

	• Elle peut être effectuée sur toutes sortes de matériaux avec des géométries et dimensions quelconques. • Facilité de mise en œuvre	• de déterminer les dimensions exactes des défauts. • Nécessite l'utilisation de produits non récupérables. • Danger des solvants toxiques, corrosifs, inflammable
Inspection Magnétique	• Facilité à mettre en œuvre manuellement. • Economique. • Résultats quasi immédiats. • Détection des défauts débouchant et des défauts sous-jacents.	• Ne s'applique qu'à des matériaux ferromagnétiques, et ne détecte pas le défaut interne.
Ultrasonique (US)	• Grand pouvoir de pénétration (plusieurs mètres dans l'acier forge). • Haute sensibilité de détection des défauts, (Dépend de la fréquence de l'onde ultrasonore). • Localisation et dimensionnement des défauts. • Examen à partir d'une seule face souvent suffisante. • Détection instantanée, se prête bien à l'automatisation.	• Pour les contrôles "manuels" une grande expérience des opérateurs est nécessaire. • Méthode impliquant un très haut niveau de technicité. • Sensible à la géométrie (forme, rugosité). • Sensible à la nature et à l'orientation des défauts. • Technique souvent très coûteuse (investissement, temps de contrôle)
Thermographie infrarouge (IR)	• Méthodes relativement rapides et sans contact. • Les cavités sont bien détectées • Toute l'épaisseur de la pièce est contrôlée. • Les résultats sont archivés à l'aide de la caméra infrarouge.	• Difficultés de mesure liées aux effets perturbateurs. • Des difficultés de localisation de la profondeur des défauts. • Difficultés d'identifier la nature des défauts
Radiographie	• Fournir une image constituant directement un document archivable du contrôle montrant l'absence présumée ou la présence d'un défaut dont on peut éventuellement apprécier la nature et la taille. • Garantir, dans une certaine mesure, la fiabilité de l'examen et le respect des procédures.	• Toutefois, l'interprétation des images demande un fort niveau d'expertise de la part de l'opérateur. • Cette technique est extrêmement coûteuse et impose des conditions de sécurités pour l'opérateur et l'environnement. • La nécessité de mettre en œuvre des dispositifs et procédures de protection du personnel.

		- Le risque de ne pas détecter les fissures qui se présente selon l'axe du faisceau. - La faible productivité alliée à un coût élevé lorsqu'il s'agit de faire de multiples examens systématiques avec films
Courant de Foucault (CF)	- Permet la détection des défauts négligeables (quelques millimètres) dans tout matériau conducteur. - Ne nécessite pas l'utilisation de produits couplant. De même, aucune nuisance ou pollution n'est engendrée ni pour l'utilisateur ni pour l'environnement. - Transportabilité : ne nécessite pas de dispositif encombrant, et peut donc être effectué à des endroits difficilement accessibles moyennant un équipement portable. De même les contrôles à température élevées sont possibles.	- La profondeur d'inspection dépend de la fréquence d'excitation. - La détection des défauts se fait d'une manière locale. - Inspection limitée aux matériaux électriquement conducteurs. - La position du capteur par rapport au spécimen peut influencer l'efficacité de détection des défauts. - À compétence et la formation sont exigées pour le personnel d'inspection
Emission Acoustique (EA)	- Détection et localisation des défauts évolutifs. - Analyse en temps réel (prévention de rupture). - Examen volumique globale (100%) et rapide de la structure, quelle que soit sa taille, en un seul essai de mise sous contrainte. - La détection des défauts est indépendante de la position et de l'orientation des structures. - Diagnostic de la sévérité de l'endommagement. - Examen en service évitant des arrêts coûteux.	- Limitée aux défauts évolutifs. - Pas de référentiel. - Pratiques diverses (liées au prestataire). - Interprétation et évaluations des résultats. - Sensible aux interférences mécaniques et électriques. - Pas de détermination de la taille ni de la géométrie des défauts - A compléter éventuellement par des CND

I.3.9 Comparaison des techniques du CND :

Afin d'énumérer toutes les techniques du CND, le Tableau I.2 présente les types de procédés du CND, ainsi que les méthodes de contrôle, le principe physique utilisé pour chaque méthode, les défauts détectés, le domaine d'application, le point fort et faible de chaque méthode.

Tableau I.2 : Comparaison des différentes techniques du CND.

Types de procédés	Méthodes de contrôle	Principes physique	Types de défauts détectés	Domaines d'application	Points forts	Point faible
Optiques	Examen visuel direct ou assisté	Vision perturbation d'une réflexion	Défauts débouchant, fissure, criques, trou	Contrôle manuel de tous produits à surface accessible	Souplesse	Productivité fiabilité
	Thermographie Infrarouge	Cartographie de perturbations thermiques	Délaminations hétérogénéité, diverses	Contrôle sur site	Cartographie	Caractérisation de défaut
Ressuage	Ressuage	Effet de capillarité	Défauts fins débouchant	Contrôle manuel de tous produits à surface accessible	Simplicité, faible cout	Productivité, peu quantitatif
Inspection magnétique	Magnétoscopie	Accumulation de poudre	Défauts fins débouchant et sous-cutanés	Produits ferromagnétique (aciers)	Sensibilité	Réservé aux aciers Peu quantitatif
Electromagnétiques	Courants de Foucault (CF)	Perturbation d'un courant	Défauts fins débouchant	Contrôle en ligne sur chantier de tout produit métallique	Sensibilité Automatisation	Matériaux non conducteurs Interprétation
Rayonnement ionisants	Radiographie X Radiographie	Atténuation d'un flux	Défauts internes	Contrôle en atelier et sur site de tout matériau	Cartographie Souplesse de réglage	Protection Détection des défauts
	Radiographie en temps réel			Contrôle en ligne	Forte épaisseurs	Profondeurs des défauts
					Productivité	Résolution limité
Vibrations mécaniques	Ultrasons (US)	Perturbation d'une onde échographique	Défauts internes Défauts débouchant	Contrôle manuel ou automatique de la majorité des matériaux	Grande sensibilité nombreuses méthodes d'auscultations	Condition d'essai Interprétation des echos. couplage
	Emission acoustiques (EA)	Emission provoquée par sollicitation mécanique	Criques fissures	Parois de gros récipients Structures diverses	Contrôle globale avec localisation des défauts	Interprétation bruits parasites

I.4 Conclusion :

Dans ce premier chapitre, nous avons présenté les principales techniques de contrôle (CD & CND), les plus utilisées dans l'industrie. Chaque technique présente des avantages et des limites et ne fournit pas un diagnostic global des structures traitées, ce qui les rend complémentaires. Par conséquent, une combinaison judicieuse de méthodes destructives et non destructives peut constituer un moyen efficace pour obtenir des informations complètes sur l'état des structures, tout en réduisant les coûts et les pertes associés à la destruction des échantillons.

Ainsi, il n'y a pas de technique de CND qui soit généralisée pour tous les matériaux et tous les défauts. Le but du « CND » recherche de défaut ou caractérisation des pièces à contrôler dépend du choix de la technique, qui est lié par plusieurs facteurs parmi eux la nature du matériau, dimensions, état de surface, type de défaut.

CHAPITRE II

*CND par
Emission Acoustique*

A series of five parallel diagonal lines in a light blue-grey color, extending from the bottom-left towards the top-right of the page, positioned behind the text.

II.1 Introduction :

La surveillance de l'état d'une structure matérielle, où la vérification de sa santé, en Anglais « Structural Health Monitoring (SHM) », est essentielle pour s'assurer que la défaillance n'est jamais atteinte pendant la durée de vie d'une structure. SHM peut être défini comme l'aptitude d'observer des changements au cours de la durée de vie d'une structure à l'aide d'un capteur. Trois principaux éléments sont nécessaires pour créer un système de surveillance de santé des structures, qui sont : les capteurs, le matériel d'instrumentation et les logiciels [24]. L'utilisation de SHM pour évaluer les dommages à l'intérieur des structures a été bien développée tout en nécessitant la présence d'un inspecteur ou le démantèlement de la structure. Le SHM améliorera considérablement la sécurité de la structure grâce à la surveillance continue, par rapport à l'inspection durant des intervalles selon le CND. Il est de plus en plus démontré que les systèmes SHM à base d'émission acoustique (EA) « Acoustic-Emission », sont efficaces pour surveiller les endommagements dans les plaques simples, ainsi que les composants aérospatiaux en laboratoire. De plus, l'EA est un système passif qui détecte et localise les ondes de stress lorsqu'une structure subit des endommagements.

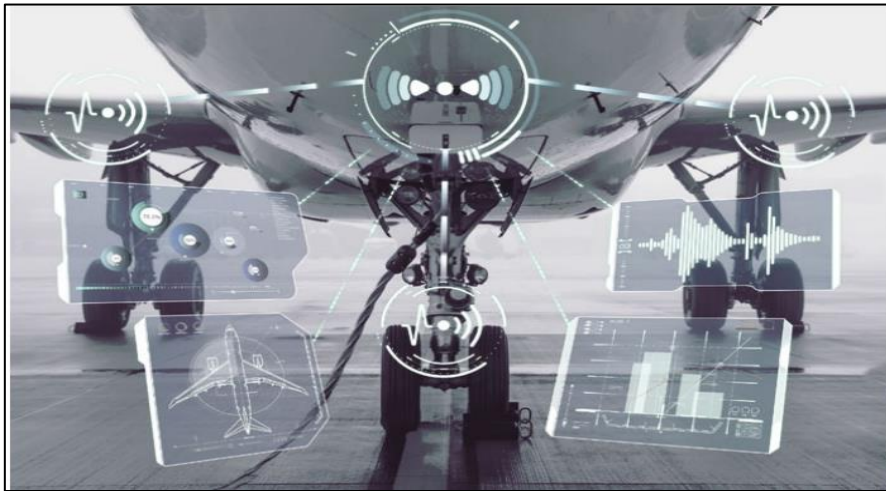


Figure II.1 : Vision de l'intégration de SHM dans les futures solutions aéronautiques.

Ce chapitre présentera l'étude du CND à base de la technique d'EA, après en avoir donné une définition et un bref historique. Ainsi, les différents phénomènes physiques à l'origine de l'EA seront expliqués, et les différentes méthodes d'analyse des signaux associés dans le cas de l'EA avec un défaut sous contrainte. Ensuite, un état de l'art concernant les méthodes de simulation du CND à base d'EA est présenté et les enjeux de la simulation du CND par EA sont discutés.

II.2 Historique de l'EA :

L'EA est un phénomène naturel courant (craquement des roches, corrosion du fond du réservoir, fissures d'un matériau, ...) et son utilisation pour le CND est probablement aussi vieille que la poterie. Vers le VII^e millénaire av. J.-C., les potiers utilisaient déjà le phénomène d'EA dans le domaine des fréquences audibles pour déterminer la qualité de leur production en écoutant les craquements des céramiques refroidissant dans un four [25].

Dans les métaux, l'un des premiers exemples d'EA est le « cri de l'étain », ce petit craquement audible lorsque ce matériau est plié. Toutefois, ce n'est qu'en 1916 que *Czochralski* relie le cri de l'étain au phénomène de maclage (déformation plastique), qui se crée lors du refroidissement de certains matériaux cristallisés [26]. En 1923, *Portevin* et *Le Chatelier* observent « un petit bruit sec, parfois perceptible à plusieurs mètres de distance » qui accompagne une déformation hétérogène [27]. Par la suite, de nombreux travaux sont menés dans le domaine de l'audible jusqu'aux travaux concernant l'émission acoustique dans le domaine ultrasonore, réalisés par *Joseph Kaiser* [28] en 1950, marquant ainsi les débuts de l'EA moderne.

Lors d'essais hydrostatiques menés sur l'enveloppe des propulseurs des fusées Polaris en 1961, *Allen T. Green*, *Charles S. Lockman* et *Richard K. Steele* remarquent que des sons audibles accompagnent systématiquement les essais. Ils décident donc d'instrumenter la structure en utilisant des microphones pour détecter, enregistrer, et analyser les signaux acoustiques. En 1965, en collaboration avec la NASA, ils instrumentent un réservoir *Thiokol SL-1* de 6.6 m de diamètre qui échoue lors d'un test hydraulique. Lors de l'analyse des enregistrements à émission acoustique, ils déterminent précisément le début du phénomène de fissuration, ainsi que sa propagation selon un algorithme de triangulation (déterminant à 0.3 m près le lieu de l'événement) [29]. La prédiction de l'apparition d'un défaut critique ainsi que sa localisation marquent le début des contrôles industriels par EA.

II.3 Emission Acoustique (EA) :

L'émission acoustique est considérée comme une technique d'essai non destructif (END) pour « écouter » l'état de santé du matériau (Céramiques, Composites, Métaux, Air-planes, Pipes). Les EA en CND ont été utilisés pour la surveillance des structures industrielles pour détecter la fatigue à long terme de ces structures matérielles, avant qu'une fissure ne se dégrade. Le principe basique de l'EA consiste en la libération d'énergie sous forme d'onde élastique transitoire dans le matériau (Figure II.2) [30].

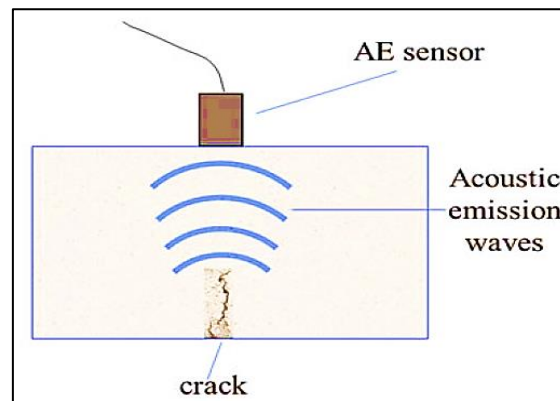


Figure II.2 : Principe du CND par EA [30].

L'émission acoustique (EA) est considérée comme une méthode efficace pour la surveillance en temps réel des matériaux et des structures, offrant des renseignements précieux, non seulement sur la présence de défauts, mais aussi sur leur importance, et leur localisation. Cette méthode de test n'est pas destructrice, car elle ne nécessite aucune injection d'énergie dans les matériaux. C'est donc une technique passive en temps réel appliqué en CND selon la norme (NF EN 1330-9) [32], avec une fréquence appartenant à l'intervalle (5KHz, 5MHz), tel que la montre la Figure II.3 [32].

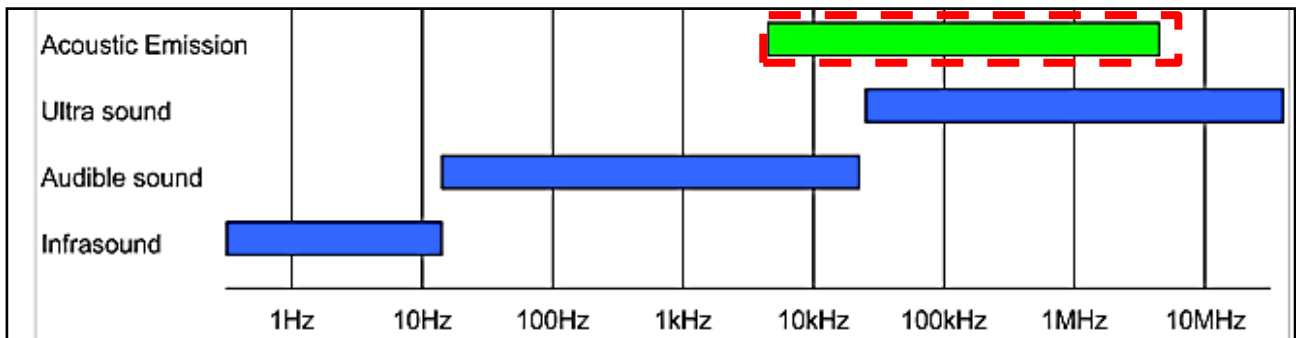


Figure II.3 : Zone de fréquences des ondes EA (5KHz, 5MHz) [32].

L'EA fonctionne à partir de l'écoute des sons produits sur la structure lorsqu'elle est sollicitée ou endommagée intérieurement, tout en basant sur les étapes montrées en Figure II.4.



Figure II.4 : Représentation simplifiée des étapes de CND par EA.

L'interprétation des signaux acoustiques obtenus pourrait nous révéler la cause du défaut (délaminage, fissures, corrosion, fatigues). Le type de défaillance survenant dans un composite,

qu'il s'agisse d'un délaminage ou d'un retrait de fibre, peut représenter l'étape de détérioration actuelle. Chaque type de défaillance a des caractéristiques uniques telles que la fréquence, l'amplitude, le temps de montée, et la durée en liaison avec le processus distinct qui se produit avec la défaillance. Cela comprend le mouvement de l'extrémité de la fissure, la surface de la fissure générée, et la vitesse de propagation de la fissure [32], comme nous l'expliquerons plus loin.

II.3.1 Types de signaux EA :

L'émission acoustique est un phénomène d'émission spontanée d'ondes ultrasonores par un matériau ou un système sous l'effet d'une sollicitation ou d'une transformation interne.

On distingue deux types de signaux EA (continue et discrète) selon l'évènement (Hits de la source d'endommagements). Ces deux types sont la conséquence des paramètres d'acquisition et correspondent à un choix de l'opérateur.

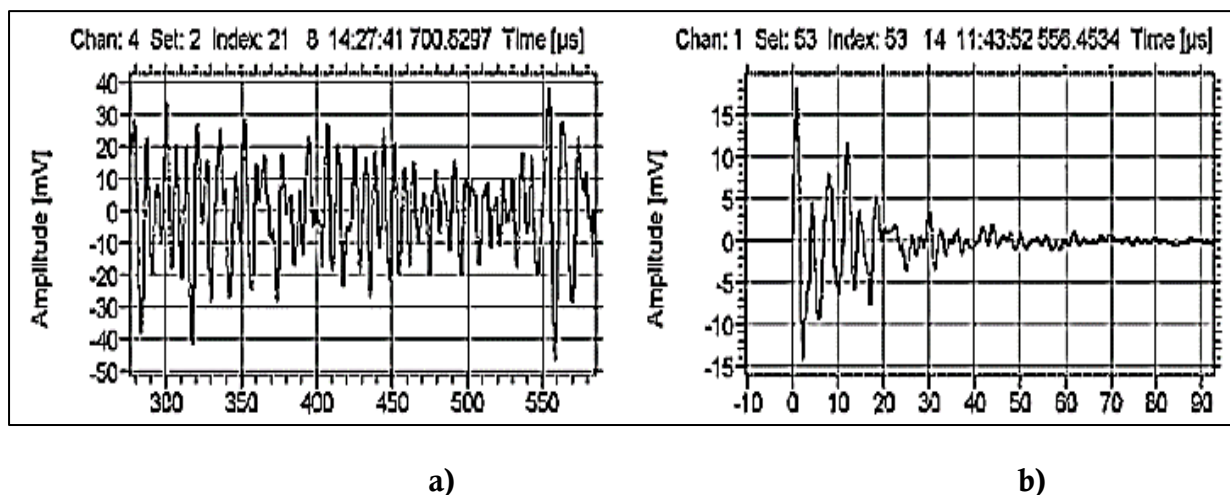


Figure II.5 : Représentation d'un signal EA : a) Continu (plusieurs hits) ; b) Discrète (un seul hit).

a) EA continue (Pseudo-continue) :

Ce type est montré en Figure II.5a, qui est constituée d'un grand nombre de signaux aléatoires de très petite amplitude, qui se superposent les uns les autres, et qui s'ajoutent au bruit de fond. C'est-à-dire, lorsque les hits (salves) ne peuvent être séparés les uns des autres. Ce type de signal provient de l'augmentation du bruit de fond qui couvre le signal émis par le défaut de l'élément contrôlé. Ce type de signal est rencontré lors de la déformation plastique dans des matériaux de type cuivre ou aluminium. Il est dû au fait qu'un grand nombre d'évènements, individuellement peu énergétiques, sont répartis aléatoirement dans le volume déformé et dans le temps. Il n'est pas utilisé en milieu industriel et se caractérise par une

continuité d'émissions discrètes. Le bruit de fond est l'information analogique obtenue en l'absence d'émission acoustique.

b) EA discontinue (Discrète) :

Ce type d'EA est représenté dans la Figure II.5.b, qui est constitué de signaux transitoires, aléatoires, bien séparés les uns des autres, c'est-à-dire, lorsque les hits (salves) peuvent être séparés les uns des autres par observation ou traitement de signal. Ce type d'émission acoustique est observé dans les structures métalliques au-delà de la limite élastique. Il est dû aux événements énergétiques et localisés.

Les signaux d'éclatement sont des signaux transitoires qui se produisent en raison de dommages à l'intérieur du matériau, y compris le délaminage et la rupture de la fibre. En comparaison, le signal continu résulte de sursauts où chaque sursaut ne peut pas être identifié individuellement. Le signal mixte, généralement rencontré en service, est l'endroit où un signal continu et des rafales individuelles sont présents. L'émission discrète appelée salve est la plus utilisée en industrie, car elle permet de faire apparaître plus facilement les caractéristiques des événements sans prendre en compte le bruit de fond. Elle est liée à un événement d'endommagement dans le matériau ou au sein de la machine tournante. Ainsi pour identifier précisément le type d'évènement physique au sein du matériau, il faut analyser les paramètres qui caractérisent la salve.

II.3.2 Paramètres Caractéristiques de l'EA :

Les paramètres utilisés pour déterminer les résultats d'EA, sont illustrés dans la figure II.6:

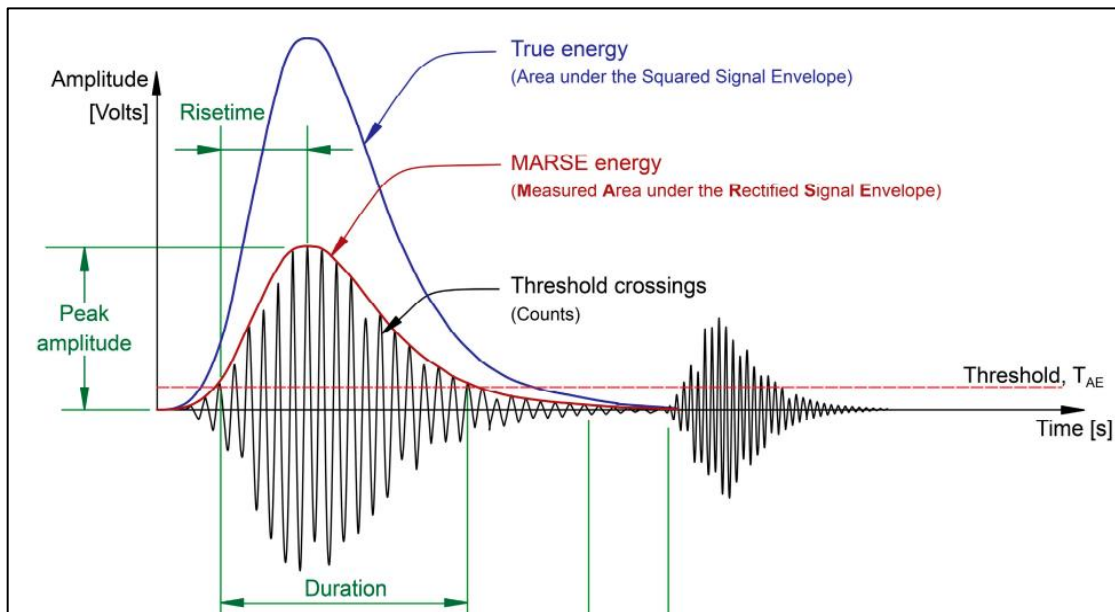


Figure II.6 : Paramètres Caractéristiques des résultats d'EA [33].

Les paramètres caractéristiques des résultats utilisés pour l'analyse d'EA sont définis ci-dessous :

- **Événement EA (Event) :**

Domaine de fréquence ou domaine temporel du signal à émission acoustique émis. C'est ainsi l'onde EA totale pendant l'essai.

- **EA hit :**

Un signal EA qui franchit le seuil défini par l'utilisateur à partir d'un canal, plusieurs hits d'EA peuvent être générés en raison de plusieurs événements ou canaux EA.

- **Seuil (Threshold (THR)) :**

Le début d'un hit est le premier franchissement du niveau seuil et où la fin du coup est atteinte lorsque la tension d'entrée ne franchit pas le seuil pendant une période spécifiée (appelée durée de discrimination). Le seuil est une valeur en dB de même plage et résolution que l'amplitude maximale.

- **Amplitude maximale (Peak-Amplitude (Amp)) :**

C'est l'amplitude la plus élevée ou le pic d'un choc EA, qui est mesurée en décibels (dB) ou en tension (μV) [34].

- **Temps de montée (Rise-Time (RT)) :**

Période à partir de laquelle l'impulsion qui franchit pour la première fois le seuil et atteint l'amplitude maximale.

- **Nombre d'impulsions (Count (CNTS)) :**

C'est le nombre d'impulsions qu'un EA atteint est supérieur à un certain seuil défini.

- **Énergie (Energy (Eny)) :**

La zone sous l'enveloppe de détection durant l'impact EA.

- **Durée de l'évènement EA (Duration (D)) :**

Période selon l'instant initial où l'impulsion franchit le seuil pour la première fois et le dernier franchissement du seuil d'impulsion.

- **Bruit de fond (Background Noise (RMS)) :**

Le bruit de fond RMS est la valeur quadratique moyenne du bruit sur chaque chaîne de mesure lors des pauses de franchissement de seuil.

- **Force du signal (Burst Signal Strength (SS)):**

La force du signal est l'intégrale du signal AE redressé au fil du temps. L'ASIP-2 calcule la force du signal en rafale à partir d'échantillons de tension. Dans la mesure où la force du signal en rafale est la somme de tous les échantillons de tension redressés d'un coup multipliée par l'intervalle d'échantillonnage. L'unité de force du signal est le nVs (10^{-9} Vs).

II.3.3 Applications de l'EA :

A partir des années 80, la technique de l'EA a été appliquée aux matériaux métalliques et aux matériaux composites. Cette technique s'est ensuite étendue à d'autres domaines :

- Investigation physique des matériaux.
- La surveillance en service : contrôle des appareils sous pression (application industrielle la plus importante), contrôle de structures telles que les ponts.
- La surveillance en fabrication (usinage) : contrôle de la qualité de l'emboutissage.
- Surveillance de machines tournantes.
- La caractérisation de l'endommagement de matériaux lors d'essais mécaniques ou physicochimiques (corrosion).
- Le contrôle et évaluation des structures aéronautiques en aluminium ou composites [12] : voilure, dérive, réservoirs haute pression en composite.
- La surveillance des chaufferies de sous-marins nucléaires et des réacteurs nucléaires (Étanchéité des tuyauteries sous pression).
- Le contrôle des bâtiments navals : contrôle des embarcations en composite.
- La surveillance de structures offshore : détection de la corrosion dans les pétroliers ou méthaniers.
- Le suivi de la fissuration dans le béton, la détection de la rupture des câbles dans les ponts à haubans, ... etc.

II.4 Sources d'endommagements de l'EA :

Selon le matériau et la nature de la sollicitation de la source d'endommagement qui lui est appliquée, plusieurs phénomènes (délamination, fissures (micro et macro), corrosion, ...) peuvent être la cause de l'émission acoustique (Figure II.7) [35].

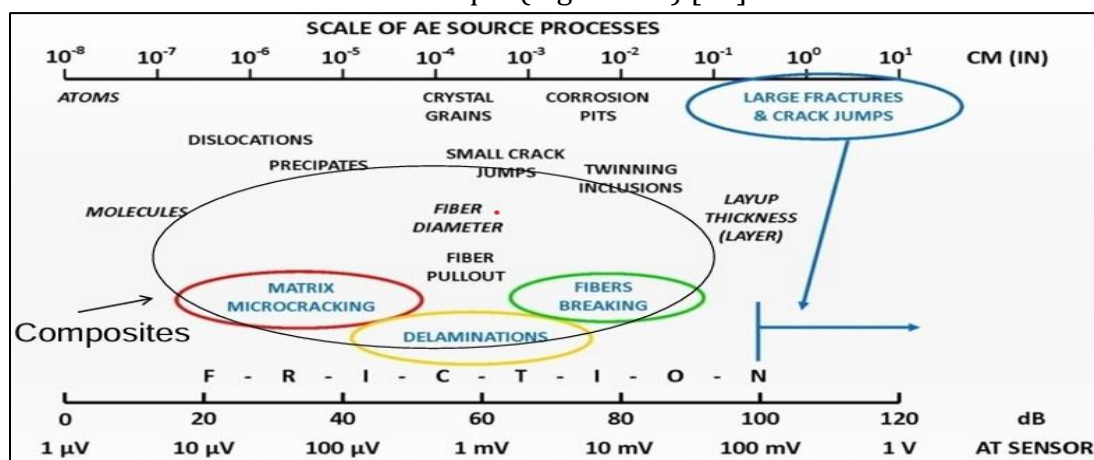


Figure II.7 : Différents amplitudes de différentes sources d'endommagements EA, selon l'amplitude et la profondeur de l'endommagement dans le matériau [35].

Ces phénomènes diffèrent d'un matériau à l'autre et sont généralement répartis en trois catégories (métalliques, composites et bétons) tel que présentés dans la Figure II.8.

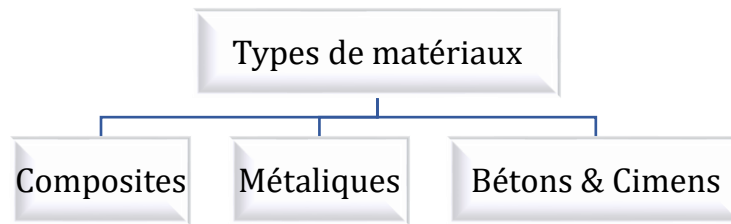


Figure II.8 : Types de structures matérielles.

II.4.1 Inspection des défauts de matériaux :

L'EA est utilisée dans l'inspection des matériaux pour détecter les défauts. Elle permet d'identifier les matériaux défectueux en surveillant les signaux acoustiques émis lors d'un défaut. Les différents types de défauts (fissures, inclusions ou porosités) génèrent des ondes acoustiques spécifiques qui peuvent être détectées et analysées, selon des références d'amplitudes (Figure II.7) [35]. L'analyse de ces signaux permet d'identifier précisément les zones défectueuses, facilitant ainsi la prise de décision quant à l'utilisation et la manipulation des matériaux.

a. Inspection de la résistance des matériaux :

L'EA permet d'évaluer la résistance des matériaux. En mesurant les signaux acoustiques émis lors de la sollicitation des matériaux, il est possible de déterminer leur capacité à résister à des contraintes mécaniques. Les informations fournies par l'EA peuvent être utilisées pour évaluer la résistance à la flexion, à la compression ou à d'autres types de contraintes spécifiques (permettant ainsi de vérifier la conformité des matériaux aux normes et aux spécifications requises).

b. Inspection de la densité des matériaux :

L'EA peut être utilisée pour déterminer la densité des matériaux. En émettant des ondes acoustiques à travers les matériaux, il est possible de mesurer la vitesse de propagation de ces ondes. La vitesse de propagation est directement liée à la densité des matériaux, ainsi qu'à d'autres facteurs tels que l'élasticité et la composition. En mesurant avec précision la vitesse de propagation des ondes acoustiques, il est donc possible d'obtenir des informations sur la densité des matériaux.

c. Inspection des fissures :

La détection des fissures est l'une des principales applications de l'EA. Elle permet d'identifier les zones présentant des anomalies dans la structure. Il est ainsi possible de localiser précisément les fissures, qu'elles soient superficielles ou internes. De plus, l'EA permet d'évaluer la taille des défauts, qu'il s'agisse de fissures ou d'autres types d'anomalies. Ainsi, cette technique permet de suivre l'évolution des fissures dans le temps, ce qui est essentiel pour assurer la sécurité des structures et de prendre les mesures nécessaires pour les réparer ou les renforcer, évitant ainsi d'éventuelles dégradations supplémentaires

- **Fissures superficielles :**

La détection des fissures superficielles est l'une des applications majeures de l'EA. Grâce à cette technique, il est possible d'identifier rapidement et précisément la présence de fissures à la surface d'une structure ou d'un matériau. En analysant les signaux acoustiques émis par ces fissures, on peut déterminer leur position et leur étendue. Cela permet de localiser les zones défectueuses.

- **Fissures internes :**

La localisation des défauts internes est une application importante de l'EA. Grâce à cette technique, il est possible de détecter les anomalies présentes à l'intérieur d'une structure. En analysant les signaux acoustiques émis par ces défauts, on peut déterminer leur position et leur profondeur, ce qui permet d'identifier les zones défectueuses. Cette information est essentielle pour prendre des décisions de réparation ou de renforcement des matériaux, afin d'éviter d'éventuelles défaillances structurelles.

- **Évaluation de la profondeur des fissures :**

L'évaluation de la profondeur des défauts est une étape cruciale dans l'inspection des matériaux, et où l'EA est une technique précieuse pour y parvenir. En analysant les signaux acoustiques émis par les défauts, il est possible de déterminer la taille des fissures ou des autres anomalies présentes dans une structure. Cette information permet de quantifier précisément les dimensions des défauts, ce qui est essentiel pour évaluer leur gravité. Cette évaluation de la profondeur des défauts permet d'anticiper d'éventuelles dégradations supplémentaires et de garantir la sécurité des structures.

- **Suivi de l'évolution des fissures :**

Le suivi de l'évolution des fissures est une application essentielle de l'EA. En captant et en analysant les signaux acoustiques émis par les fissures, il est possible de suivre leur progression durant le temps. Cette surveillance permet de détecter toute variation ou expansion des fissures, ce qui est crucial pour prévenir les éventuelles défaillances structurales. Grâce à cette technique, il est possible d'anticiper les problèmes et de prendre les mesures nécessaires pour renforcer les zones affectées, assurant ainsi la durabilité et la sécurité des structures.

d. Inspection et surveillance de la corrosion :

L'EA permet de surveiller la corrosion des matériaux. Elle permet de détecter la présence de corrosion de manière précoce, d'évaluer l'étendue de la corrosion, de suivre sa progression et d'identifier les zones à risque de corrosion. Cette surveillance permet de prendre des mesures préventives pour prévenir les dégradations des matériaux causées par la corrosion, ce qui peut être essentiel pour maintenir la durabilité et la sécurité des structures.

II.4.2 Processus de génération des ondes acoustiques :

Les ondes acoustiques (élastiques) peuvent être créées par différents phénomènes appelés sources d'EA, où nous pouvons distinguer trois grandes sources : mécaniques, artificielles et physico-chimiques [30], qui sont détaillées dans ce qui suit.

a. Sources d'origines mécaniques :

Lorsqu'un matériau est sollicité par une source mécanique, les phénomènes d'endommagements induits par cette sollicitation génèrent de l'EA.

Les mécanismes à l'origine d'une EA dans les structures métalliques sont :

- Mouvements coopératifs de dislocation [36].
- Création et propagation de fissures.
- Rupture ou décohésion d'inclusions.
- Transformations de phase.
- Phénomènes de clivage et glissement.

Dans les bétons, les principaux mécanismes d'endommagement sont la microfissuration et la croissance de fissures déjà existantes. Les fissures peuvent être localisées dans les grains (gravier par exemple), dans la matrice (ciment) ou encore à l'interface grains/matrice, une région plus poreuse [30].

Enfin, dans les matériaux composites (à matrice organique ou céramique) on trouve d'autres phénomènes d'endommagement [38], tels que dans la Figure II.9. (La fissuration matricielle, rupture ou arrachement de fibres, décohésion, délaminage).

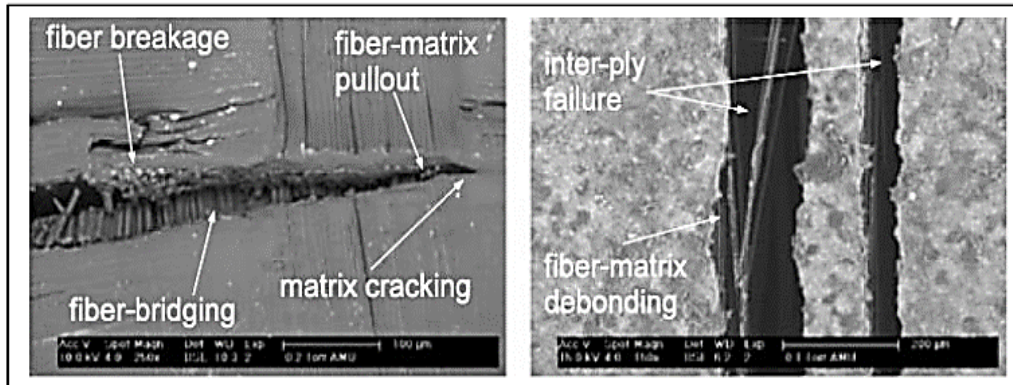


Figure II.9 : Phénomènes d'endommagement dans les matériaux composites.

b. Sources artificielles :

Ce type de sources est très utilisée vu sa simplicité de mise en œuvre et sa reproductibilité pour la calibration des capteurs ou la vérification du montage lors des expériences ou en laboratoire. Parmi les sources artificielles on trouve :

- Rupture d'une mine de crayon.
- Rupture d'un capillaire en verre.
- Jet de gaz.
- Lâchement de bille.
- Signal généré par un émetteur.

La rupture d'une mine de crayon, aussi appelé Pencil-Lead-Break (PLB), qui est la plus utilisée [37]. La génération de cette source consiste à casser, à la surface d'un échantillon, une mine de type 2H dont le diamètre et la longueur sont normalisés (Figure II.10). Cela a pour effet de générer un signal très énergétique pouvant être apparenté à un signal d'EA. Le but de cet essai est double. Premièrement, l'essai de rupture de mine est utilisé pour vérifier le bon fonctionnement des capteurs à EA, ainsi que leur couplage avec le matériau. Deuxièmement, ce test permet de vérifier la bonne localisation des sources lorsque plusieurs capteurs sont présents.

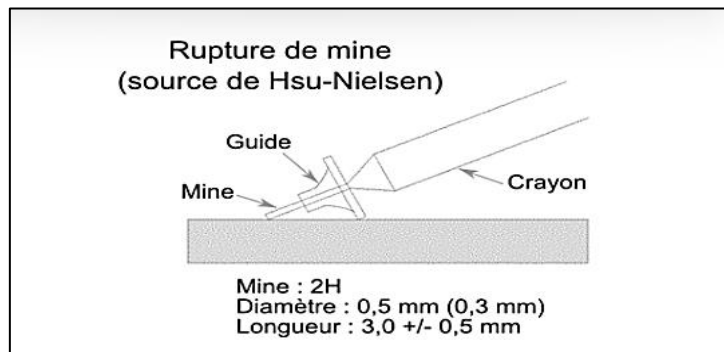


Figure II.10 : Explication de la rupture d'une mine de crayon (PLB) à la surface d'un échantillon.

Dans les matériaux, les phénomènes d'endommagements présentés précédemment constituent les principales sources d'EA. L'évolution et l'apparition de chacun de ces modes d'endommagements dépendent de plusieurs paramètres : la vitesse de chargement, la direction de chargement, le mode de sollicitation, le processus de fabrication, etc.

II.5 Analyse et localisation d'endommagements par EA :

Les méthodes de détection et d'analyse des signaux acoustiques sont utilisées pour extraire des informations utiles à partir des données recueillies. Plusieurs façons existent pour cette analyse, selon la forme (analyse temporelles, fréquentiels, les deux), ou selon l'évaluation des paramètres. La Figure II.11 récapitule les différentes façons d'analyse.

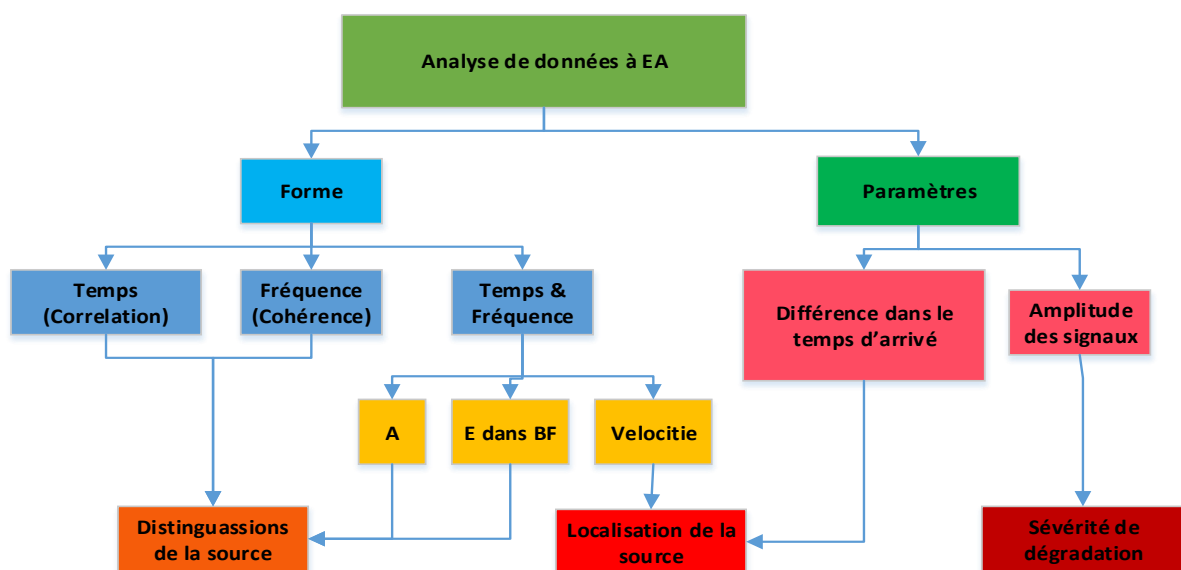


Figure II.11 : Types d'analyses des signaux acoustiques.

Parmi les méthodes de détection, on peut citer la détection des événements acoustiques, la mesure de l'amplitude ou de la fréquence des signaux, ou encore la localisation des sources sonores, le temps d'arrivé des pics. Les méthodes d'analyse permettent d'extraire des caractéristiques des signaux, de les comparer à des modèles ou des références, ou encore d'identifier des motifs ou des variations temporelles. Ces méthodes sont essentielles pour interpréter les signaux acoustiques et en tirer des informations pertinentes.

II.5.1 Méthodes de localisation :

Plusieurs méthodes de localisation des endommagements acoustiques, existent dans la littérature, selon le type de matériau, ses dimensions, le type de défauts. La méthode, la plus utilisée pour la détection de défauts des matières (fissure, corrosion...), consiste à déterminer

les différences de temps d'arrivée (Δt), des signaux émis par la source. L'approche se base principalement sur les dimensions de la structure et le nombre de capteurs utilisés. Cependant, il y a plusieurs règles à respecter selon les résultats et la recherche souhaitée.

La précision va dépendre : du nombre de capteurs, des conditions de contrôle, de l'état de surface de l'appareil, de la dimension de la surface ou de l'élément à mesurer.

a) Localisation sur un seul axe (1D) :

Cette localisation s'applique dans le cas d'une barre ou d'une éprouvette (1D), où deux capteurs suffisent (Figure II.12) [39]. Lorsque le matériau est hétérogène (type composite), le problème devient plus complexe, car les caractéristiques ne sont pas les mêmes selon le sens de l'onde (sa célérité).

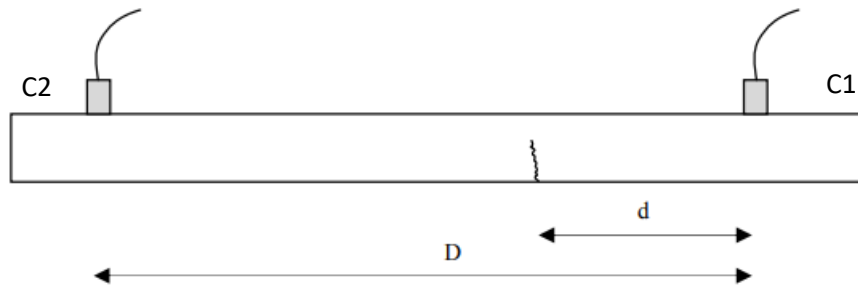


Figure II.12 : Représentation de l'expérience de localisation par 2 capteurs.

La relation permettant de retirer la différence de temps d'arrivée (Δt), est présentée dans l'équation II.1 :

$$d = \frac{1}{2} (D - \Delta T \times V) \quad (II.1)$$

Tel que :

d = distance par rapport à un des capteurs (C_2).

D = distance entre les capteurs.

V = vitesse de l'onde (m/s).

La différence Δt peut être vue clairement lors de la représentation des signaux issus des deux capteurs EA, tel que la montre la Figure II.13.

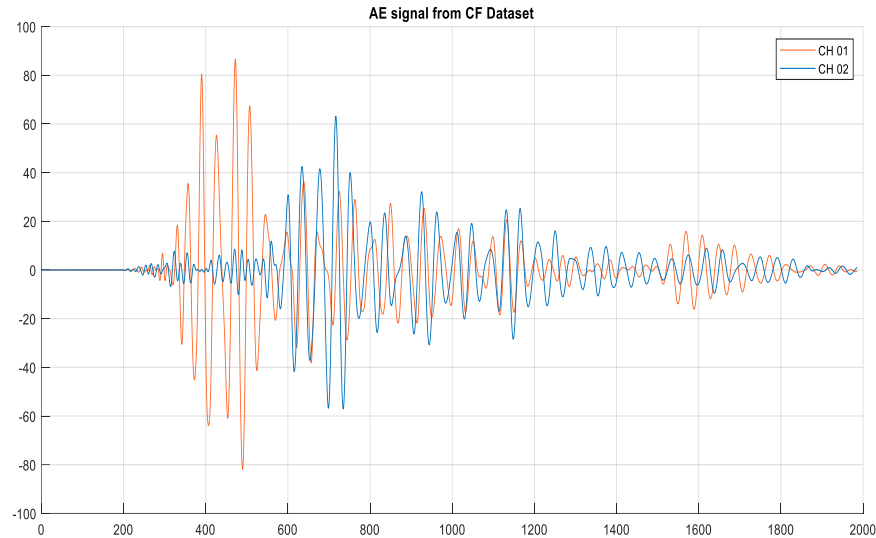


Figure II.13 : Localisation des différences de temps d'arrivée des signaux acoustiques avec deux capteurs.

b) Localisation sur une surface (2D) :

L'un des avantages principaux des contrôles par EA, réside dans la possibilité de surveiller une structure complète, de déterminer l'instant d'apparition d'un défaut mais également de pouvoir le localiser. La Figure II.14 montre une illustration de cette technique de localisation d'endommagement.

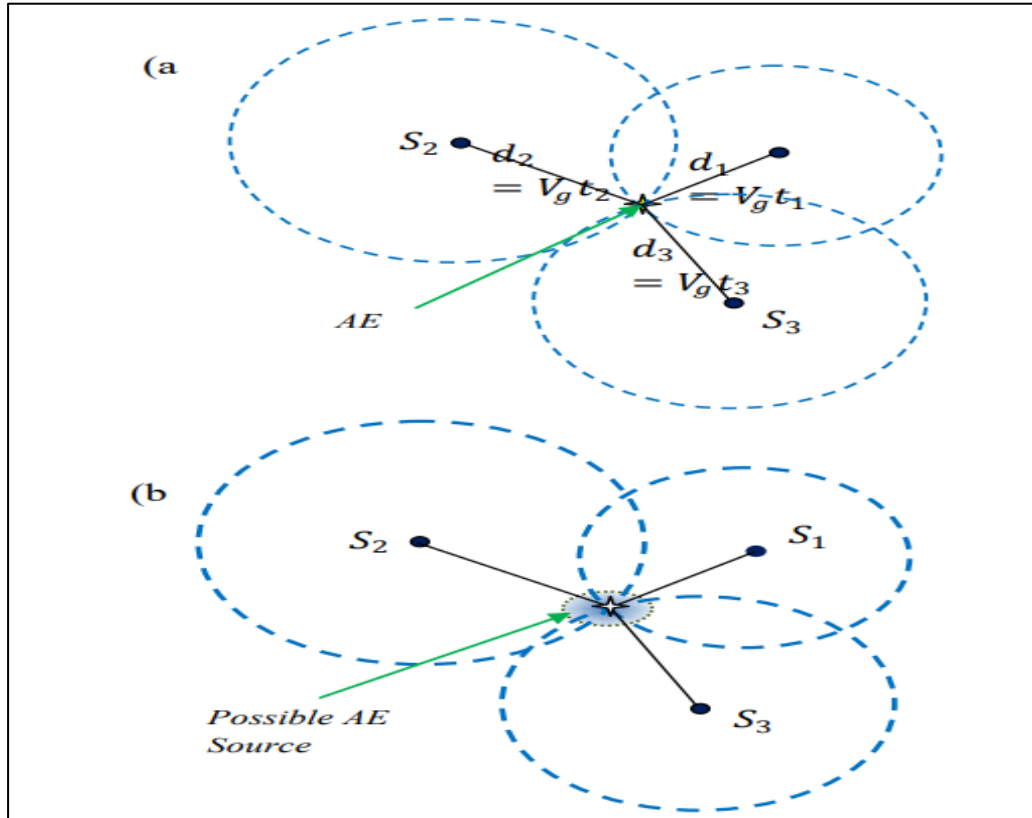


Figure II.14 : Principe de localisation des dommages par la triangulation basée sur TOA. (a) Sans incertitude et (b) avec incertitude.

Traditionnellement, la localisation des dommages ou des impacts sources d'EA est basée sur la triangulation du temps de vol (TOF), des mesures d'onde prises à plusieurs points de réception. Cette technique fonctionne très bien lorsque la vitesse de l'onde (V_g) dans le matériau testé et le temps d'arrivée (t_i) du signal aux capteurs sont connues. L'endommagement ou l'emplacement de l'impact est identifié en dessinant des cercles de rayons (R_i), dont les centres coïncident avec les emplacements du capteur. Le rayon (R_i) est obtenu en multipliant le temps d'arrivée du signal (t_i) par la vitesse de l'onde (V_g). Le point auquel les cercles se croisent est considéré comme l'emplacement possible des dommages. Cependant, il existe une condition préalable à ces approches traditionnelles de localisation des endommagements basées sur le TOA. Autrement dit, toutes les valeurs de TOA mesurées et les vitesses d'onde théoriques correspondantes sont exactes. En réalité, les erreurs et les incertitudes sont toujours inévitables dans le processus de mesure et d'identification de l'emplacement des sources à EA. Par exemple, la taille et l'étendue des dommages sont inconnues avant l'identification, et son effet sur la diffusion des ondes est incertain, ce qui affecte à son tour la précision de la mesure des TOA. Les valeurs de TOA mesurées peuvent être différentes selon la méthode de mesure. En outre, des incertitudes peuvent découler des vitesses théoriques des ondes, car elles dépendent des valeurs des propriétés matérielles d'une structure spécifique [40]. Par conséquent, le TOA et la vitesse de l'onde sont deux paramètres incertains. En général, les incertitudes peuvent être causées par des erreurs aléatoires et systématiques. Les erreurs aléatoires sont causées par des changements inconnus et imprévisibles dans les mesures TOF, y compris le bruit de l'instrumentation, les changements de température, etc. [40], [41], [42]. Les erreurs systématiques sont principalement causées par la technique de traitement du signal numérique utilisée pour analyser les formes d'onde temporelles [42]. En conséquence, plutôt que les dommages étant localisés en un seul point, ils peuvent être localisés n'importe où dans la région sombre chevauchée comme le montre la Figure II.14 (b) [43], [44].

Un minimum de 3 capteurs suffit dans le cas d'une plaque à analyser (2D), car la localisation se fait par le biais d'une triangulation. Les capteurs sont positionnés sur la structure de telle façon à réaliser une maille de localisation. *Lemistre et al* [45] et *Su et al* [46] ont identifié l'emplacement des dommages en résolvant un ensemble d'équations non linéaires décrivant les relations entre l'emplacement des dommages, les vitesses des ondes et la TOA. La Figure II.15 est une illustration d'un modèle simple pour calculer le TOA. Ce modèle est largement utilisé dans la localisation des dommages basée sur le TOA.

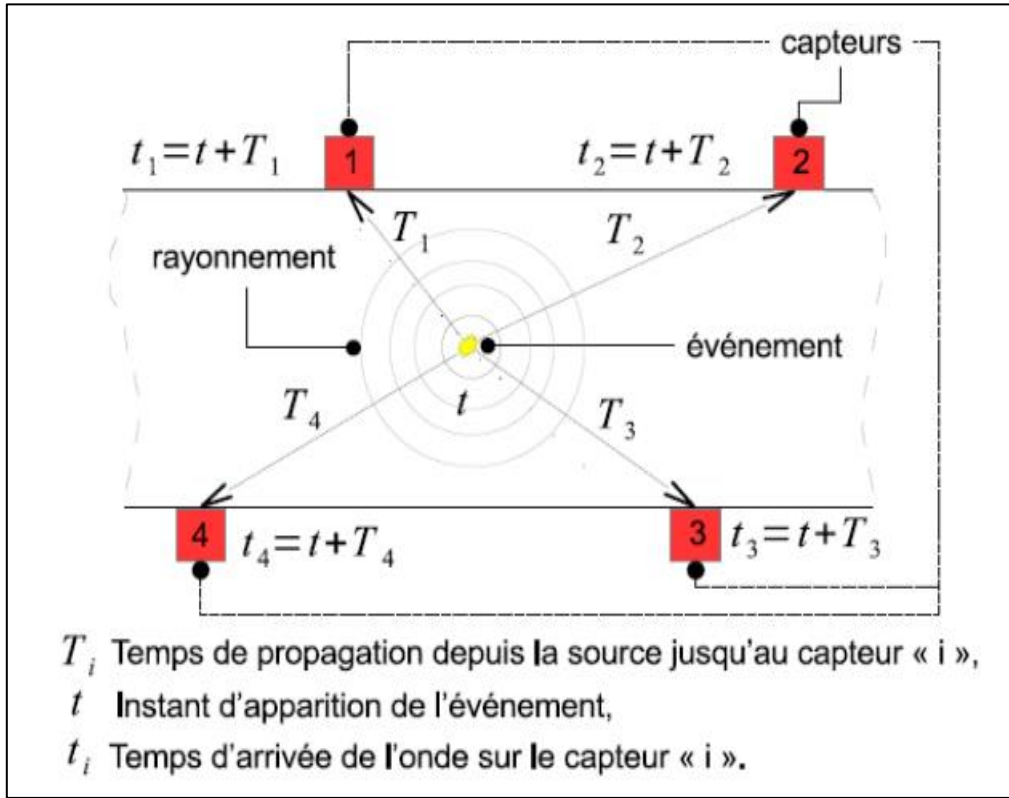


Figure II.15 : Localisation de défauts dans une structure munie de 4 capteurs et schématisation des différences de temps d'arrivée.

Soit un système de coordonnées cartésien arbitraire, la source d'EA est à des coordonnées inconnues (x_s, y_s) dans le plan de la surface du matériau et les capteurs sont situés en (x_i, y_i) , des coordonnées connues. Les équations résultantes pour le problème de localisation de la source et l'identification de la vitesse de l'onde sont données comme suit :

$$d_i = \sqrt{(x_i - x_s)^2 + (y_i - y_s)^2} \quad (II.2)$$

$$t_i = \frac{d_i}{V_{gi}} \quad (II.3)$$

Dans la pratique ce ne sont pas les temps d'arrivées mais les retards des ondes sur les capteurs qui sont utilisés. Si t_m est le temps de trajet ou le TOF pour atteindre le premier capteur (capteur maître), et Δt_{tmi} est la différence de temps entre le capteur maître et le $i^{\text{ème}}$ capteur, les équations suivantes peuvent être obtenues :

$$(x_m - x_s)^2 + (y_m - y_s)^2 = (t_m \cdot V_g)^2 \quad (II.4)$$

$$(x_i - x_s)^2 + (y_i - y_s)^2 = [(t_m + \Delta t_{tmi})V_g]^2 \quad (II.5)$$

Dans les équations (II.4) et (II.5), les tailles du capteur et la zone endommagée ne sont pas prises en compte. Étant donné que les incertitudes liées aux propriétés des matériaux peuvent influencer la précision de la valeur théorique de la vitesse de l'onde, dans la présente étude, la

vitesse de l'onde V_g est définie comme un paramètre inconnu supplémentaire à identifier en plus de la coordonnée de l'emplacement du centre de la source d'endommagement (x_s, y_s) , plutôt que de calculer à l'aide des valeurs nominales des propriétés du matériau au préalable. Ainsi, le vecteur de paramètres inconnus dans cette approche de localisation est $X = (x_s, y_s, t_i, V_g)$.

En combinant les équations (II.4) et (II.5), l'équation suivante peut être obtenue :

$$\Delta t_{mi} = \frac{\sqrt{(x_i - x_s)^2 + (y_i - y_s)^2} - \sqrt{(x_m - x_s)^2 + (y_m - y_s)^2}}{V_g} \quad (II.6)$$

En général, les différences entre le TOA du capteur maître et les différents capteurs (Δt_{mi}) sont utilisées pour résoudre cet ensemble d'équations non linéaires avec comme inconnues $X = (x_s, y_s, t_i, V_g)$. Cependant, comme mentionné précédemment, plusieurs sources d'erreur dans les mesures de TOF (c'est-à-dire la dispersion, le bruit, la température, etc.) peuvent affecter la précision de cette solution. Dans ce travail de thèse, pour prendre en compte les incertitudes, le temps d'arrivée t_i et les inconnues paramètres x_s, y_s, V_g , qui sont traités comme des variables aléatoires gaussiennes mutuellement indépendantes. Sur la base de cette hypothèse, la fonction de densité de probabilité de la différence de temps Δt_{mi} peut également être définie comme une variable aléatoire gaussienne [47] avec une moyenne et une variance définie comme ci-suivant :

$$\Delta t_{mi} = t_i - t_m \quad (II.7)$$

$$\sigma_{\Delta t_{mi}}^2 = \sigma_{t_i}^2 + \sigma_{t_m}^2 \quad (II.8)$$

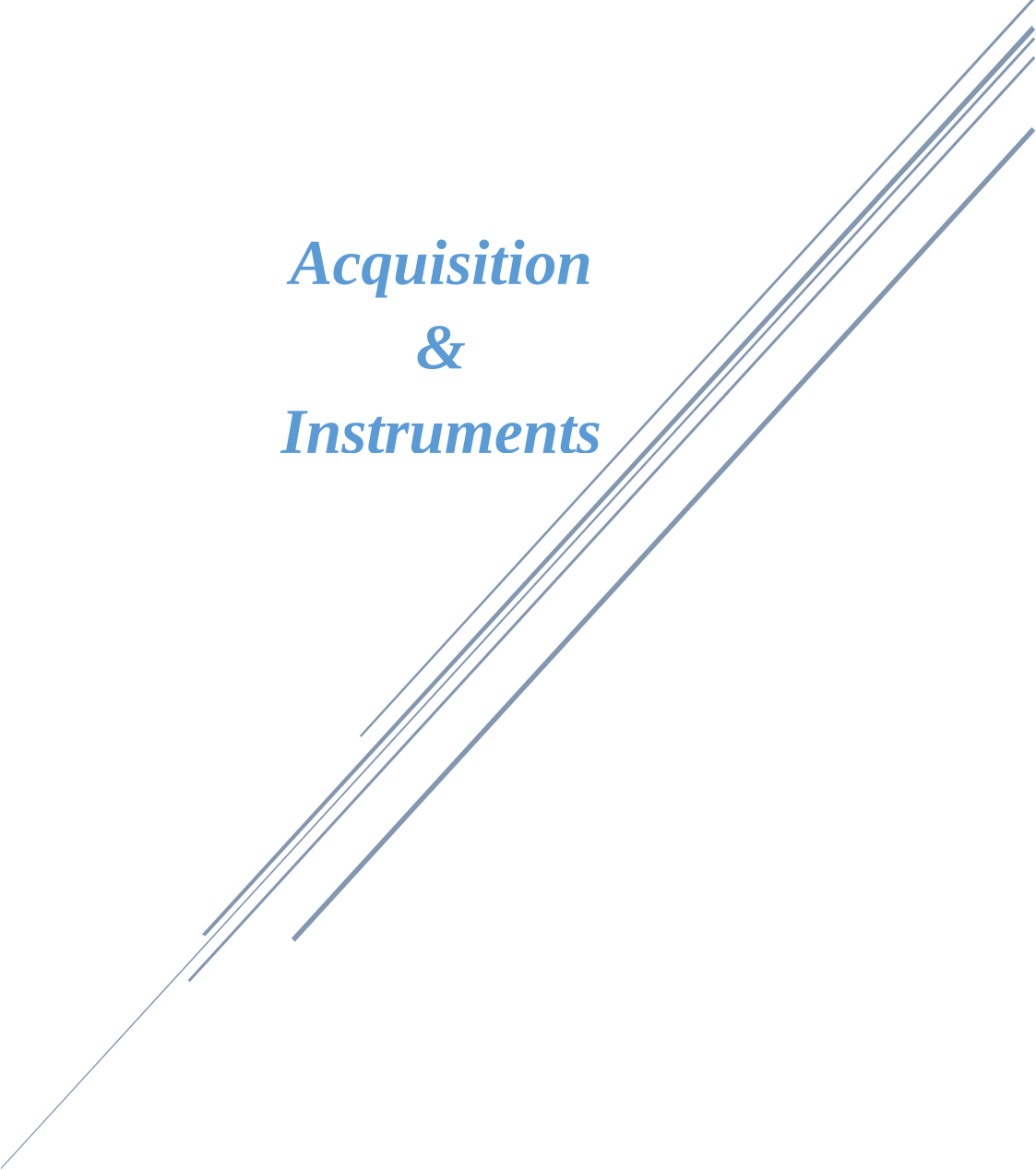
Diverses autres méthodes ont été développées dans la littérature pour augmenter la précision de la mesure [47].

II.6 Conclusion :

De ce chapitre on a vu le CND par EA, ses types, ses applications, les sources qui peuvent être engendrés, les différentes structures que l'EA permet de traiter. Ainsi, l'analyse des signaux EA et les méthodes de localisations des endommagements.

CHAPITRE III

Acquisition & Instruments

A series of five parallel diagonal lines in a light blue color, extending from the bottom left towards the top right of the page, positioned behind the subtitle.

III.1 Introduction :

Le CND à base d'émission acoustique pourrait être appliqué à plusieurs types de structures matérielles (plastiques, composites, métalliques) tel que vu dans le chapitre précédent (Figure III.1).



Figure III.1 : Test du CND à base EA.

En aéronautique ce type de contrôle est ainsi impliqué (Figure III.2).

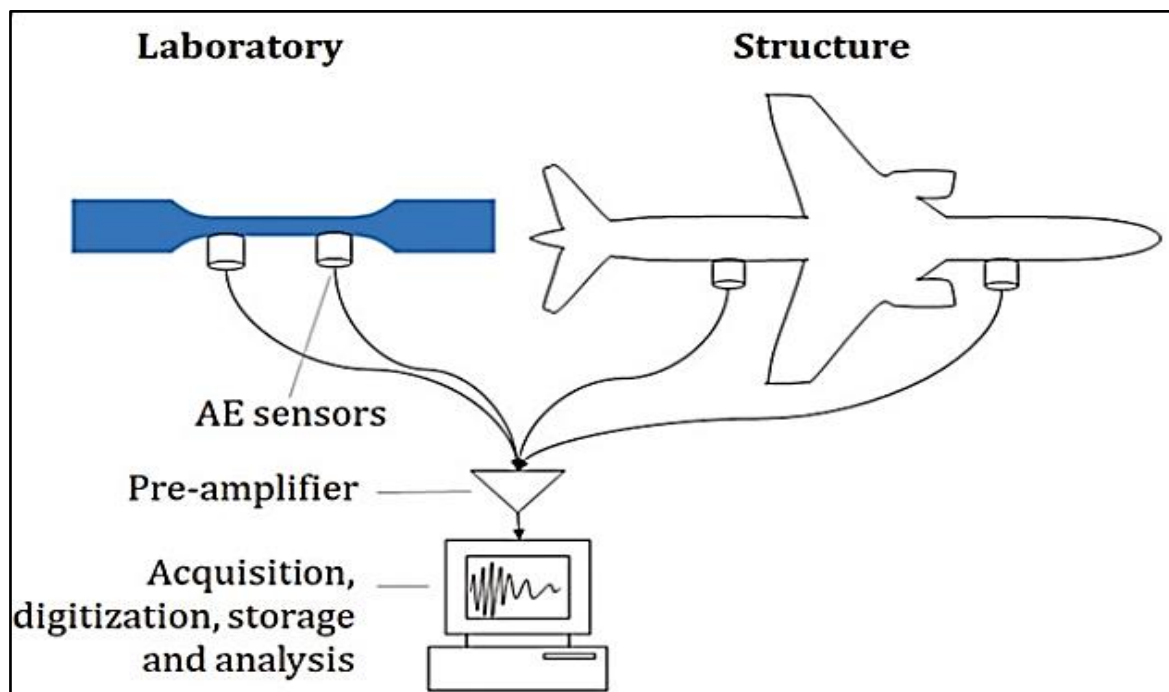


Figure III.2 : CND par EA en aéronautique.

Ce contrôle nécessite une chaîne d'acquisition pour prendre des mesures en temps réels, avec des instruments tels qu'illustrent la Figure III.3.

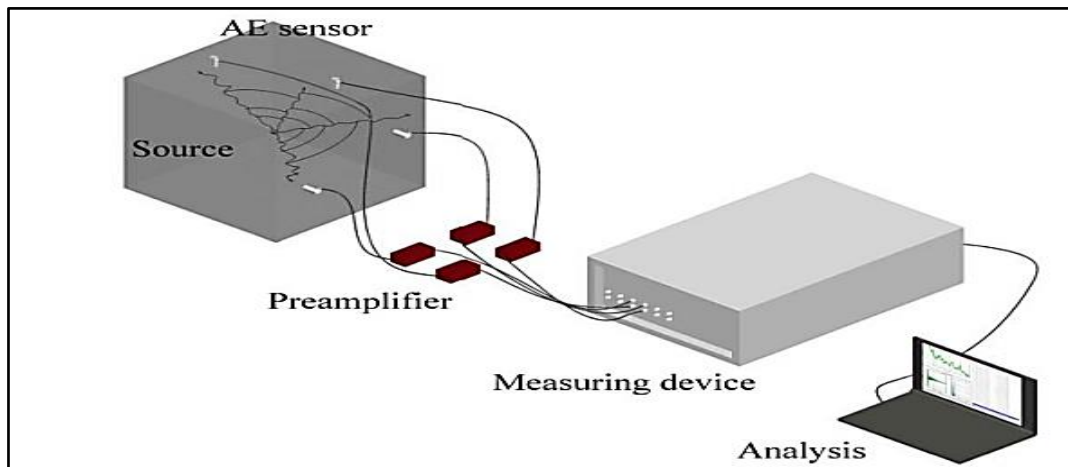


Figure III.3 : Chaîne de mesure EA pour CND.

La chaîne d'acquisition et de mesure par EA en CND est constituée de plusieurs étages tels que le montre la Figure III.4 [48]. Cette chaîne permet de transformer une grandeur physique issue du phénomène acoustique (génération d'ondes) en un signal électrique exploitable via un capteur. Son intérêt est d'améliorer le signal émis en un signal traité pour faire ressortir ses caractéristiques.

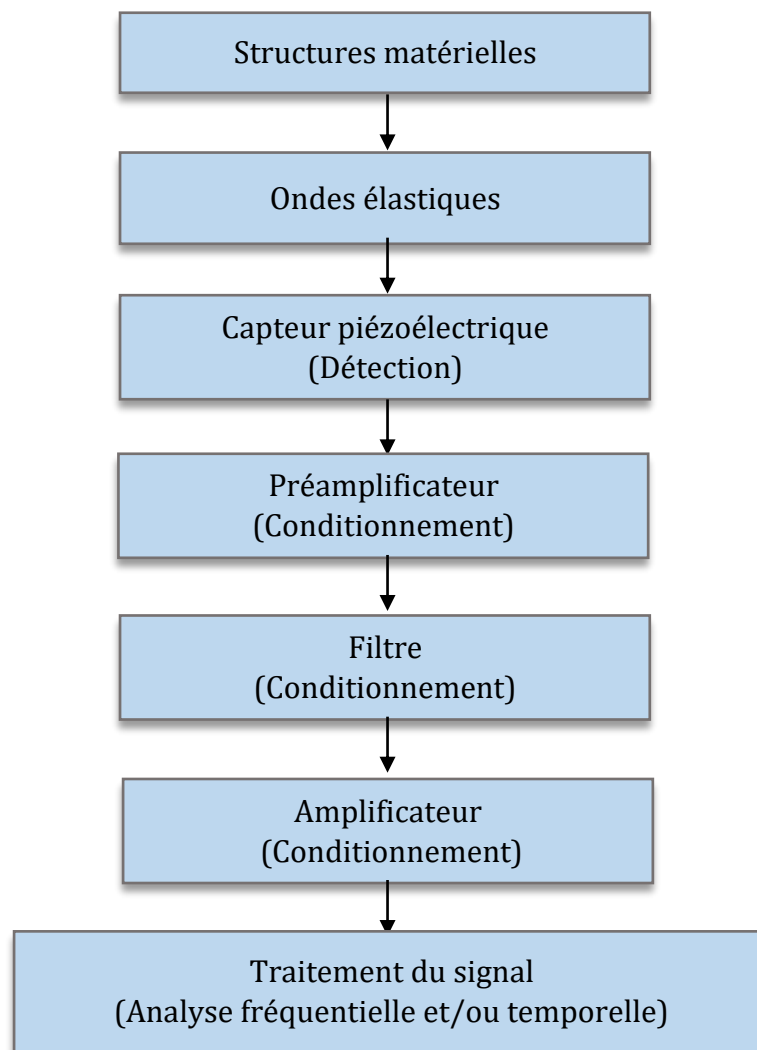


Figure III.4 : Etages constituant la chaîne de mesure et de traitement à base d'EA.

La chaîne de mesure et traitement à base d'EA est constituée de deux parties principales, une pour un prétraitement et l'autre pour le traitement. La partie prétraitement (conditionnement) regroupe plusieurs étages : le capteur, le préamplificateur, le filtre, et l'amplificateur.

Les différents types de **capteurs** utilisés en émission acoustique sont : capteur piézoélectrique, optique, et celui capacitif. Le capteur qui correspond le mieux aux critères cités ci-dessus est le capteur piézoélectrique.

Le filtre permet d'améliorer le signal issu en lui enlevant le bruit relevé lors de la mesure.

L'amplificateur permet de préparer le signal pour qu'il puisse être traité par la suite.

III.2 Chaîne de traitement EA :

Un système de mesure à base d'AMSY-6 se compose de capteurs EA, de préamplificateurs, d'un châssis, de processeurs de signal nommé ASIP-2 (double canal), d'un PC dans lequel les cartes ASIP-2 sont enfichées pour le stockage des données, et une partie logicielle (Vallen-AE-Suite). Le châssis communique les informations via une interface USB 3.1 Gen-1 avec le PC, comme l'illustre la Figure III.5.

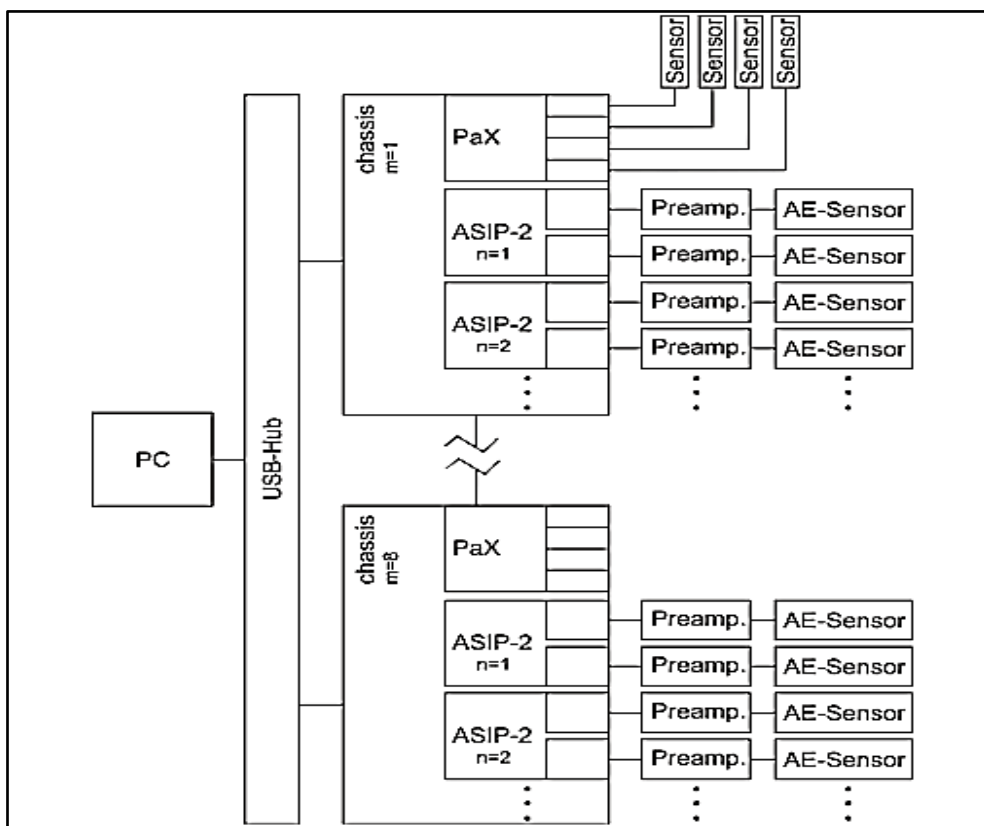


Figure III.5 : Schéma bloc d'un système de mesure AMSY-6 constitué de capteurs EA, préamplificateurs, châssis, cartes ASIP-2, et le PC.

Les sous-sections suivantes présentent avec détails, les éléments de la chaîne de mesure et traitement EA de la Figure III.5.

III.2.1 Structures matérielles (drones) :

Dans le cadre de notre branche qui est l'aéronautique, nous avons choisi l'étude des drones comme structures matérielles. La Figure III.6 représente différents drones délivrés par le CRTI.



Figure III.6 : Drones du CRTI.

Les drones sont constitués de trois parties principales qui sont les hélices, moteurs de type DC (Direct-Curent), et une structure.

a) Hélices :

Les hélices des drones sont présentées dans la Figure III.7 ci-dessous.



Figure III.7 : Images des hélices de drones.

b) Moteur DC (Brushless) :

Les moteurs DC utilisés dans les drones sont de type Brushless, montrés en Figure III.8.



Figure III.8 : Moteur de type Brushless du drone (1 000 KV).

c) Structure du drone :

Les structures de drones (intérieurs et extérieurs), à base du composite de fibre de carbone sont présentées dans la Figure III.9.



Figure III.9 : Différentes types de structures intérieurs et extérieurs pour différents drones.

III.2.2 Capteurs EA (VS900-RIC) :

Un capteur EA permet de convertir le signal physique issue du déplacement de l'onde sur la surface d'un matériau étudié, en un signal électrique (Signal EA). La détection de l'onde acoustique et sa conversion en un signal à émission acoustique sont réalisées dans la plupart des cas par des capteurs de type piézoélectrique. C'est ainsi que les capteurs choisis dans cette étude EA sont de type Piézoélectriques de la marque VS900-RIC [49], Figure III.10.



Figure III. 10 : Capteur piézoélectrique de type VS900-RIC de Vallen-System [49].

Le choix du capteur se fait principalement à base de la fréquence de résonance ou la bande de fréquences. Il faut que cette fréquence soit proche de la fréquence émise par le signal à émission acoustique, produit par cette source afin de détecter les sources EA [50]. L'élément sensible du capteur à EA (Figure III.11) est constitué d'une céramique piézoélectrique fixée dans un boîtier dont le fond sert de face de couplage à la structure [50].

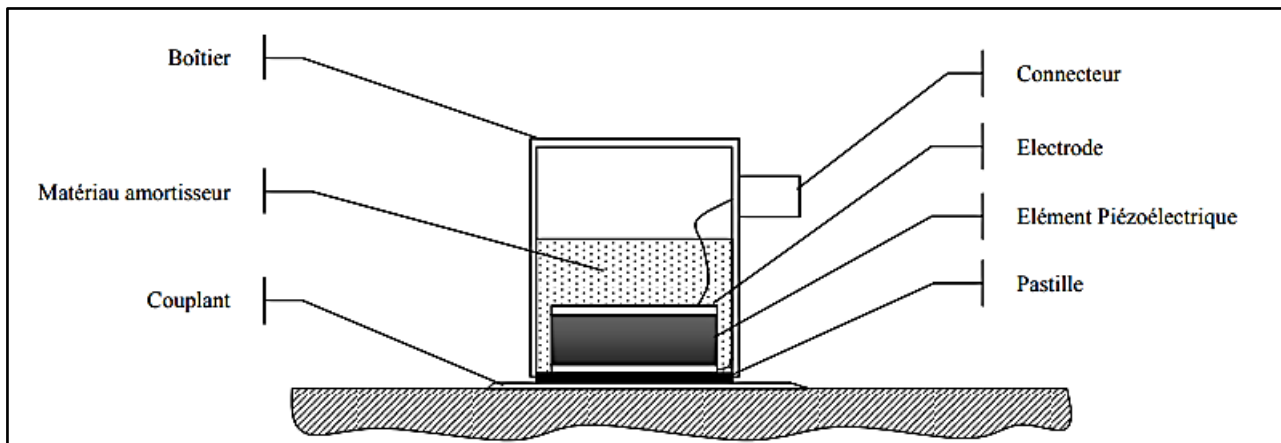


Figure III.11 : Coupe dans un capteur à émission acoustique (piézoélectrique).

Les capteurs piézoélectriques sont très sensibles, très fiables, et stables durant le temps. Le capteur peut avoir des caractéristiques différentes qui vont dépendre du préamplificateur.

III.2.3 Préamplificateur (AEP5) :

Le préamplificateur se trouve à proximité du capteur et juste après. Dans certains cas, il peut être intégré au capteur. Son but est d'effectuer une première amplification du signal et de convertir les ondes acoustiques (élastiques) en des signaux électriques. Ceux choisis dans ce travail sont de marque AEP5 & AEP5H, montrés en Figure III.12. Nous avons utilisé AEP5 [51].



Figure III.12 : Préamplificateurs de la chaîne EA [51].

III.2.4 Accessoires :

Les accessoires de mesures en Figure III.13, sont des fils de liaison, des supports de fixations magnétiques et une porte mine PLB (Pencil-Lead-Break) [52].



Figure III.13 : Fils de liaison, Porte mine PLB, support de fixations magnétiques [52].

III.2.5 Equipement d'acquisition AMSY-6 de Vallen-System :

L'AMSY-6 de Vallen-System est notre système de mesure à EA multicanal entièrement numérique. Il se compose de canaux de mesure parallèles et d'un logiciel qui fonctionne sur un PC externe.

Un canal de mesure est constitué d'un capteur EA, d'un préamplificateur, et d'un canal de l'ASIP-2 (processeur de signal acoustique à double canal). Chaque voie combine une section de mesure analogique et une unité de traitement du signal numérique. L'AMSY-6 permet de fournir des types de données différentes pour les mesures prises, comme :

- **Données paramétriques** : données de capteurs paramétriques qui sont stockées à chaque accès et à des intervalles de temps spécifiés par l'utilisateur. Ces données paramétriques ou caractéristiques EA, tel que vu dans le chapitre précédant (l'heure du premier franchissement du seuil (heure d'arrivée), le temps de montée, la durée, l'amplitude maximale, l'énergie et les nombres d'impulsions (Figure II.6)), sont extraites par l'ASIP-2.
- **Données de forme d'onde** : signal mesuré durant le temps de sauvegarde.

Le logiciel du système fonctionne sur un PC et contrôle l'acquisition et le stockage des données et est capable d'analyser les données en ligne et hors-ligne.

a) Châssis d'acquisition :

L'AMSY-6 est disponible selon quatre modèles de châssis métalliques robustes (Figure III.14) pouvant accueillir respectivement jusqu'à 4(MB2), 12(MB6) ou 38 (MB19) chaines [53].

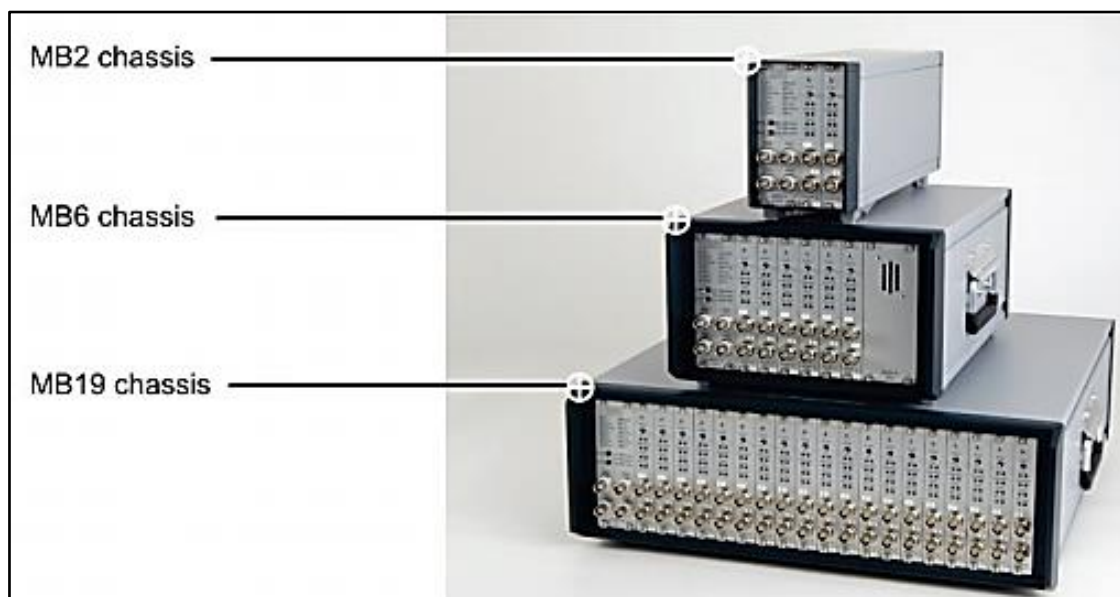


Figure III.14 : Châssis d'acquisitions de Vallen-System : AMSY4, AMSY6, AMSY8 [53].

Dans notre étude nous avons utilisés l'AMSY6 (MB6) disponible au CRTI.

b) Processeurs de signaux EA (ASIP-2) :

Le processeur de signal EA double canal nommé ASIP-2, est le résultat de plus de 20 ans d'expérience dans le développement de systèmes EA numériques. ASIP-2 donne lieu à un système EA très portable, même avec un grand nombre de canaux. Contrairement aux versions précédentes, l'ASIP-2 intègre deux canaux EA dans une seule carte au même facteur de forme.

Les autres avantages de l'ASIP-2 incluent :

- Haute résolution.
- Haute sensibilité.
- Plus d'espace de stockage de formes d'onde.
- Connecteurs robustes sur le panneau avant, pour une connexion de câble rapide et facile.
- Indicateurs en temps réel.
- Concept de filtre avancé.

Les cartes ASIP-2 sont branchées sur un ou plusieurs châssis (jusqu'à huit) qui peuvent être interconnectés pour former un grand système. Le processeur de signal ASIP-2 peut traiter les signaux EA en deux canaux. Il doit être branché sur un châssis. Le processeur est disponible en version standard (ASIP-2/S) ou en version avancée (ASIP-2/A). La plage de fréquences de l'ASIP-2 est comprise entre 500 Hz et 2,4 MHz [54].

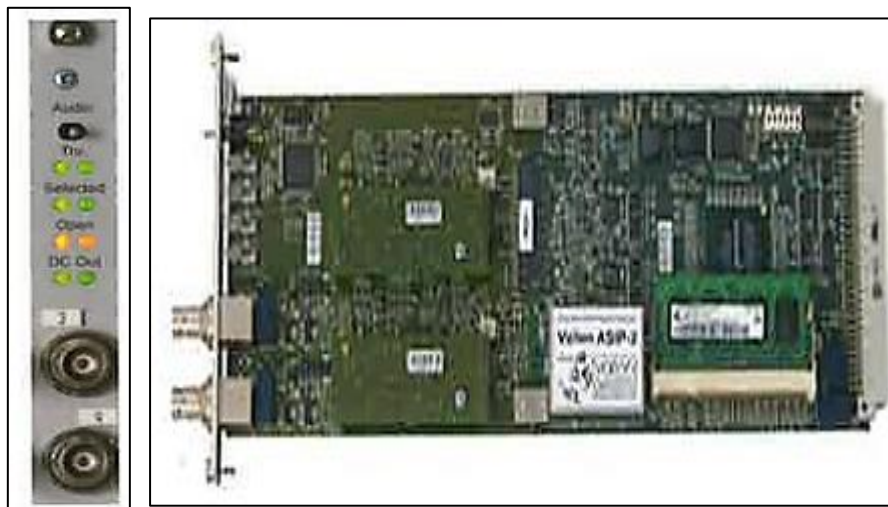


Figure III.15 : Processeur de Vallen-System l'ASIP2 [54].

Au-delà de cela, le processeur de signal ASIP-2/A offre :

- Deux dispositifs d'entrée plus génériques avec tension d'alimentation sélectionnable par l'utilisateur pour les préamplificateurs.
- Un gain programmable pour une amplification supplémentaire (en plus du préamplificateur de petits signaux augmentant la résolution du signal).

- Environ 500 filtres spécifiques à des applications pour la réduction du bruit et l'amélioration du rapport signal/bruit (RSB) dans chaque situation de test.
- Un étage de filtre coupe-bande pour rejeter jusqu'à quatre fréquences indésirables.
- Extraction de caractéristiques à des fréquences d'échantillonnage plus élevées pour une résolution temporelle plus élevée des caractéristiques EA, ce qui améliore la précision de localisation dans les petits échantillons.
- Enregistrement transitoire à partir de différentes sources de données.

III.2.6 PC externe :

Le PC externe est utilisé pour configurer le matériel, (emplacement de l'ASIP2 : carte de processing), rassure le contrôle durant l'acquisition des données, afficher, analyser les résultats de mesure, et stocker les données de mesure.

III.3 Acquisition sur PC avec AMSY-6 :

Le système de mesure AMSY-6 peut fonctionner avec de nombreux types de capteurs dans une plage de fréquences de 500 Hz à 2,4 MHz [54].

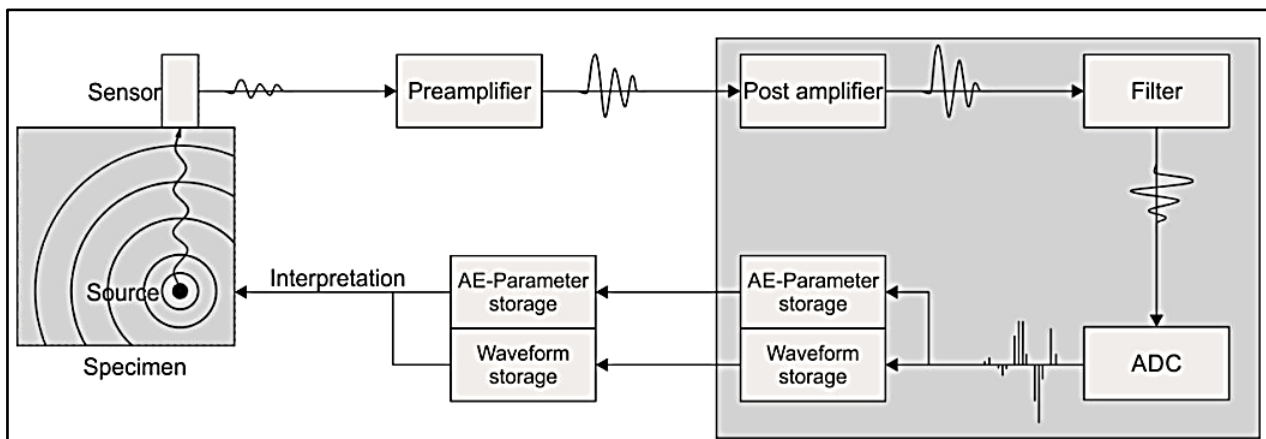


Figure III.16 : Blocs de traitement des signaux avec l'AMSY6 [54].

Le logiciel Vallen-AE-Suite est grossièrement divisé en logiciels d'acquisition, d'analyse et de classification. Le logiciel contrôle tous les aspects du matériel de mesure tandis que le logiciel d'analyse traite et affiche les données de mesure.

• Paramètres de réglage du système d'acquisition

Les différents paramètres sont le seuil, les paramètres de fenêtrage de la salve (PDT, HDT et HLT), et la longueur de la salve.

Seuil d'acquisition threshold (Th) :

Le seuil est le paramètre le plus important, il permet la détection et l'enregistrement de la salve ainsi que sa fin. L'intérêt n'étant pas de détecter tous les événements, il faut s'intéresser

aux évènements majeurs. Le réglage du seuil est déterminé en fonction de la fréquence de rotation. Cette méthode permet de faire apparaître uniquement les évènements générés par le défaut du roulement et non le bruit de fond. Le seuil (Th) est paramétré en décibel (émission acoustique). Cependant, le signal est en μV , la formule de *Graham Belle* permet ce passage [54] :

$$Th(dB_{EA}) = 20 \log \left[\frac{A(\mu V)}{A_0(\mu V)} \right] - gain \quad (III.1)$$

Tel que :

A : est la tension mesurée.

A_0 : est la tension qui sort du capteur ($A_0=1\mu V$ équivalent à 0 dB_{EA}).

Les caractéristiques des signaux à émission acoustique peuvent indiquer la cause de la source EA (fissuration, frottement...), et aide à distinguer les signaux EA intéressants des bruits indésirables.

III.4 Description du logiciel de Valen-System :

Le logiciel de Vallen-System (Visual-Control) est constitué à base de nombreuse sous-suites, qui peuvent être grossièrement séparés en acquisition et analyse de données (Visual-AE), Visualisation de données (Visual-TR), localisation et classification (Visual-Class), vérification matérielle et programmes utilitaires. Le schéma bloc de la Figure III.17 représente un aperçu de cette constitution [54].

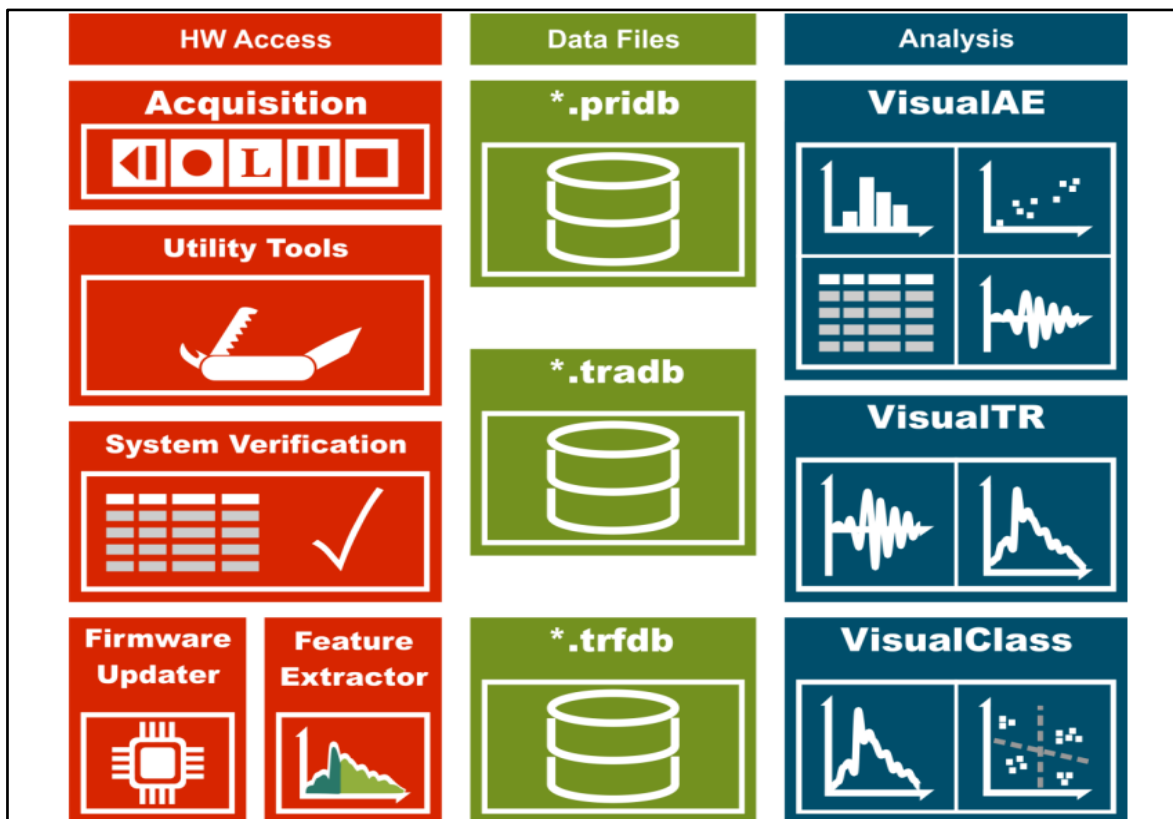


Figure III.17 : Schéma simplifié du contenu de logiciel Vallen-System [54].

Selon un plan de travail standard pour un test EA, le programme d'acquisition de données permet de stocker les données mesurées dans des fichiers de format : *.pridb et *.tradb. Le programme d'analyse « Visual-AE » est utilisé pour lire ces données. L'opérateur utilise Visual-AE pour extraire les informations pertinentes des données mesurées et conclure sur l'objet d'essai. Visual-AE, Visual-TR, et Visual-Class établissent un ensemble d'outils liés et puissant, qui peuvent être représenté dans la Figure III. 18.

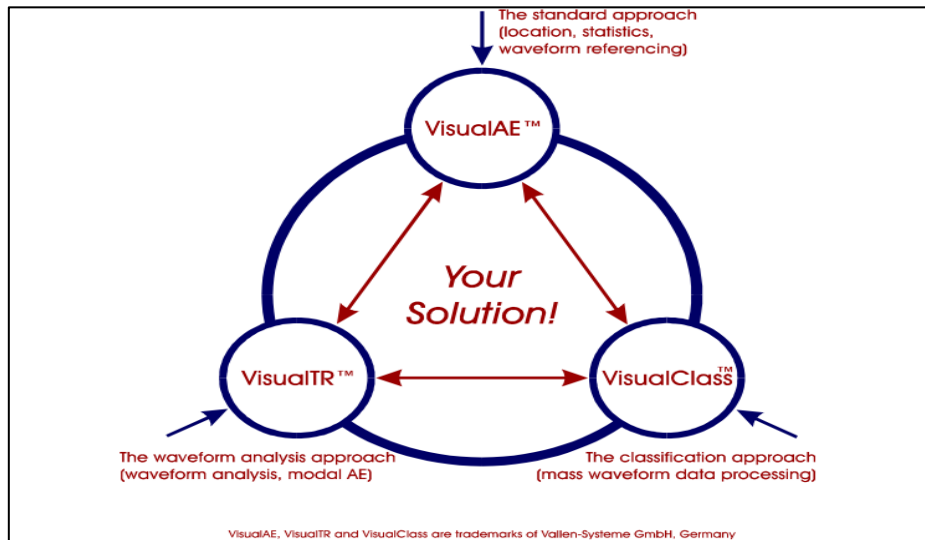


Figure III.18 : Aperçu des outils logiciels Visual-AE, Visual-TR, et Visual-Class du logiciel Visual-Control de Vallen-System [54].

- ✓ Visual-AE est un module pour l'analyse et la présentation complètes des données. Il traite et affiche les données. Il peut être configuré pour s'adapter à diverses applications.
- ✓ Visual-TR est un outil pour étudier les formes d'ondes en détail et fournit des outils utiles pour générer des ensembles de données de formation pour Visual-Class.
- ✓ Visual-Class est un outil d'apprentissage automatique pour l'analyse statistique des formes d'onde basée sur la classification.

Les Visuals affichent les données de mesure et les résultats. Les visuels peuvent être librement positionnés dans l'arbre de traitement des données et sur des pages individuelles de Visual-AE. Une page dans Visual-AE contient généralement plus d'un visuel (Figure III.19). Pour surmonter la résolution limitée des écrans TFT, les visuels peuvent être zoomés pour une meilleure résolution. Les visuels sont liés les uns aux autres s'ils sont sur la même branche de l'arbre de traitement. Le lien garantit qu'un point de données sélectionné est mis en évidence dans tous les visuels liés.

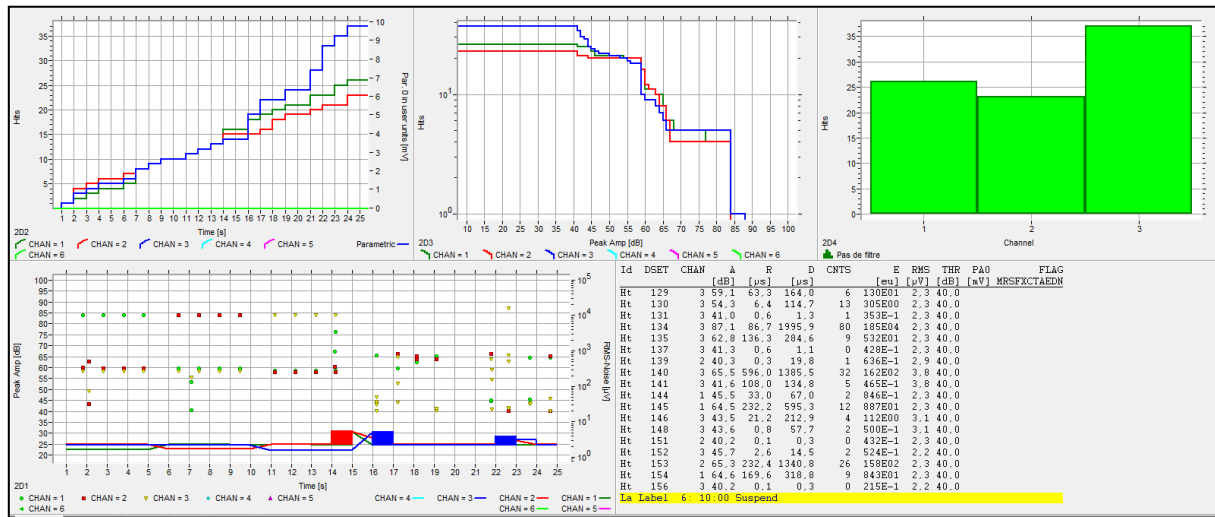


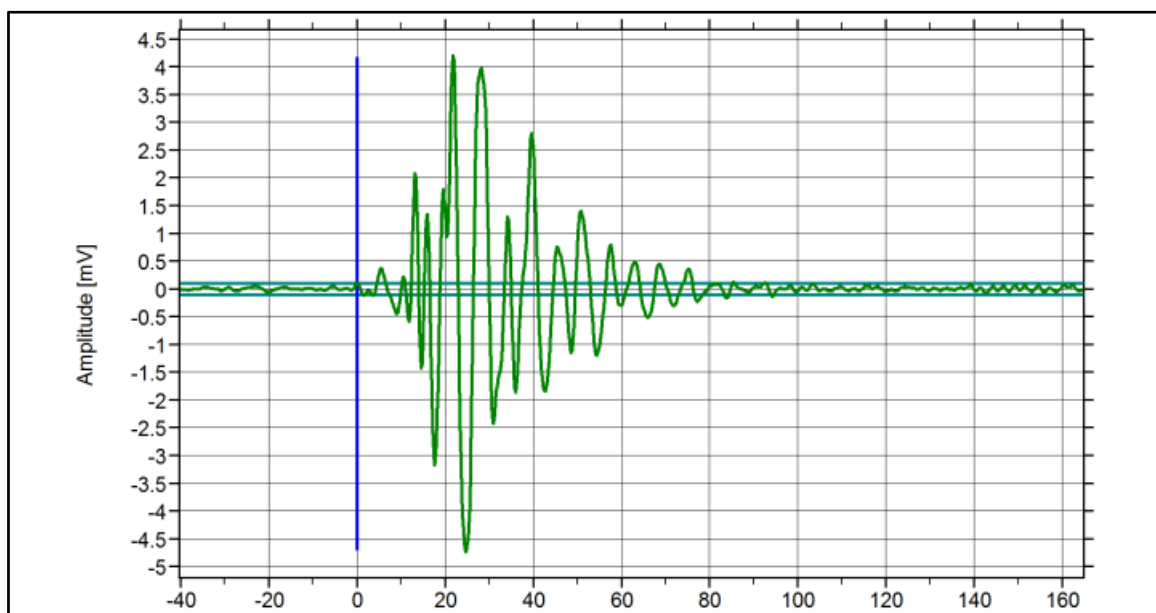
Figure III.19 : Affichage initial du Visual-AE.

a) Diagrammes :

Les diagrammes sont utilisés pour afficher les résultats d'une mesure EA et des processeurs.

➤ Diagrammes TR :

- Affichent les formes d'onde (données transitoires) dans le domaine temporel et/ou fréquentiel.
- Il offre des fonctions supplémentaires telles que le filtrage numérique.
- Les diagrammes TR peuvent avoir une fenêtre principale et une autre secondaire, cette dernière montrant uniquement la plage de données sélectionnée dans la fenêtre principale.
- Les axes des diagrammes TR peuvent être automatiquement ajustés ou définis à des limites spécifiques déterminées par l'utilisateur.

Figure III.20 : Diagramme TR d'un coup (hit), l'échelle de l'axe de temps est μ s.

➤ Diagrammes EA :

- Utilisés pour représenter les attributs EA disponibles, les données temporelles ou paramétriques les unes par rapport aux autres.
- Peuvent être en 2D ou 3D, mais cette dernière option nécessite le module BDSWB.

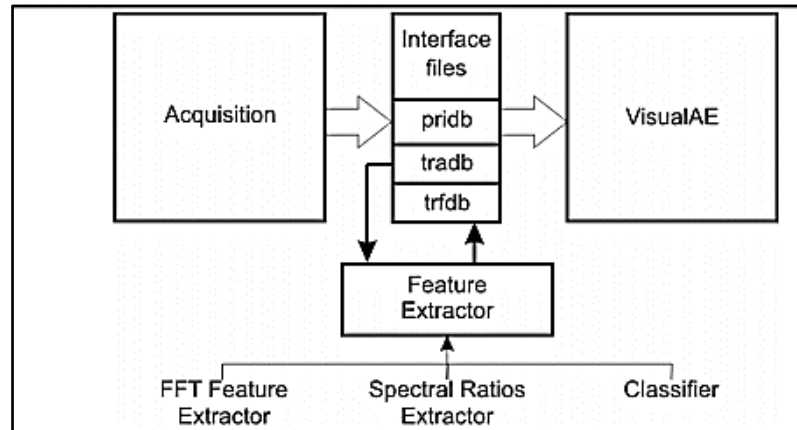


Figure III.21 : Extraction des caractéristiques du signal à EA.

Types de diagrammes de base :

- Distribution : montre la répartition des données dans un plan spécifique.
- Corrélation (plot de points) : met en relation deux ensembles de données.
- La configuration standard permet à un diagramme de n'afficher qu'un seul plan, permettent la rotation autour de chaque axe et le redimensionnement de chaque axe.

b) Liste de données :

Une liste présente les données mesurées en colonnes. Le nombre de colonnes, les propriétés répertoriées dans chaque colonne et leur ordre peuvent être définis par l'utilisateur. En outre, des filtres de liste simples peuvent être sélectionnés, par exemple pour afficher les premiers résultats d'un groupe de capteurs uniquement, inclure/exclure des données temporelles telles que des données paramétriques ou des ensembles d'état. Un défilement rapide vers l'avant et vers l'arrière accélère la navigation dans les fichiers de données volumineux.

Id	DSBT	HDRSSS	RSEC	CHAN	A	S	THR	E	PA0	PA1	TRAI	THR
		[dbmss]	[ms]		[dB]	[μs]	[dB]	[mV]	[mV]			[dB]
Ht	95	10:00:06	166.2712	3	43.0	89.5	40.0	646E-1				40.0
Ht	96	10:00:06	166.4450	1	65.7	215.0	40.0	124E02				40.0
Ht	97	10:00:06	168.3875	3	46.5	244.0	40.0	167E00				40.0
Ht	98	10:00:06	169.8078	3	40.3	0.1	40.0	118E-1				40.0
Ht	100	10:00:06	173.9913	3	44.5	1.1	40.0	533E-1				40.0
Ht	101	10:00:06	179.4649	3	42.9	0.6	40.0	430E-1				40.0
Ht	104	10:00:07	195.3715	3	64.0	645.1	40.0	137E02				40.0
Ht	105	10:00:07	195.7700	2	66.4	237.9	40.0	302E02				40.0
Ht	106	10:00:07	196.2353	1	53.7	70.0	40.0	209E01				40.0
Ht	107	10:00:07	198.9912	3	52.7	6.6	40.0	218E00				40.0
Ht	109	10:00:07	205.2460	3	43.9	111.3	40.0	808E-1				40.0
Ht	112	10:00:08	137.0988	2	65.1	750.0	40.0	117E02				40.0
Ht	113	10:00:08	137.7199	1	62.5	125.0	40.0	459E01				58.0
Ht	114	10:00:08	139.3805	2	63.0	242.8	40.0	506E01				40.0
Ht	117	10:00:09	115.7655	1	65.3	736.3	40.0	124E02				61.0
Ht	118	10:00:09	115.7965	2	62.8	717.2	40.0	755E01				40.0
Ht	119	10:00:09	115.8754	3	40.2	0.1	40.0	413E-1				40.0
Ht	120	10:00:09	119.4268	3	41.2	0.4	40.0	286E-1				40.0
Ht	125	10:00:11	793.4025	2	66.2	743.2	40.0	302E02				40.0
Ht	126	10:00:11	793.4385	1	44.0	1.6	40.0	334E00				64.0
Ht	127	10:00:11	793.5739	3	63.9	598.3	40.0	176E02				40.0
Ht	128	10:00:11	794.7879	1	45.2	23.5	40.0	351E00				67.0
Ht	129	10:00:11	796.4537	3	59.1	63.3	40.0	130E01				40.0
Ht	130	10:00:11	797.0652	3	54.3	8.4	40.0	305E00				40.0
Ht	131	10:00:11	798.0698	3	41.0	0.6	40.0	353E-1				40.0
Ht	134	10:00:12	613.1216	3	87.1	86.7	40.0	185E04				40.0
Ht	135	10:00:12	616.5749	3	62.8	136.3	40.0	532E01				40.0
Ht	137	10:00:12	620.6717	3	41.3	0.6	40.0	428E-1				40.0
Ht	139	10:00:12	635.7646	2	40.3	0.3	40.0	636E-1				40.0
Ht	140	10:00:12	635.8816	3	65.5	896.0	40.0	162E02				40.0
Ht	141	10:00:12	639.5272	3	41.6	108.0	40.0	465E-1				40.0
Ht	144	10:00:12	684.4562	1	45.5	33.0	40.0	446E-1				70.0
Ht	145	10:00:13	684.9452	1	64.5	232.2	40.0	887E01				73.0
Ht	146	10:00:13	687.0288	3	43.5	21.2	40.0	112E00				40.0
Ht	148	10:00:13	693.5451	3	43.0	0.8	40.0	500E-1				40.0
Ht	151	10:00:14	675.4271	2	40.2	0.1	40.0	432E-1				40.0
Ht	152	10:00:14	675.7236	3	45.7	6.4	40.0	524E-1				40.0
Ht	153	10:00:14	675.8642	2	65.3	232.4	40.0	158E02				40.0
Ht	154	10:00:14	675.9421	1	64.0	169.5	40.0	243E01				40.0
Ht	156	10:00:14	684.4307	3	40.2	0.1	40.0	215E-1				40.0

Figure III.22 : Liste de données dans Visual-AE montrant une partie des mesures recueillies.

c) Affichage numérique :

Un affichage numérique affiche la dernière valeur de la propriété sélectionnée pour l'affichage. Un affichage numérique est adapté pour afficher le résultat des entrées paramétriques car elles ne sont censées changer que lentement avec le temps.

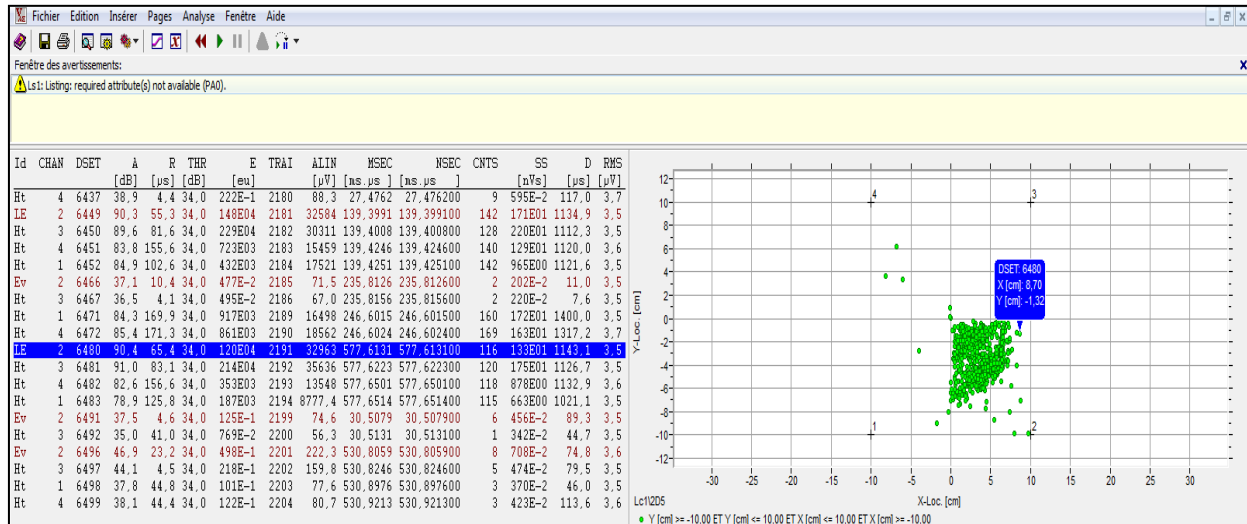


Figure III.23 : Exemple d'un affichage numérique sous Vallen-AE.

d) Images fixes :

Les images fixes sont considérées comme un visuel dans Visual-AE. Un certain nombre d'images fixes (par ex. un logo, une image de l'objet de test, etc.) peuvent être insérées sur différentes pages de l'analyse des données. Les images fixes peuvent être utilisées pour placer un logo d'entreprise sur une page Visual-AE.

e) Exportation de données de Visual :

Les données présentées dans Visual peuvent être exportées sous forme de fichier ou via le presse-papiers. L'exportation des données nécessite l'option BDSWB de Visual-AE.

III.4.1 Processeurs inclus dans Visual-AE :

a) Processeur de localisation (Constructeur d'événements) :

Dans une version de base, le processeur de localisation peut être utilisé pour dériver les résultats de localisation zonale. Il se compose d'un constructeur d'événements qui regroupe les frappes d'un ensemble de canaux EA, en ensembles d'événements, basé sur des critères de temps spécifiés.

Les éléments Visual et les processeurs derrière un processeur de localisation peuvent traiter les résultats du générateur d'événements (p. ex., numéro de canal du premier accès pour l'emplacement zonal, différences d'heure d'arrivée), les résultats de localisation en fonction du module de localisation utilisé (p. ex., coordonnées de localisation, incertitude de localisation), les paramètres EA (amplitude maximale, durée, temps de montée, etc.) et les paramètres

externes. Pour les paramètres EA, l'utilisateur peut définir que pour chaque ensemble d'événements, seuls les premiers ou tous les ensembles de données de résultats doivent être traités.

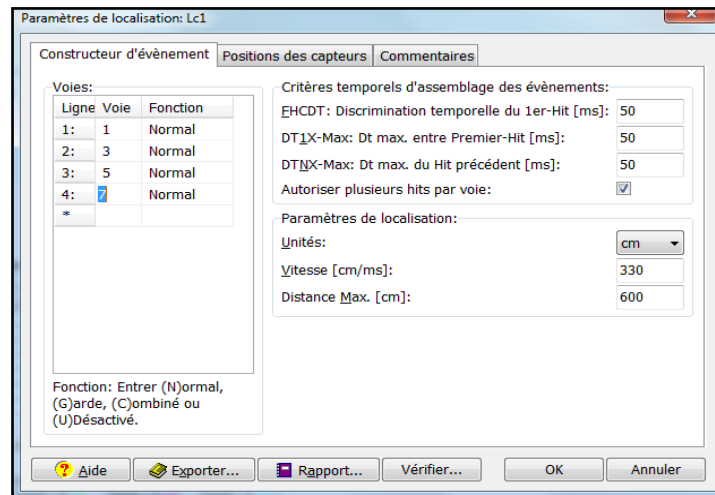


Figure III.24 : Capture de la boîte de dialogue du générateur d'événements.

b) Processeur de classement :

Utilise un schéma d'interprétation des résultats des essais d'émission acoustique pour évaluer l'intégrité des récipients sous pression. Ce processeur fournit un indice historique et une valeur de sévérité utilisables dans d'autres processeurs ou Visual. L'indice historique compare la puissance du signal des coups les plus récents à la puissance du signal de tous les coups (par canal). La sévérité est une mesure de la moyenne d'un nombre spécifié par l'utilisateur de plus grands coups de puissance de signal frappant un capteur (évalué par canal).

c) Processeur de filtre (Option : BDSWB) :

Les processeurs de filtre sont un outil puissant pour modifier le flux de données et séparer les données significatives des données moins importantes. Les processeurs de filtre ne modifient pas les données stockées, mais certaines données sont empêchées d'être traitées davantage en fonction de critères logiques spécifiés par l'utilisateur. Les processeurs de filtre fonctionnent avec tous les attributs qui leur sont disponibles.

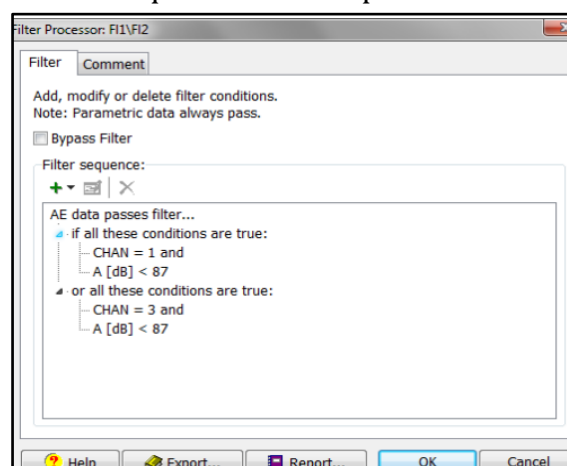


Figure III.25 : Processeur de filtre avec une condition ET et OU.

Chaque groupe de polygones peut être lié à un diagramme EA et peut contenir un nombre arbitraire de polygones. Les polygones Offre une flexibilité pour créer des filtres complexes.

d) Processeur d'alarme :

Le processeur d'alarme surveille les critères d'alarme et d'avertissement définis par l'utilisateur dans Visual-AE et déclenche le gestionnaire d'alarme lorsque les limites définies par l'utilisateur sont dépassées, permettant ainsi la surveillance des tests liés à la sécurité.

e) Exportation d'une image (graphique) de diagramme vers le presse-papiers, avec une résolution sélectionnable.

f) Activation de texte de légende et de commentaire multi-lignes pour chaque diagramme et liste.

g) Exportation des diagrammes, listes, processeurs, etc. vers la bibliothèque.

III.4.2 Fonctionnalités Optionnelles de Visual-AE :

Les fonctionnalités optionnelles de Visual-AE étendent ses capacités d'analyse, offrant des outils avancés pour une exploration approfondie des données.

a) Processeur de Regroupement (Cluster Processor) :

Le processeur de regroupement regroupe des ensembles de données selon certains attributs et les code couleur en fonction de leur quantité. La façon la plus courante d'utiliser le processeur de regroupement est de regrouper les densités locales des sources EA. Il permet de définir des niveaux de densité, des codes couleur, des seuils et des statistiques de cluster personnalisés. Les clusters sont dessinés sous forme de rectangles ou de cercles codés en couleur autour des clusters de données EA. Le processus de regroupement n'est pas limité aux attributs de localisation ou à une ou deux dimensions : tous les attributs ou nombres de dimensions peuvent être regroupés.

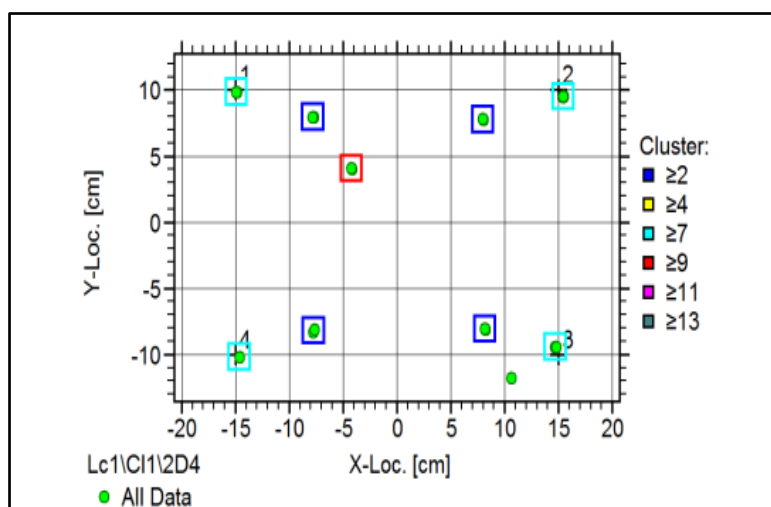


Figure III.26 : Résultats du processeur de cluster affichés dans un diagramme de localisation

b) Interface de Programmation - Processeur de Code Intégré (ECP) :

Le processeur de code intégré (ECP) fournit une interface de programmation au sein de Visual-AE permettant la mise en œuvre de code conçu par l'utilisateur dans un langage de programmation de type C. Tous les résultats de Visual-AE peuvent être importés dans l'ECP et traités selon le code implémenté. Le nombre de résultats renvoyés n'est limité que par Visual-AE. Les nouveaux résultats sont disponibles dans Visual-AE pour un traitement et un affichage ultérieur.

III.4.3 Algorithmes complémentaires pour le processeur de localisation :

Un algorithme de localisation d'un processeur de localisation générera un résultat de localisation basé sur les heures d'arrivée des résultats appartenant à un ensemble d'événements. Tous les algorithmes de localisation fonctionnent avec des données d'ensemble d'événements. Ils évaluent les différences de temps d'arrivée des résultats d'un ensemble d'événements et dérivent un résultat de localisation. Il existe plusieurs algorithmes de localisation disponibles qui conviennent à différentes géométries d'objets de test, comme illustrée dans la Figure III.27.

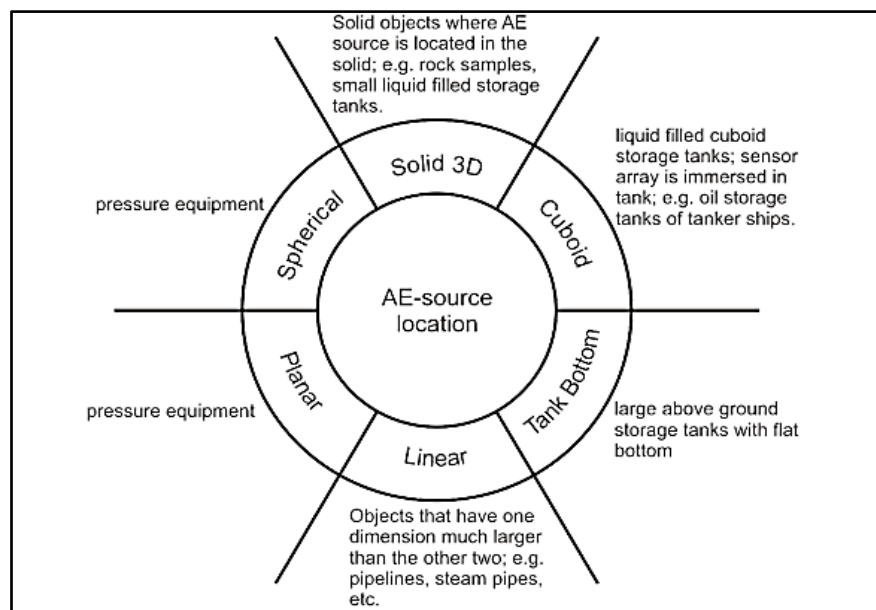


Figure III.27 : Algorithmes de localisation et leur utilisation prévue [54].

Les processeurs de localisation enrichissent les données d'événements en ajoutant des résultats comme les coordonnées de localisation et l'incertitude de localisation (LUCY), pour un traitement ultérieur. Les processeurs et visuels ultérieurs n'utilisent et n'affichent que les attributs EA du premier coup d'un événement. Ils permettent également de définir plusieurs groupes de canaux avec leurs propres algorithmes de localisation, utiles pour couvrir des structures complexes comme la triangulation. De plus, ils offrent la possibilité de définir le

nombre maximum de coups contribuant au résultat de localisation pour chaque groupe de canaux, en prenant en compte uniquement les voisins les plus proches du premier coup détecté.

Tableau III.1 : Méthodes de localisations sous le logiciel Visual-AE.

Module de la méthode	Description
Localisation linéaire (1D)	Ce module localise les sources d'émission acoustique (EA) sur une ligne droite imaginaire ou une circonférence entre deux ou plusieurs capteurs. Il prend en compte le placement arbitraire des capteurs, permettant leur disposition en ligne ou en boucle. Les résultats sont obtenus entre le premier et le dernier capteur pour une ligne droite, ou sur la circonférence si les capteurs sont disposés en cercle. Le module Lin3D prend en charge les localisations linéaires sur des segments imaginaires en ligne droite entre deux capteurs voisins.
Localisation planaire (2D)/cylindrique	Ce module localise les sources EA sur des plans ou des coquilles de cylindres, prenant en charge un placement arbitraire des capteurs. Il propose des algorithmes numériques, analytiques et mixtes, évaluant une incertitude de localisation pour une surdétermination du système. Le nombre minimum de capteurs requis varie selon la géométrie de l'objet de test, offrant une flexibilité dans l'organisation des capteurs.
Extension multi-groupe	Cette extension permet l'utilisation de plusieurs groupes de canaux au sein d'un processeur de localisation, permettant de traiter des géométries complexes telles que des cônes ou des bouchons d'extrémité de récipients sous pression. Chaque groupe de canaux possède ses propres coordonnées et algorithme de localisation.
Localisation sphérique	Ce module localise les sources EA sur l'enveloppe d'une sphère, avec un placement arbitraire des capteurs. Les résultats peuvent être affichés sous forme de points sur une image tridimensionnelle d'une sphère, avec une indication en degrés de longitude et de latitude. L'algorithme de localisation nécessite au moins 3 capteurs, avec 5 recommandés pour une meilleure fiabilité.
Localisation 3D	Ce module localise les sources EA dans le volume d'un corps solide ou liquide tridimensionnel, permettant des emplacements arbitraires des capteurs. Il nécessite au moins 4 capteurs, avec 5 recommandés pour de meilleurs résultats. Les résultats peuvent être présentés sous forme de

	graphiques à points en 3 dimensions, ou en plusieurs graphiques à points en 2 dimensions à partir de différentes vues.
Localisation du plancher du réservoir	Ce module localise les sources d'EA sur le sol d'un confinement cylindrique (fond du réservoir), en utilisant divers algorithmes numériques et analytiques. Il offre une caractéristique spéciale où un espacement égal des capteurs sur la circonférence selon l'algorithme de localisation sélectionné.

III.4.4 Visual-TR Logiciel d'analyse de forme d'onde :

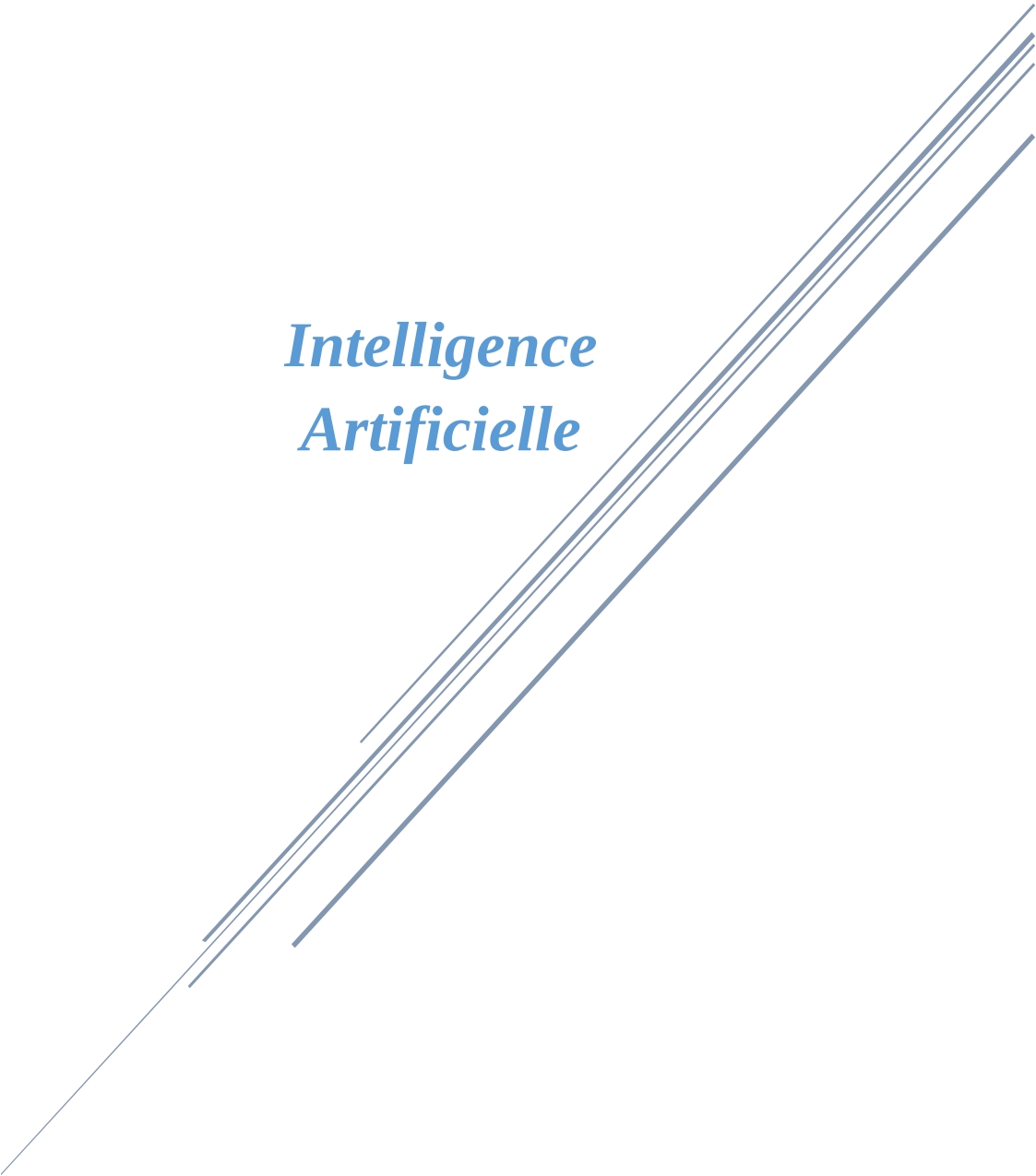
Visual-TR est un sous-logiciel d'analyse de forme d'onde qui accompagne le processeur de signal ASIP-2 équipé de modules de mémoire TR-2 pour enregistrer des formes d'onde. Contrairement aux données acousto-électriques (EA) qui décrivent les caractéristiques de la forme d'onde, les données TR représentent le signal échantillonné réel, permettant une interprétation plus précise et une analyse dans le domaine fréquentiel. Visual-TR offre une interface conviviale permettant d'afficher un ou plusieurs graphiques de données d'enregistreur transitoires par page, avec la possibilité de créer plusieurs pages contenant des diagrammes TR. En outre, le logiciel permet d'effectuer des transformations de *Fourier* rapides (FFT) et trace les résultats dans le domaine fréquentiel, avec des options de fenêtrage sélectionnables et de filtrage de fréquence numérique. Les utilisateurs peuvent définir les fréquences d'angle et la pente et sélectionne des fréquences uniques à l'aide de la corrélation croisée gaussienne. Visual-TR offre également des fonctionnalités avancées telles que l'édition du texte de la légende de la page et l'exportation des formes d'onde affichées dans différents formats. Le module de moyenne FFT permet de calculer et d'afficher le spectre moyen de toutes les formes d'onde dans un fichier de données transitoires, ce qui réduit le niveau de bruit blanc et met en évidence d'autres composantes spectrales. Trois méthodes de calcul de la moyenne sont disponibles pour chaque tranche de fréquence, offrant ainsi une analyse approfondie des données.

III.5 Conclusion :

De ce chapitre nous avons vu la chaîne de mesure des signaux EA pour faire du CND. Cette chaîne est constituée de plusieurs étages, de plusieurs instruments, et d'un logiciel qu'on les avait présentés pour faire le traitement EA. Ceci à travers une analyse visuelle des formes de signaux mesurées sous le logiciel, la localisation des défauts, et la classification des sources.

CHAPITRE IV

*Intelligence
Artificielle*

A series of five parallel diagonal lines in a light blue-grey color, extending from the bottom-left towards the top-right of the page, positioned behind the subtitle.

IV.1 Introduction :

Dans le cadre de ce troisième chapitre, nous allons présenter les notions de base sur l'intelligence artificielle (IA), l'apprentissage automatique (Machine-Learning (ML)) et l'apprentissage profond (Deep-Learning (DL)).

IV.2 Intelligence artificielle (IA) :

À l'origine, une AI est simplement un algorithme dont le but est de prendre des décisions relevant d'une certaine forme d'intelligence, par le biais d'un apprentissage [55]. C'est une technique qui permet aux machines d'agir comme des humains en reproduisant leur comportement et leur nature : telles que la perception visuelle, la reconnaissance de la parole, l'identification des personnes et l'aide à la prise de décisions dans les domaines de transports aériens et terrestres et dans les applications médicales telles que le diagnostic de différentes maladies. L'intelligence artificielle se base sur deux formes d'algorithmes :

IV.2.1 Algorithme à base de règles :

C'est un algorithme qui prend des décisions en fonction d'un ensemble de règles prédéfinies, l'ordinateur n'apprend pas, il se contente d'exécuter les ordres qu'on lui donne ; On parle de l'IA symbolique.

IV.2.2 Algorithme à base d'apprentissage :

L'ordinateur calcule la ligne d'action optimale. Il est libre de s'adapter aux circonstances et de déterminer le meilleur plan d'action. Pour atteindre ce degré de jugement, l'ordinateur doit d'abord apprendre à partir d'exemples. On parle de l'apprentissage automatique (Machine Learning).

IV.3 Machine Learning :

Dans le monde réel, nous sommes entourés d'humains qui peuvent tout apprendre de leurs expériences avec leur capacité d'apprentissage, et nous avons des ordinateurs ou des machines qui fonctionnent selon nos instructions. Mais une machine peut-elle aussi apprendre des expériences ou des données passées comme le fait un humain ? Voici donc le rôle de l'apprentissage automatique (machine Learning).

IV.3.1 Définition :

Le machine Learning (apprentissage automatique) est au cœur de la science des données et de l'intelligence artificielle. Que l'on parle de transformation numérique des entreprises, de Big Data ou de stratégie nationale ou européenne, le ML est devenu incontournable. Ses applications sont nombreuses et variées, allant des moteurs de recherche et de la reconnaissance de caractères à la recherche en génomique, l'analyse des réseaux sociaux, la publicité ciblée, la vision par ordinateur, la traduction automatique ou encore le trading algorithmique. À l'intersection des statistiques et de l'informatique, le ML se préoccupe de la modélisation des données ou les grands principes de ce domaine ont émergé des statistiques fréquentistes ou bayésiennes, de l'intelligence artificielle ou encore du traitement de signal.

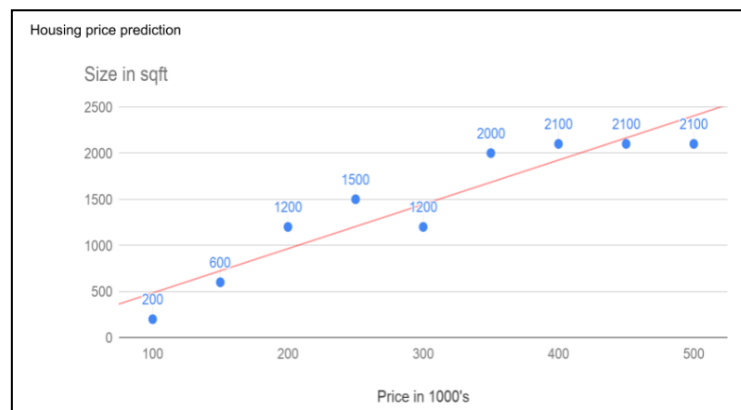


Figure IV.1 : La meilleure ligne pour effectuer des prédictions selon l'exemple [56].

Après avoir tracé différentes données sur le graphique XY, nous avons tracé une ligne de meilleure correspondance pour effectuer nos prévisions pour n'importe quelle autre maison donnée sa taille. Vous allez fournir les données connues à la machine et lui demander de trouver la ligne de meilleure correspondance. Une fois que la machine aura trouvé la ligne de meilleure correspondance, vous testerez sa pertinence en fournissant une taille de maison connue, c'est-à-dire la valeur Y dans la courbe ci-dessus. La machine retournera maintenant la valeur X estimée, c'est-à-dire le prix attendu de la maison. Le diagramme peut être extrapolé pour connaître le prix d'une maison qui fait 3000 pieds carrés ou même plus grande. Cela s'appelle la régression en statistiques (Modélisation). En particulier, ce type de régression est appelé régression linéaire car la relation entre les points de données X et Y est linéaire [56].

Dans de nombreux cas, la relation entre les points de données X et Y ne peut pas être une ligne droite, mais une courbe avec une équation complexe. La tâche principale consiste donc à trouver la meilleure courbe d'ajustement qui peut être extrapolée pour prédire les valeurs futures. Une telle application est représentée dans le graphique ci-dessous [56].

Vous utiliserez des techniques d'optimisation statistique pour trouver l'équation de la meilleure courbe d'ajustement ici. Et c'est exactement ce qu'est l'apprentissage automatique. Vous utilisez des techniques d'optimisation connues pour trouver la meilleure solution à votre problème [56].

IV.3.2 Caractéristiques de l'apprentissage automatique :

- L'apprentissage automatique utilise des données pour détecter divers modèles pour un ensemble de données donné.
- Il peut apprendre des données passées et s'améliorer automatiquement.
- Il s'agit d'une technologie axée sur les données.
- L'apprentissage automatique est très similaire à l'exploration de données, car il traite également d'énorme quantité de données.

IV.3.3 Besoin d'apprentissage automatique :

Les humains sont limités par leur incapacité d'accéder manuellement à de grandes quantités de données. Par conséquent, nous avons besoin de systèmes informatiques, et c'est là que l'apprentissage automatique entre en jeu pour nous simplifier la vie.

En leur fournissant une grande quantité de données et en leur permettant d'explorer automatiquement les données, de construire des modèles et de prédire le résultat requis, nous pouvons entraîner des algorithmes d'apprentissage automatique. La fonction de coût peut être utilisée pour déterminer la quantité de données et les performances de l'algorithme d'apprentissage automatique. Nous pouvons économiser du temps et de l'argent en utilisant l'apprentissage automatique.

L'importance de l'IA peut être facilement perçue par les cas de son utilisation, Actuellement, l'IA est utilisée dans de nombreuses applications tel que : les véhicules autonomes, l'identification numérique des fausses déclarations, la reconnaissance faciale et l'idée d'accompagnement par Facebook, etc. Différentes grandes organisations, par exemple, Netflix et Amazon, ont construit des modèles d'IA qui utilisent une immense quantité d'informations pour examiner l'intérêt du client et suggérer un article de même.

Voici quelques points clés qui montrent l'importance de l'apprentissage automatique :

- Augmentation rapide de la production de données.
- Résoudre des problèmes complexes, qui sont difficiles pour un humain.
- Prise de décision dans divers secteurs, y compris la finance.
- Trouver des modèles cachés et extraire des informations utiles des données.

IV.3.4 Classification de l'apprentissage automatique :

Au niveau général, l'apprentissage automatique peut être classé en trois types (Figure III.2):

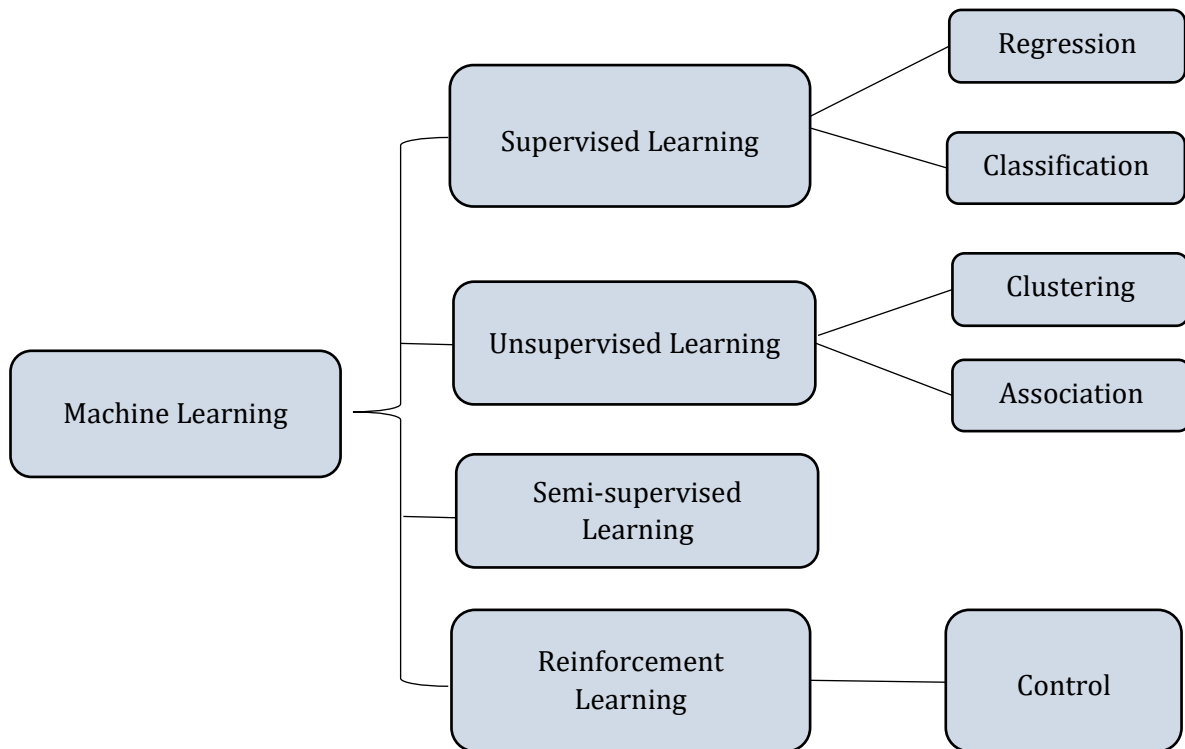


Figure IV.2 : Types d'apprentissage automatique [55].

1. Apprentissage supervisé :

L'apprentissage supervisé est le type d'apprentissage automatique dans lequel les machines sont entraînées à l'aide de données d'entraînement bien « étiquetées », et sur la base de ces données, les machines prédisent la sortie. Les données étiquetées signifient que certaines données d'entrée sont déjà étiquetées avec la sortie correcte.

Dans l'apprentissage supervisé, les données d'apprentissage fournies aux machines fonctionnent comme le superviseur qui apprend aux machines à prédire correctement la sortie. Il applique le même concept qu'un élève apprend sous la supervision de l'enseignant.

L'apprentissage supervisé est un processus qui consiste à fournir des données d'entrée ainsi que des données de sortie correctes au modèle d'apprentissage automatique. L'objectif d'un algorithme d'apprentissage supervisé est de **trouver une fonction de mappage pour mapper la variable d'entrée (x) avec la variable de sortie (y).**

Dans le monde réel, l'apprentissage supervisé peut être utilisé pour **l'évaluation des risques, la classification d'images, la détection des fraudes, le filtrage du spam, etc.**

L'apprentissage supervisé peut être catégorisé en deux types de problèmes :

a. Régression :

De même, dans le cas de l'apprentissage supervisé, vous donnez des exemples concrets connus à l'ordinateur. Vous dites que pour une valeur de caractéristique donnée x_1 , la sortie est y_1 , pour x_2 , c'est y_2 , pour x_3 , c'est y_3 , et ainsi de suite. Sur la base de ces données, vous laissez l'ordinateur trouver une relation empirique entre x et y .

Une fois que la machine est formée de cette manière avec un nombre suffisant de points de données, vous demandez maintenant à la machine de prédire Y pour un X donné. En supposant que vous connaissez la valeur réelle de Y pour ce X donné, vous pourrez déduire si la prédiction de la machine est correcte.

Ainsi, vous testerez si la machine a appris en utilisant les données de test connues. Une fois que vous êtes satisfait que la machine soit capable de faire des prédictions avec un niveau de précision souhaité (disons de 80 à 90 %), vous pouvez arrêter de former davantage la machine.

Maintenant, vous pouvez utiliser en toute sécurité la machine pour effectuer des prédictions sur des points de données inconnus, ou demander à la machine de prédire Y pour un X donné pour lequel vous ne connaissez pas la valeur réelle de Y . Cette formation relève de la régression dont nous avons parlé précédemment.

b. Classification :

Des problèmes de classification peuvent également être résolus comme des techniques d'apprentissage automatique. Dans les problèmes de classification, vous regroupez des objets de nature similaire dans un groupe unique. Par exemple, dans un groupe de 100 étudiants, vous pouvez les regrouper en trois groupes en fonction de leur taille (petit, moyen et grand). En mesurant la taille de chaque étudiant, c'est possible de les placer dans un groupe approprié [50].

Maintenant, lorsque qu'un nouvel étudiant arrive, son emplacement dans un groupe approprié en mesurant sa taille. En suivant les principes de l'apprentissage par régression, vous entraînez la machine à classer un étudiant en fonction de sa caractéristique (la taille). Lorsque la machine apprend comment les groupes sont formés, elle sera en mesure de classer correctement tout nouvel étudiant inconnu. Encore une fois, vous utiliserez les données de test pour vérifier que la machine a bien appris votre technique de classification avant de mettre le modèle développé en production.

L'apprentissage supervisé est l'endroit où l'IA a vraiment commencé son parcours. Cette technique a été appliquée avec succès dans plusieurs cas. Vous avez utilisé ce modèle lors de la

reconnaissance d'écriture sur votre machine. Plusieurs algorithmes ont été développés pour l'apprentissage supervisé.

Quelques applications de l'apprentissage automatiques :

- Diagnostic médical et étude de clientèle.
- Reconnaissance vocale, vision par ordinateur.
- Détection de spam dans les courriels, détection de fraude, la robotique [57], etc...

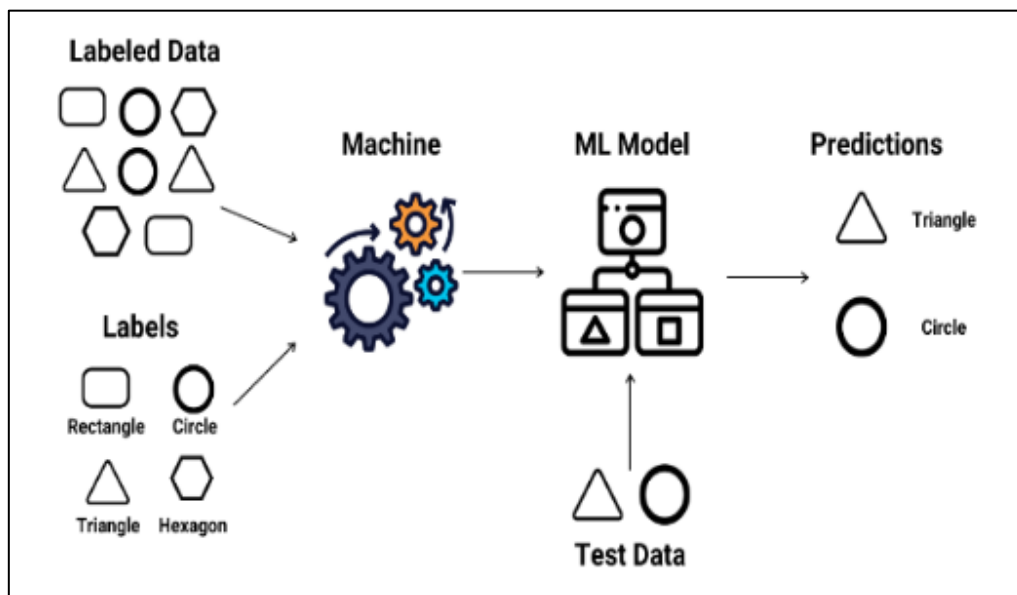


Figure IV.3 : Diagramme de l'apprentissage supervisé [57].

➤ **Avantages de l'apprentissage supervisé :**

- À l'aide de l'apprentissage supervisé, permet de prédire le modèle résultant sur la base d'expériences antérieures.
- En apprentissage supervisé, nous pouvons avoir une idée précise des classes d'objets.
- Le modèle d'apprentissage supervisé nous aide à résoudre divers problèmes du monde réel tels que **la détection des fraudes, le filtrage des spams**, etc.

➤ **Limites de l'apprentissage supervisé :**

- Les modèles d'apprentissage supervisé ne sont pas adaptés à la gestion des tâches complexes.
- L'apprentissage supervisé ne peut pas prédire la sortie correcte si les données de test sont différentes du jeu de données d'apprentissage.
- La formation nécessitait beaucoup de temps de calcul.
- Dans l'apprentissage supervisé, nous avons besoin de suffisamment de connaissances sur les classes d'objets.

2. Apprentissage non supervisé :

En apprentissage non supervisé (Figure III.4), nous ne spécifions pas de variable cible à la machine, mais plutôt nous demandons à la machine "Que pouvez-vous me dire sur X ?". Plus précisément, nous pouvons poser des questions telles que "Quels sont les cinq meilleurs groupes que nous pouvons faire à partir de X ?" ou "Quelles caractéristiques surviennent le plus fréquemment ensemble dans X ?". Pour parvenir aux réponses à de telles questions, vous pouvez comprendre que le nombre de points de données que la machine aurait besoin de déduire une stratégie serait très élevé. Dans le cas de l'apprentissage supervisé, la machine peut être entraînée même avec quelques milliers de points de données. Cependant, dans le cas de l'apprentissage non supervisé, le nombre de points de données raisonnablement accepté pour l'apprentissage commence dans quelques millions. De nos jours, les données sont généralement disponibles en abondance. Les données nécessitent idéalement une curation. Cependant, la quantité de données qui circule en continu dans un réseau social, dans la plupart des cas, la curation des données est une tâche impossible [56].

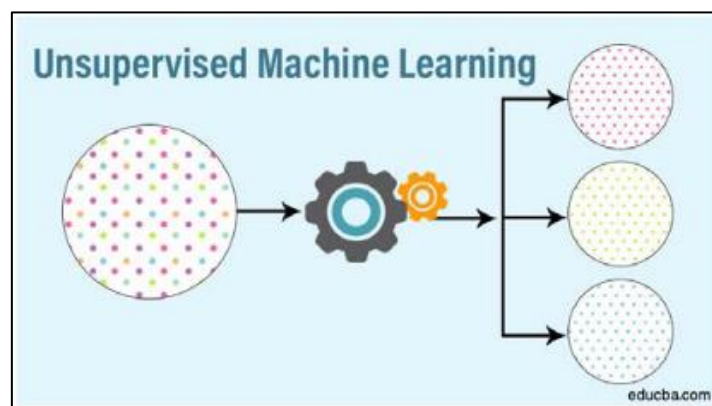


Figure IV.4 : Principe de l'apprentissage non-supervisé [57]

L'algorithme d'apprentissage non supervisé peut être classé en deux types de problèmes :

a. Clustering :

Le clustering est une méthode de regroupement des objets en clusters de sorte que les objets présentant le plus de similitudes restent dans un groupe et présentent moins ou pas de similitudes avec les objets d'un autre groupe. L'analyse de cluster permet de trouver les points communs entre les objets de données et de les catégoriser en fonction de la présence et de l'absence de ces points communs.

b. Association :

Une règle d'association est une méthode d'apprentissage non supervisé utilisée pour rechercher les relations entre les variables de la grande base de données. Il détermine l'ensemble des éléments qui se trouvent ensemble dans le jeu de données. La règle de

l'association rend la stratégie de marketing plus efficace. Par exemple, les personnes qui achètent un article X (supposons un pain) ont également tendance à acheter un article Y (beurre/confiture). Un exemple typique de règle d'association est l'analyse du panier de consommation.

➤ **Avantages de l'apprentissage non supervisé :**

- L'apprentissage non supervisé est utilisé pour des tâches plus complexes que l'apprentissage supervisé car, dans cet apprentissage, nous n'avons pas de données de sortie étiquetées.
- L'apprentissage non supervisé est préférable, car il est facile d'obtenir des données non étiquetées par rapport à des données étiquetées.

➤ **Inconvénients de l'apprentissage non supervisé :**

- L'apprentissage non supervisé est intrinsèquement plus difficile que l'apprentissage supervisé car il n'a pas de résultat correspondant.
- Le résultat de l'algorithme d'apprentissage non supervisé peut être moins précis car les données d'entrée ne sont pas étiquetées et les algorithmes ne connaissent pas la sortie exacte par avance.

3. Apprentissage automatique semi-supervisé :

C'est une approche de l'apprentissage automatique qui combine une petite quantité de données étiquetées avec une grande quantité de données non étiquetées pendant la formation. Lorsque des données non étiquetées sont utilisées en combinaison avec une petite quantité de données étiquetées, la précision de la formation peut être considérablement améliorée. Le coût associé au processus d'étiquetage peut donc rendre impossible la réalisation de grands ensembles d'apprentissage entièrement étiquetés, alors que l'acquisition de données non étiquetées est relativement peu coûteuse. Dans de telles situations, l'apprentissage semi supervisé peut être d'une grande valeur pratique.

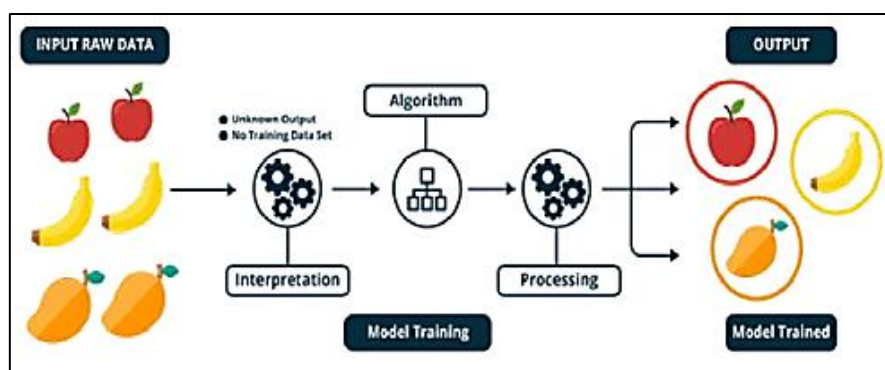


Figure IV.5 : Principe de l'apprentissage semi-supervisé [58].

4. Apprentissage par renforcement :

L'apprentissage par renforcement est une méthode d'apprentissage basée sur la rétroaction, dans laquelle un agent d'apprentissage reçoit une récompense pour chaque bonne action et une pénalité pour chaque mauvaise action. L'agent apprend automatiquement avec ces feedbacks et améliore ses performances. Dans l'apprentissage par renforcement, l'agent interagit avec l'environnement et l'explore. L'objectif d'un agent est d'obtenir le plus de points de récompense et, par conséquent, d'améliorer ses performances.

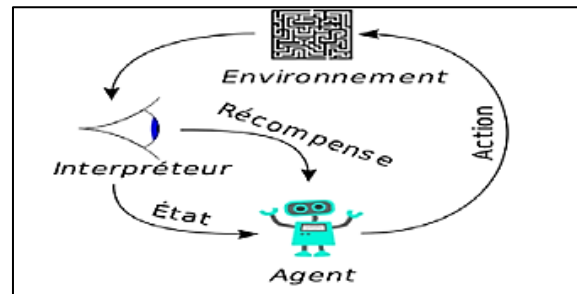


Figure IV.6 : Apprentissage par renforcement [59].

Le tableau suivant présente la différence entre les types d'apprentissage automatique [60].

Tableau IV.1 : Différences entre les types d'apprentissage automatique

	Supervisé	Non-supervisé	Renforcement	Semi-supervisé
Bases de données	Les données sont étiquetées	Les données ne sont pas étiquetées	Ne nécessite pas de données car il apprend en interagissant avec l'environnement	Combine l'apprentissage supervisé et non supervisé
Apprentissage	Basé sur les instructions et Apprend-en suivant les exemples de l'ensemble des données étiquetées.	Apprend par le raisonnement et tente d'identifier des modèles cachés afin d'extraire des informations de l'ensemble de données non étiquetées	Apprend par l'expérience en explorant et en exploitant différentes actions pour maximiser les récompenses à long terme	Apprend sur un petit nombre de données étiquetées et un grand ensemble de données non étiquetées
Objectifs	La prédiction des résultats pour de nouvelles données appartenant au même domaine	Obtenir des informations à partir des données non étiquetées qui permettent de prédire si les nouvelles données font partie de la classe ou constituent une anomalie	Orienté vers un objectif, où l'agent apprend des séquences d'actions par l'exploration et l'exploitation dans un environnement incertain, afin de maximiser les futures récompenses	Augmenter la précision avec un moindre coût. Permettre à l'être humain de se servir du modèle semi-supervisé d'apprendre.
Fonction-nements par :	Classification Régression	Regroupement, association, détection des anomalies	Basés sur la valeur, ou sur la politique, ou sur le modèle	Un grand nombre de données brut, et peu de données étiquetées.

IV.3.5 Types de données (base de données) :

Les données d'apprentissage automatique sont devenues un élément clé pour améliorer les performances des algorithmes d'intelligence artificielle. Elles permettent aux modèles de machine Learning de s'entraîner à reconnaître des motifs, à prendre des décisions et à générer des résultats plus précis et fiables. En utilisant des quantités massives de données structurées ou non structurées, les modèles d'apprentissage automatique peuvent identifier des corrélations subtiles et des relations complexes entre les variables, ce qui serait impossible à détecter avec des méthodes d'analyse traditionnelles. Par conséquent, les données d'apprentissage automatique sont essentielles pour améliorer les performances des systèmes d'IA et pour résoudre des problèmes. Les données peuvent être structurées en mémoire selon plusieurs façons tel qu'illustré dans la Figure IV.7 :

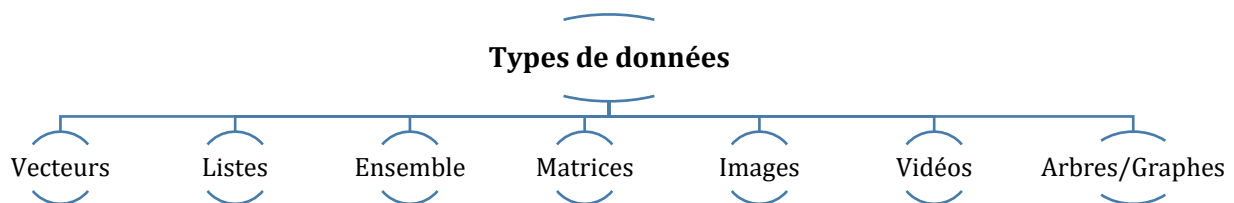


Figure IV.7 : Types de données.

IV.3.6 Applications de l'apprentissage automatique :

Les différents domaines d'application sont la vision par ordinateur, la prédiction, l'analyse sémantique, le traitement du langage naturel et la recherche d'informations.

- **Vision par ordinateur (Computer Vision) :**

La reconnaissance d'objets, la détection d'objets et le traitement d'objets sont des sous-domaines de la vision par ordinateur.

- **Prédiction (Prediction) :**

Les différents sous-domaines ici sont la classification, l'analyse et la recommandation. La classification de texte, la classification de documents, l'analyse d'images, le diagnostic médical ou industriel, la prédiction de la détection d'intrusion de réseau et la prédiction d'attaques de déni de service ont été mis en œuvre avec succès à l'aide de l'apprentissage automatique.

- **Semantic Analysis.**

- **Natural Language Processing.**

- **Analyse sémantique, traitement du langage naturel et recherche d'informations (Information Retrieval)**

Une tentative de classer toutes les applications d'apprentissage automatique trouvées dans le passé est résumée ici. La Figure IV.8 représente les domaines d'application au premier niveau, les sous-domaines au deuxième niveau et quelques applications au dernier niveau qui ont été mises en œuvre par les chercheurs.

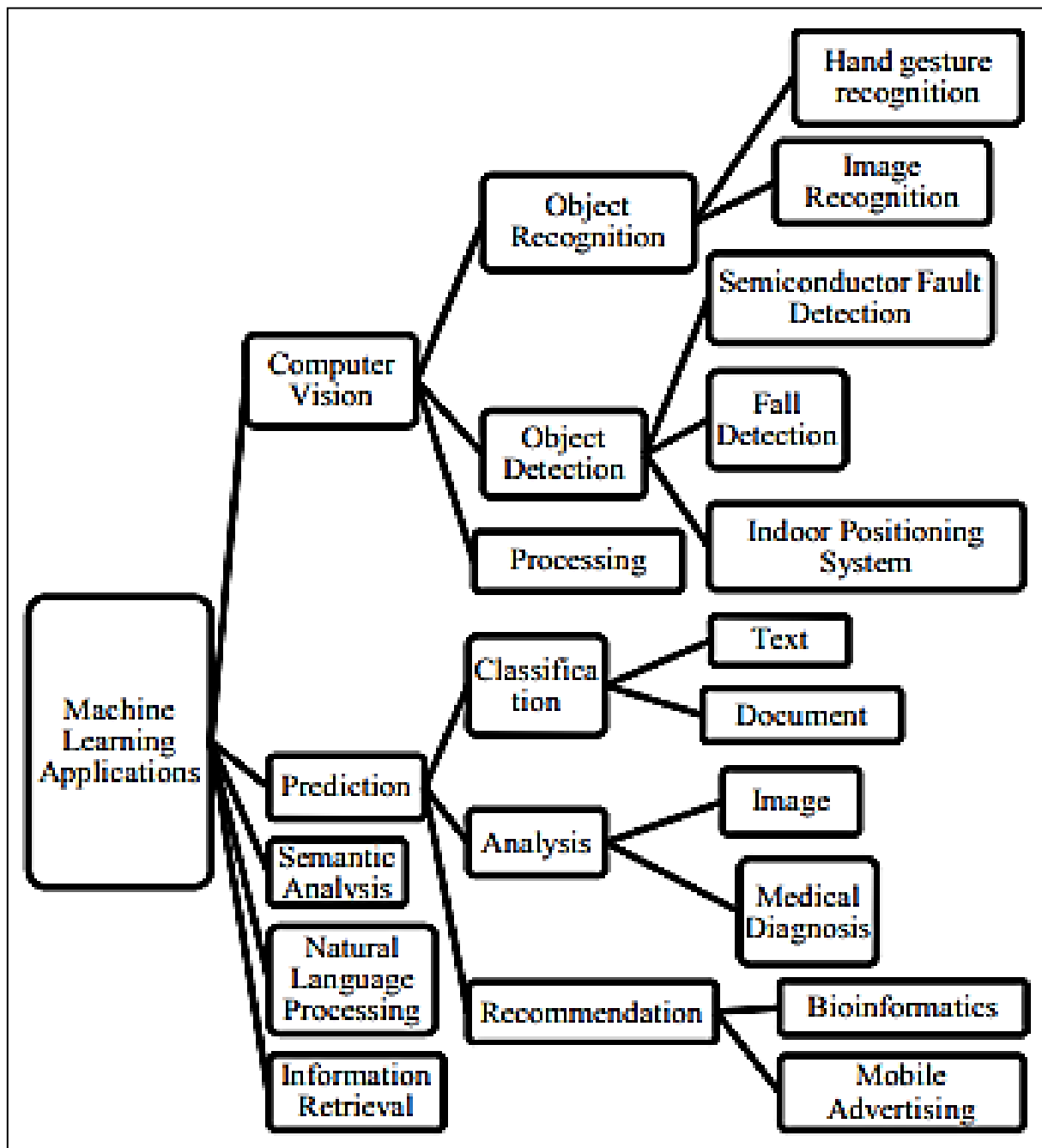


Figure IV.8 : Représentation de différentes applications du ML [60].

IV.4 Apprentissage profond “ Deep-learning (DL)” :

L'apprentissage profond, également appelé Deep-Learning en anglais, est un sous-domaine de l'apprentissage automatique qui consiste en un ensemble d'algorithmes capables d'imiter le fonctionnement du cerveau humain grâce à des réseaux de neurones artificiels. Ces réseaux sont composés de dizaines voire des centaines de couches de neurones. Plus le nombre de couches est élevé, plus le réseau est qualifié « dit profond ».

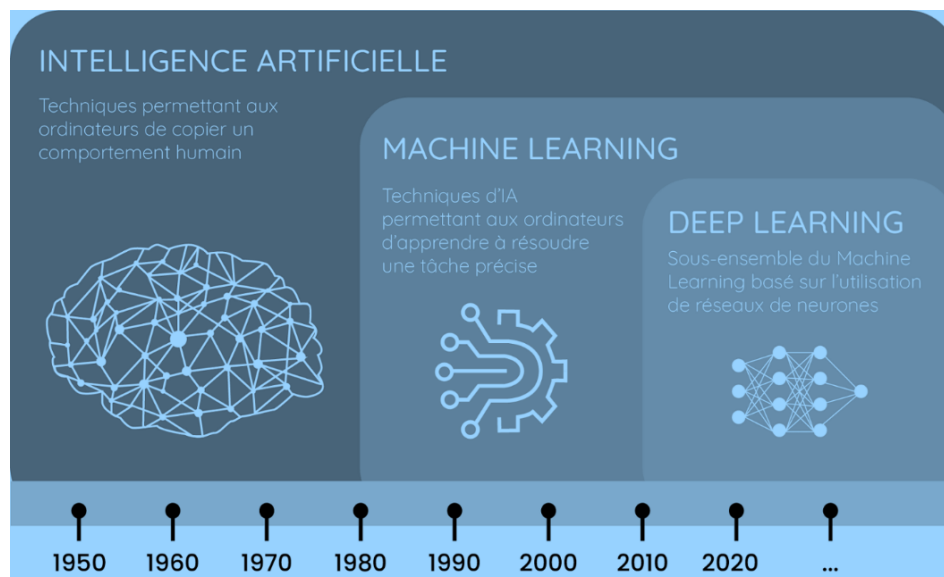


Figure IV.9 : Hiérarchie de l'intelligence artificielle, le machine Learning et le Deep-Learning[62].

Dans ce qui suit, nous avons choisi de détailler une des méthodes intéressantes du ML ; qui est les arbres de décisions et particulièrement ceux dites aléatoires. Ce choix était fait car nous voulons faire un diagnostic des défauts dans des hélices aéronautiques, qui nécessite une classification.

IV.5 Arbres de décision :

Un arbre de décision est une structure arborescente semblable à un organigramme où chaque nœud interne représente la caractéristique, les branches représentent les règles et les nœuds feuilles représentent le résultat de l'algorithme. C'est un algorithme d'apprentissage automatique supervisé polyvalent, utilisé à la fois pour les problèmes de classification et de régression. C'est l'un des algorithmes les plus puissants. Il est également utilisé dans les arbres de décision aléatoires (Random-Forest) pour s'entraîner sur différents sous-ensembles de données d'entraînement, ce qui en fait l'un des algorithmes les plus puissants en apprentissage automatique.

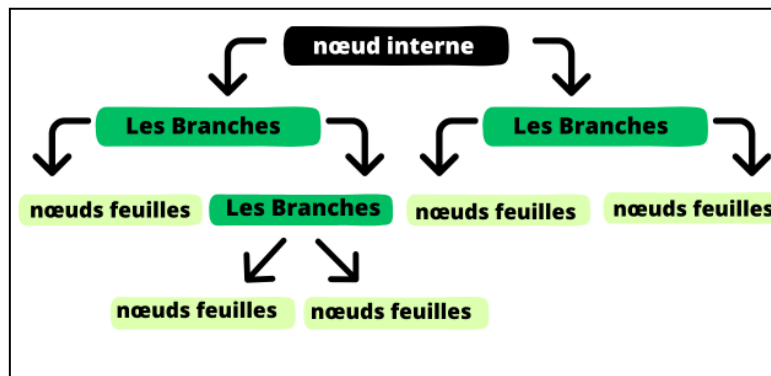


Figure IV.10 : Principe de fonctionnement d'un arbre de décision.

IV.5.1 Arbres de décisions aléatoires (Random-Forest (RF)) :

Random-Forest (RF) est un algorithme d'apprentissage automatique (Machine-Learning (ML)), basé sur un apprentissage supervisé. Il peut être utilisé à la fois pour des problèmes de classification et de régression en ML. Il est basé sur le concept d'apprentissage d'ensemble, qui est un processus de combinaison de plusieurs classificateurs pour résoudre un problème complexe et améliorer les performances du modèle.

RF est un type de modèle utilisé pour la classification des données. Il est composé d'un ensemble d'arbres de décision qui travaillent sur différents sous-ensembles de l'ensemble de données. Pour améliorer la précision de prédiction, la forêt aléatoire utilise la moyenne des prédictions de chaque arbre et se base sur les votes majoritaires pour prédire le résultat final. Cela permet d'obtenir une prédiction plus fiable en combinant les résultats de plusieurs arbres de décision.

Le plus grand nombre d'arbres dans la forêt conduit à une précision plus élevée et évite le problème du sur-apprentissage (over-fitting).

IV.5.2 Méthodes d'apprentissage d'ensemble :

- **Bagging (Méthode ensembliste parallèle) :** Cette méthode est basée sur la création d'un sous-ensemble d'entraînement différent à partir de l'ensemble d'entraînement d'échantillon, et la sortie finale est basée sur un vote majoritaire. Par exemple, Random-Forest [62].

Bagging (Figure IV.11), ou agrégation de boot-strap, est la technique d'ensemble utilisée par Random-Forest. Le Bagging consiste à choisir aléatoirement des sous-ensembles de l'ensemble de données entier. Par conséquent, chaque modèle est formé indépendamment sur ces échantillons avec remplacement (boot-strap), connu sous le nom d'échantillonnage de ligne. Les résultats finaux sont déterminés par un vote majoritaire après la combinaison des prédictions de tous les modèles, un processus appelé agrégation [63].

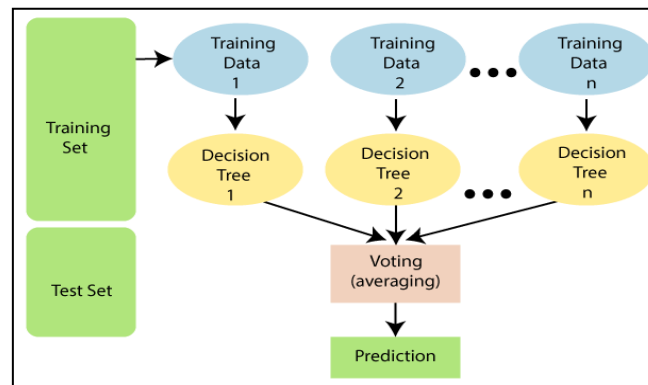


Figure IV.11 : Principe du Bagging.

- **Boosting (Méthode ensembliste séquentielle)** : Cette méthode est basée sur des apprenants faibles en apprenants forts par la création des modèles séquentiels de manière que le modèle final ait la plus grande précision. Par exemple, ADA BOOST, XG BOOST [62].

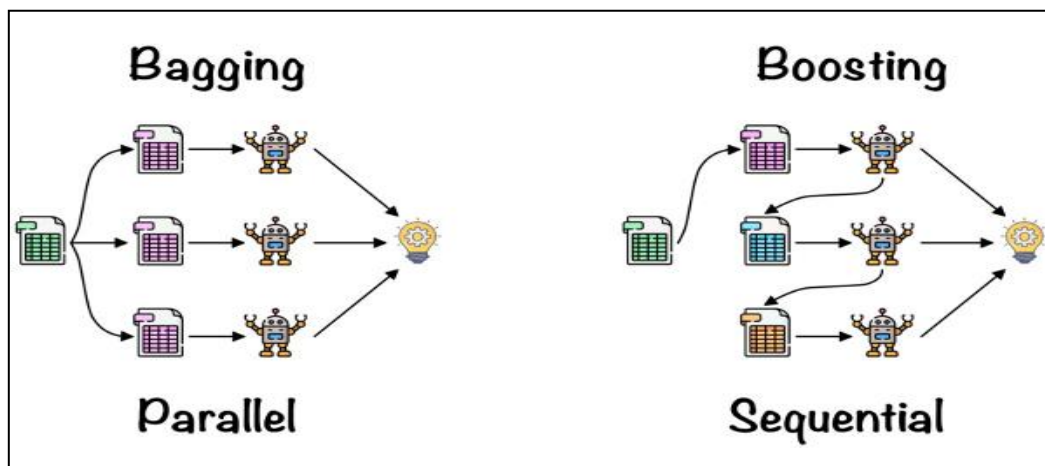


Figure IV.12 : Représentation des deux méthodes d'apprentissage des ensembles.

IV.5.3 Principe de fonctionnement du Random-Forest :

Les algorithmes de Random-Forest ont trois hyper-paramètres qui doivent être définis avant l'entraînement. Il s'agit de la taille de division (splitting) des nœuds, du nombre des arbres et du nombre de caractéristiques échantillonnées (leaf). À partir de là, le classificateur de Random-Forest peut être utilisé pour résoudre des problèmes de régression ou de classification.

L'algorithme de RF est constitué d'une collection d'arbres décisionnels, et chaque arbre de l'ensemble consiste en un échantillon de données prélevé dans un ensemble d'entraînement avec remplacement, appelé échantillon boot-strap. De cet ensemble d'entraînement, un tiers est mis de côté comme données de test, appelé échantillon hors sac. Une autre instance d'aléatoire est ensuite injectée à travers l'échantillonnage de caractéristiques (leaf), ajoutant plus de diversité à l'ensemble de données et réduisant la corrélation entre les arbres de décision. Selon le type de problème, la détermination de la prédiction variera. Pour une tâche

de régression, les arbres de décision individuels seront moyennés, et pour une tâche de classification, un vote majoritaire donnera la classe prédite. Enfin, l'échantillon hors sac est utilisé pour la validation croisée, finalisant ainsi cette prédiction, comme illustré dans la Figure IV.13.

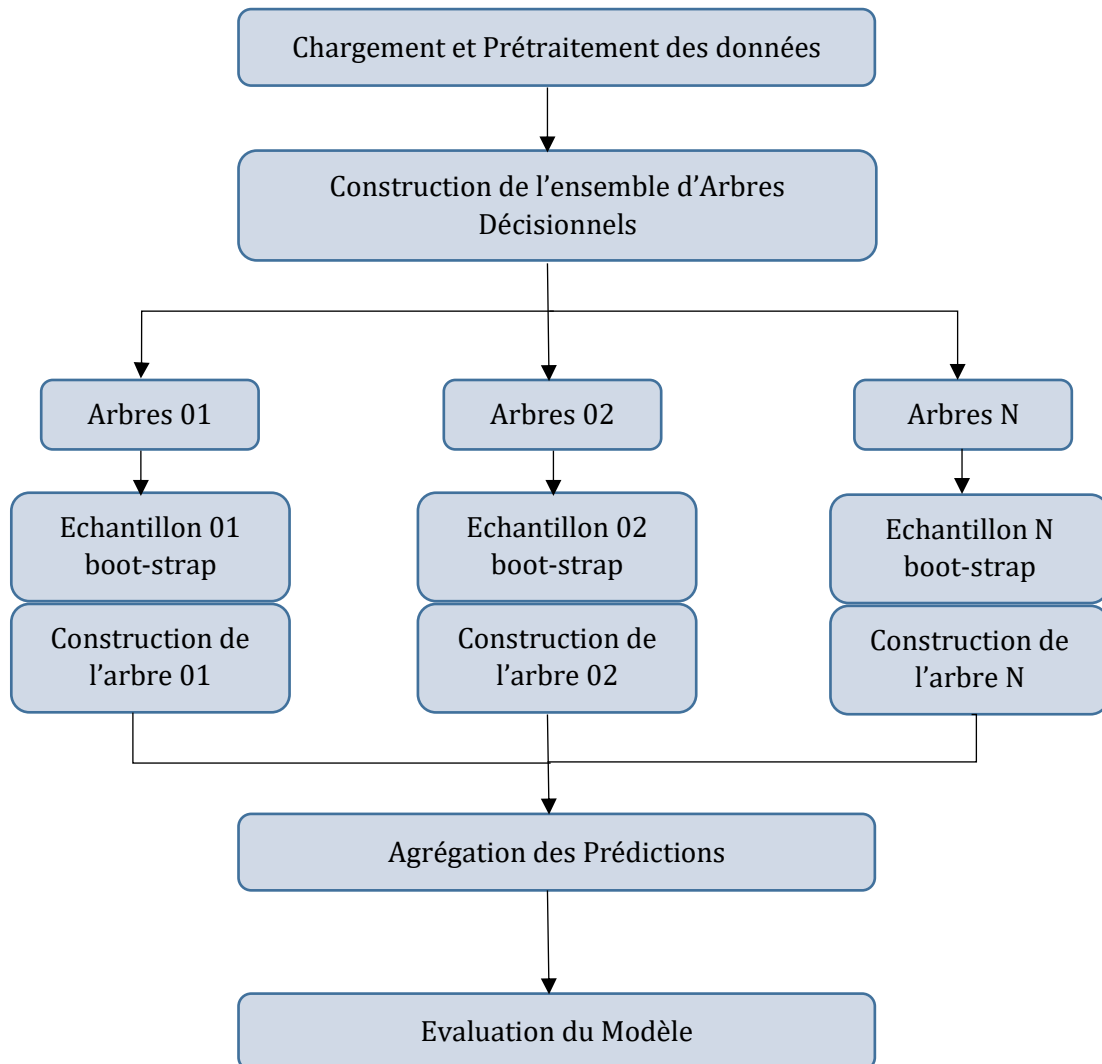


Figure IV.13 : Schéma des étapes principales de l'algorithme du RF.

IV.5.4 Hypothèses pour Random-Forest :

Puisque la forêt aléatoire combine plusieurs arbres pour prédire la classe de l'ensemble de données, il est possible que certains arbres de décision prédisent la sortie correcte, tandis que d'autres ne le font pas. Mais l'ensemble des arbres prédisent la sortie correcte. Par conséquent, voici les deux hypothèses pour un meilleur classificateur RF :

- Il devrait y avoir des valeurs réelles dans la variable caractéristique de l'ensemble de données, afin que le classificateur puisse prédire des résultats précis plutôt qu'un résultat estimé (non précis).

- Les prédictions de chaque arbre doivent avoir des corrélations très faibles.

IV.5.5 Avantages et inconvénients de RF :

➤ Avantages :

Voici quelques points qui expliquent pourquoi nous avons utilisé l'algorithme Random-Forest :

- Il nécessite moins de temps d'entraînement par rapport à d'autres algorithmes d'intelligence artificielle. (Réduction de la complexité temporelle)
- Il prédit la sortie avec une grande précision, même pour les grands ensembles de données, il fonctionne efficacement. (Augmentation de l'efficacité)
- Il peut également maintenir la précision lorsqu'une grande proportion de données est manquante. (Précision élevée)

➤ Inconvénients :

- Bien que la forêt aléatoire puisse être utilisée pour des tâches de classification et de régression, elle n'est pas plus adaptée aux tâches de régression.

IV.5.6 Comparaison entre l'arbre de décision et Random Forest :

La forêt aléatoire est une collection d'arbres de décision. Cependant, il y a beaucoup de différences dans leur comportement, montrés dans le Tableau IV.2.

Tableau IV.2 : Tableau comparatif entre les arbres de décision et RF.

Les arbres de décision	Random Forest
• Souffrent généralement du problème de sur-ajustement (over-fitting) s'ils sont autorisés à croître sans contrôle. • Un seul arbre de décision est plus rapide en calcul. • Lorsqu'un ensemble de données avec des caractéristiques est pris en entrée par un arbre de décision, il formule des règles pour effectuer des prédictions. [63]	• Les forêts aléatoires sont créées à partir de sous-ensembles de données, et la sortie finale est basée sur un classement moyen ou majoritaire. Ainsi, le problème de sur-ajustement (over-fitting) est pris en charge. • C'est relativement plus lent par rapport aux arbres de décision. • La forêt aléatoire sélectionne au hasard des observations, construit un arbre de décision et prend la moyenne des résultats [63].

IV.5.7 Classification multi-classes :

La classification multi-classes est une technique d'apprentissage automatique qui classe les données en plusieurs catégories différentes. Contrairement à la classification binaire, qui est limitée à deux classes, la classification multi-classes permet de classer les données dans plus de deux catégories. Dans le contexte des forêts aléatoires, la classification de plusieurs classes est une fonctionnalité intégrée. Une forêt aléatoire combine plusieurs arbres de décision pour faire des prédictions de classification. Chaque arbre de décision dans l'arbre aléatoire a été formé pour classer les données en plusieurs catégories, ce qui lui permet de gérer les problèmes de classification multi-classes. Lors de la prédiction de classes pour de nouvelles instances de données, chaque arbre de décision vote pour la classe prédite. La classe avec le plus de votes est ensuite sélectionnée comme prédiction finale. Les forêts aléatoires fournissent donc une solution puissante pour classer plusieurs classes à l'aide d'une combinaison d'arbres de décision.

IV.5.8 Utilisation de DT pour BDD d'un moteur aero-engine :

Dans le but de se familiariser avec la programmation et d'explorer les performances des arbres de décisions (DT) pour la prédiction, l'équipe a choisi de travailler sur un ensemble de données disponible sur un site de la NASA [64], plutôt que de créer une nouvelle base de données (BDD) à partir de simulations. La BDD des moteurs d'aéro-engine [64] a fourni un terrain d'expérimentation riche et pertinent pour explorer les bonnes performances de ce modèle de ML. De plus, le moteur aero-engine pourrait être appliqué dans différents types de véhicules aéronautiques (aéronefs, aérospaces).

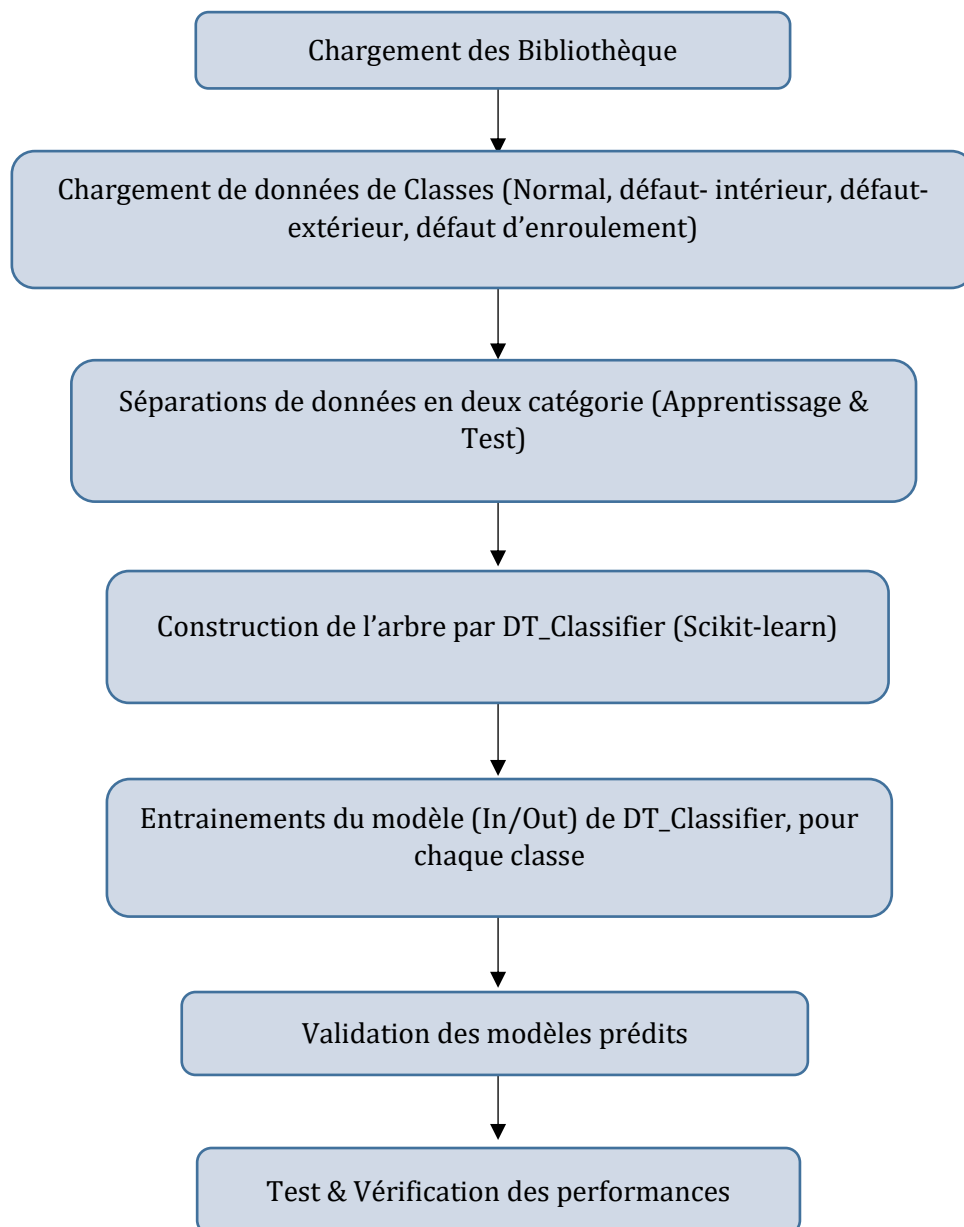


Figure IV.14 : Schéma des étapes principales de DT du moteur.

Ce schéma, illustré dans la Figure IV.14, représente le déroulement logique du code, montrant comment la BDD est préparée. Cette dernière contient des signaux de vibration recueillis à partir de roulements dans des conditions de vitesse de rotation variables dans le temps, composant de 4 audios de 12 secondes chacun des différents moteurs, comme illustrés dans la Figure IV.15.

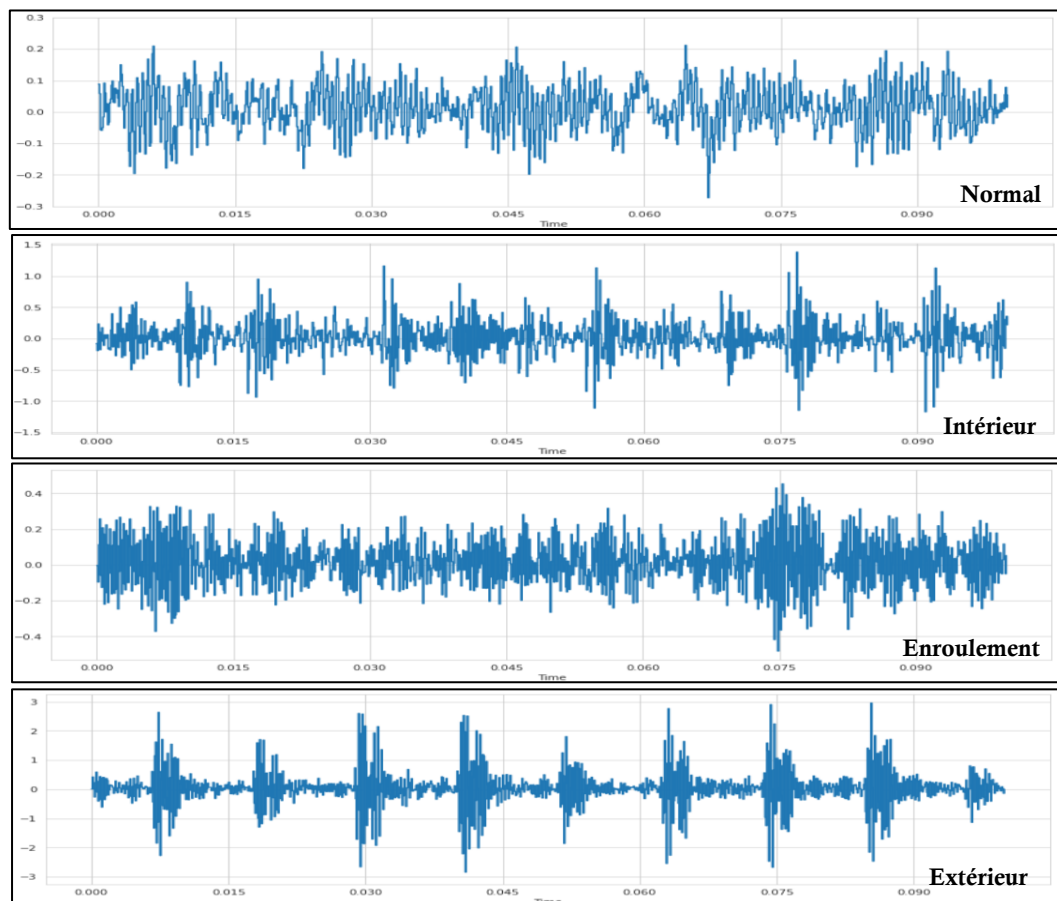


Figure IV.15 : Etats du moteur de l'aéro-engine.

Le schéma présente ainsi le traitement de la BDD, l'entraînement et l'évaluation du modèle, aussi bien la visualisation, tel qu'il est montré dans la Figure IV.16.

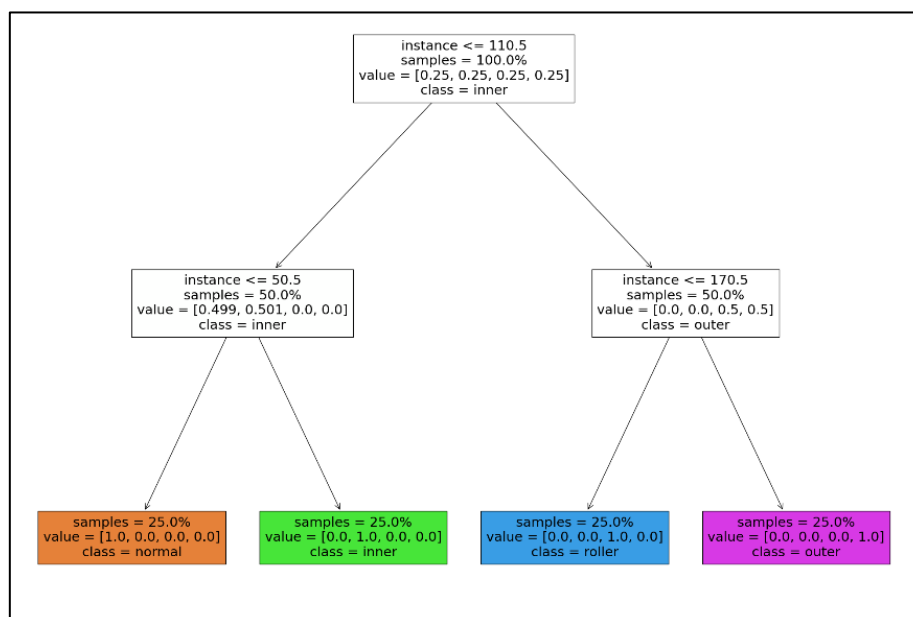


Figure IV.16 : Visualisation de résultats de DT appliqué pour l'aéro-engine.

Les performances sont un ensemble de mesures et de valeurs utilisées pour évaluer les performances des modèles d'apprentissage automatique. Idéalement, on souhaite que la précision de l'apprentissage soit élevée, indiquant que le modèle a appris efficacement les données d'entraînement. Cependant, la mesure la plus cruciale est la précision sur le test, qui reflète la performance du modèle sur des données invisibles. Le processus de réglage d'hyperparamètres vise à trouver des configurations qui améliorent la capacité du modèle à généraliser et à obtenir une bonne précision sur le test.

```
Train Accuracy: 1.0  
Test Accuracy: 1.0  
Best parameters: criterion: gini, max_depth: 3, min_samples_leaf: 5  
Best accuracy: 1.0
```

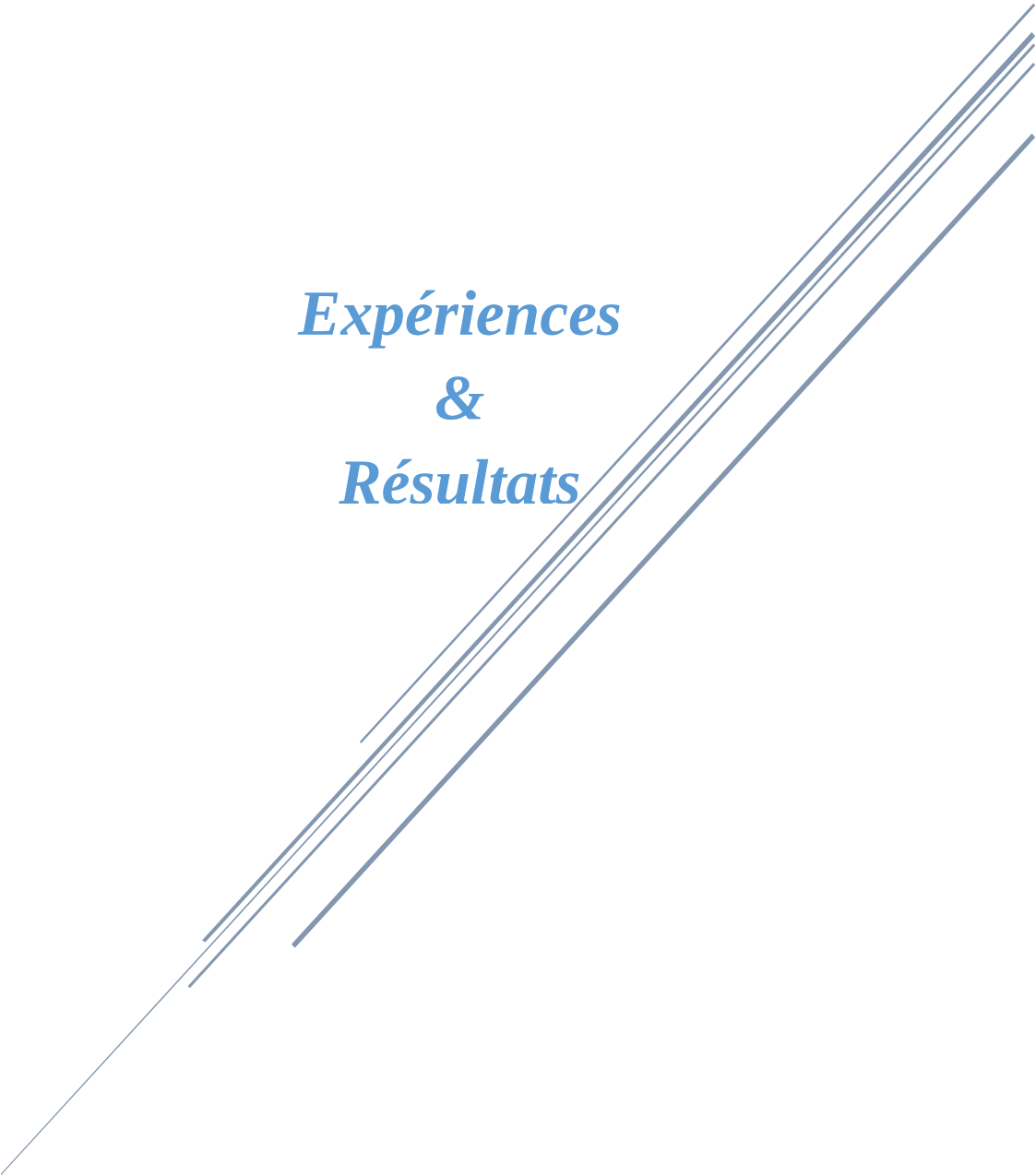
Figure IV.17 : Performance du model de l'apprentissage automatique.

IV.6 Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons exploré les principaux aspects de l'utilisation de l'intelligence artificielle (IA) en mettant l'accent sur ses sous-domaines, le machine-learning (ML) et le deep-learning (DL). Nous avons décidé de nous concentrer sur l'étude approfondie de la technique de l'arbre de décision. Cette technique a été appliquée au traitement d'une base de données (BDD) d'un moteur aéronautique, démontrant ainsi son efficacité et ses bonnes performances dans ce contexte.

CHAPITRE V

*Expériences
&
Résultats*

A series of five parallel diagonal lines in a light blue color, extending from the bottom left towards the top right of the page, positioned behind the subtitle text.

V.1 Introduction :

Étant donné les avantages du CND à base d'émission acoustique (EA) présentés au chapitre 2, nous explorons plus en profondeur le potentiel de l'intelligence artificielle (IA), en particulier les arbres de décision, comme discuté au chapitre 4. Ces derniers nécessitent une base de données (BDD) complète pour leur développement. Comme indiqué au chapitre 3, cette BDD peut être obtenue grâce à des procédures de mesure systématiques. Par conséquent, nous avons choisi de mener des expériences en conditions réelles sur plusieurs échantillons et de collecter plusieurs BDD, comme illustré dans la figure V.1.

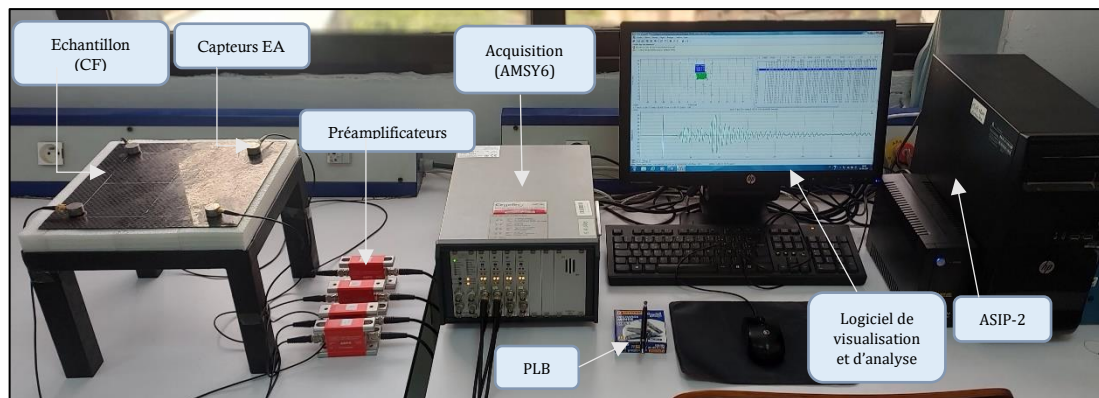


Figure V.1 : Photo réelle de la chaîne de mesure réalisée au CRTI.

Dans ce qui suit, nous présenterons nos expériences et nos réalisations basées sur la chaîne de mesure représentée dans la Figure V.1.

V.2 Expériences et Essais :

Dans les sections suivantes, nous décrirons les essais que nous avons menés au cours de notre stage au CRTI, dans le but d'évaluer l'état de divers types de structures, en particulier les drones.

V.2.1 Essai 1 (Pipes) :

La figure V.2 présente une partie d'une pipe équipée de trois capteurs fixés par des supports magnétiques, permettant une installation facile et amovible.



Figure V.2 : Photo réelle de l'échantillon d'une Pipe.

La Figure V.3 présente les données issues de la simulation de pipes réalisée avec le logiciel Vallen AE-Suite, offrant un aperçu des caractéristiques acoustiques du système étudié.

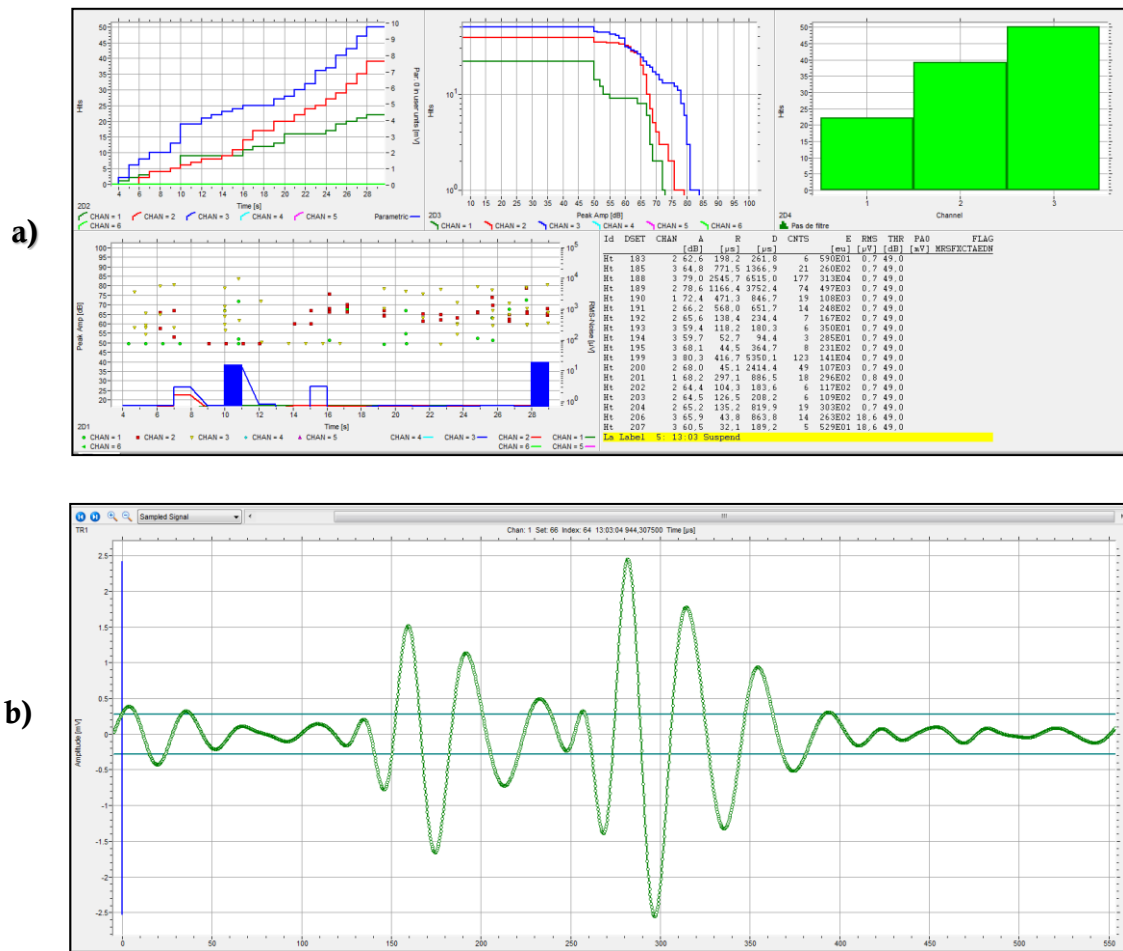


Figure V.3 : Affichage initial des résultats de l'acquisition sous Vallen AE-Suite : **a)** Hits des trois capteurs, Peak-Amplitude et BDD ; **b)** Amplitude du signal AE obtenu du premier capteur.

La Figure V.3.a, affiche les "hits" détectés de chacun des trois capteurs, ainsi que les valeurs de l'amplitude maximale et de la Base de Données (BDD). Les "hits" représentent le nombre de fois que chaque capteur a détecté un événement EA, tandis que l'amplitude maximale indique le pic du signal enregistré par chaque capteur. La BDD fournit les caractéristiques des signaux EA et des informations sur la distribution des amplitudes des signaux, les valeurs plus élevées indiquent une concentration d'événements à des amplitudes plus faibles. Ainsi, la Figure V.3.b montre l'amplitude du signal EA obtenu du premier capteur en fonction du temps. Les variations d'amplitude représentent la force des événements EA détectés par ce capteur. Plus l'amplitude est élevée, plus l'événement EA est fort.

La détection de la différence des temps d'arrivées d'un seul hit (cassure d'une mine), par rapport aux trois capteurs, est montré dans la Figure V.4. De plus le spectre fréquentiel (0-150 KHz) de cette différence est aussi affiché.

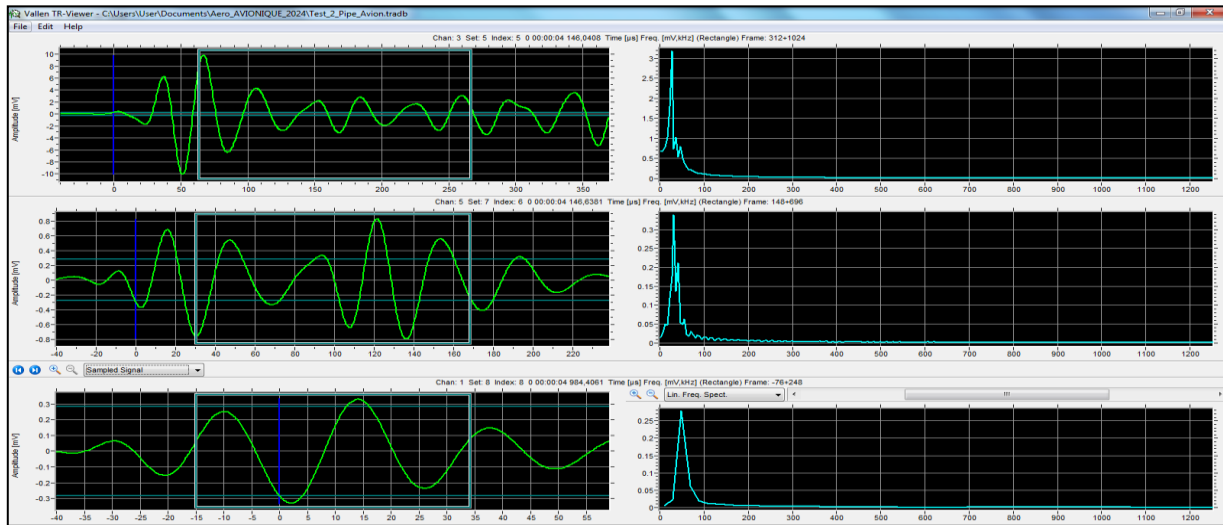


Figure V.4 : Affichage des trois signaux acoustiques dans le domaine temporel et fréquentiel (FFT), avec Vallen-TR-Viewer.

De la Figure V.4, il est clair que le temps d'arrivée du hit (l'amplitude maximale), est détecté par le premier capteur de la chaîne 1.

V.2.2 Essai 2 (Composite Fibre de Verre) :

La Figure V.5 représente la réalisation de l'acquisition des signaux acoustiques sur l'échantillon d'un composite, qui est la fibre de verre (CFV).



Figure V.5 : Photo réelle de l'expérience réalisée sur le CFV avec quatre capteurs.

Les résultats de cette expérience sont obtenus de la simulation à l'aide du logiciel Vallen AE-Suite, qui sont montrés dans la Figure V.6 suivante :

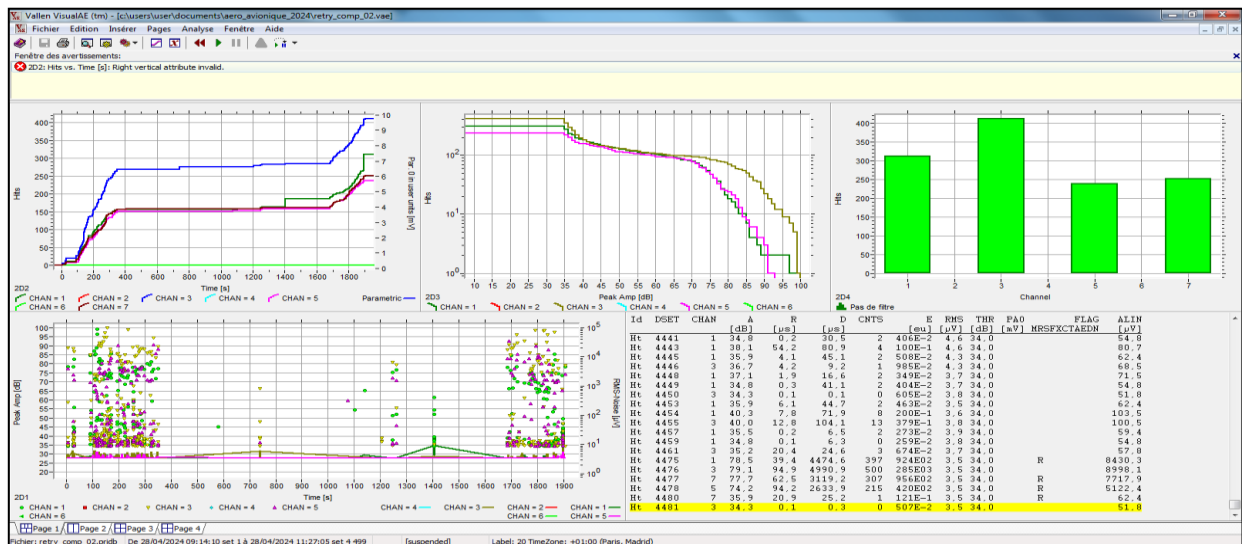


Figure V.6 : Affichage initial des résultats de l'acquisition sous Vallen AE-Suite, de CFV.

La Figure V.7 présente le résultat de la localisation des défauts artificiels (PLB), sur l'échantillon CFV qui a les dimensions (Longueur:20cm ; Largeur:20cm). Dans ce cas la localisation choisie a été de type 2D (Planar, plane sous Vallen-AE).

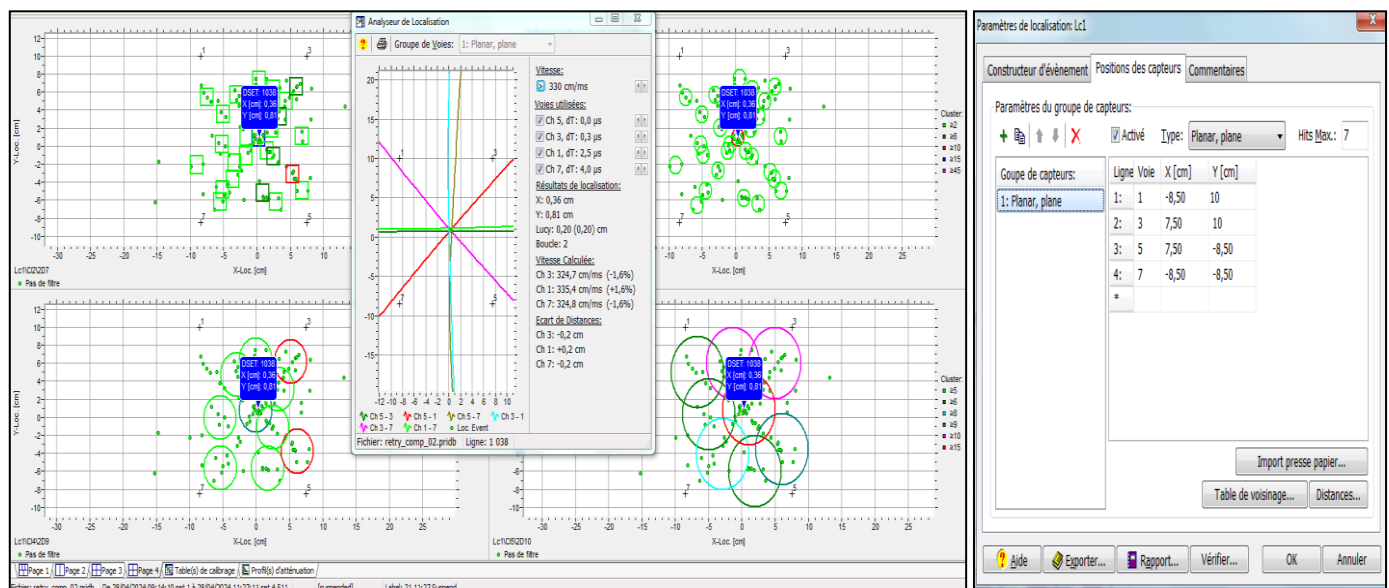


Figure V.7 : Affichage de localisation et classification des défauts sur CFV, avec Vallen-AE et son analyseur de localisation.

Cette Figure V.7 nous illustre la capacité du logiciel à localiser le défaut selon des zones de dimensions précises (cercle de petit ou de grand rayons). De plus, il permet de classifier le nombre de défauts eu sur l'échantillon traité (exemple d'un grand cercle :5,6,8,9,10,15).

La détection de la différence des temps d'arrivées d'un seul hit (cassure d'une mine), par rapport aux quatre capteurs, est montré dans la Figure V.8.

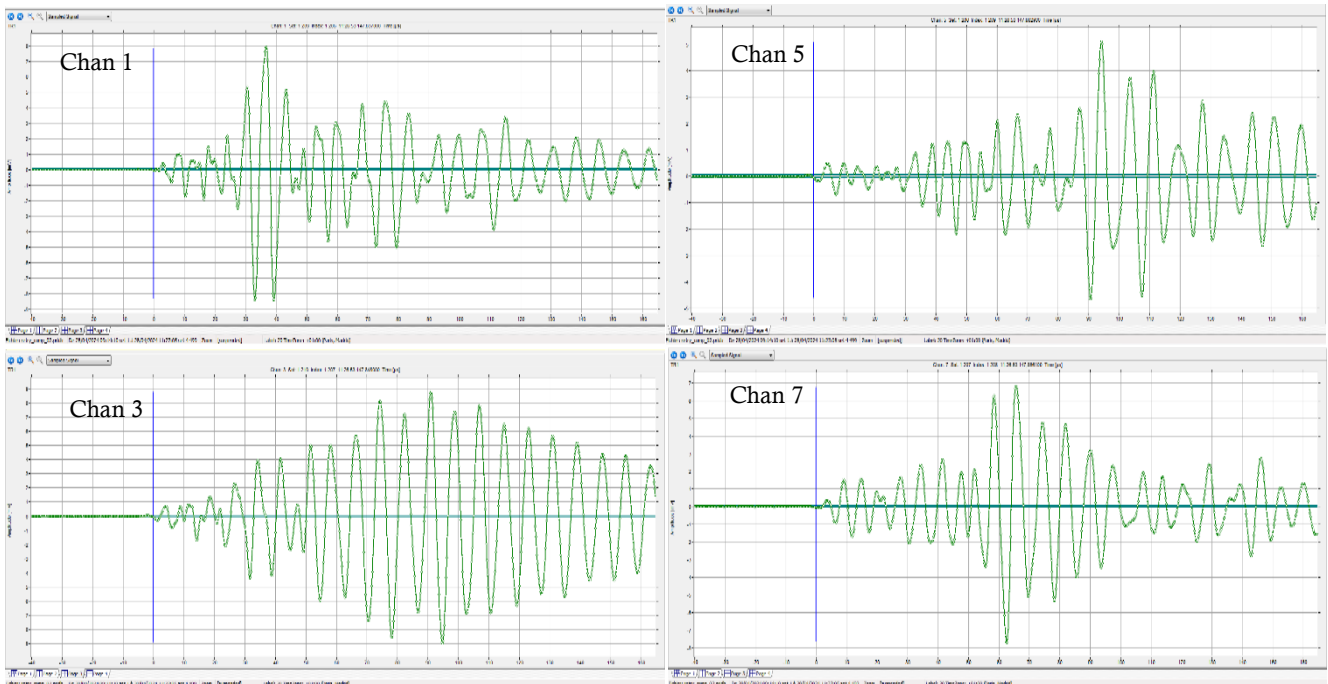


Figure V.8 : Affichage des quatre signaux acoustiques dans le domaine temporel (CFV).

En raison de la distance variable entre la source artificielle (PLB) et chaque capteur, l'onde acoustique atteint chaque capteur à des moments légèrement différents. Ceci est clairement illustré dans les 4 visualisations de la Figure V.8, où le temps d'arrivée du hit au premier capteur est le plus petit ($37\mu s$), par rapport aux capteurs 7,3,5 respectueusement.

V.2.3 Essai 3 (Plaque Métallique) :

La Figure V.9 présente la réalisation de l'acquisition des signaux acoustiques sur un échantillon, qui est une plaque métallique (PM).



Figure V.9 : Photo réelle de l'expérience sur une PM à l'aide de trois capteurs.

Les résultats obtenus de la simulation à l'aide du logiciel Vallen AE-Suite, sont montrés dans la Figure V.10 :

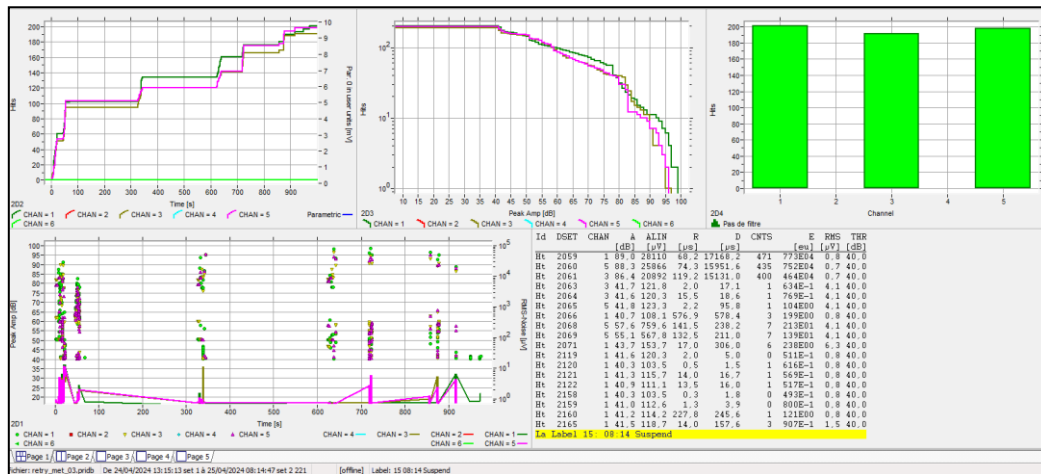


Figure V.10 : Affichage initial des résultats de l'acquisition sous Vallen AE-Suite, Hits des trois capteurs, Peak-Amplitude et BDD de PM.

La détection de la différence des temps d'arrivées d'un seul hit (cassure d'une mine) et le spectre fréquentiel par rapport aux trois capteurs, est montré dans la Figure V.11.

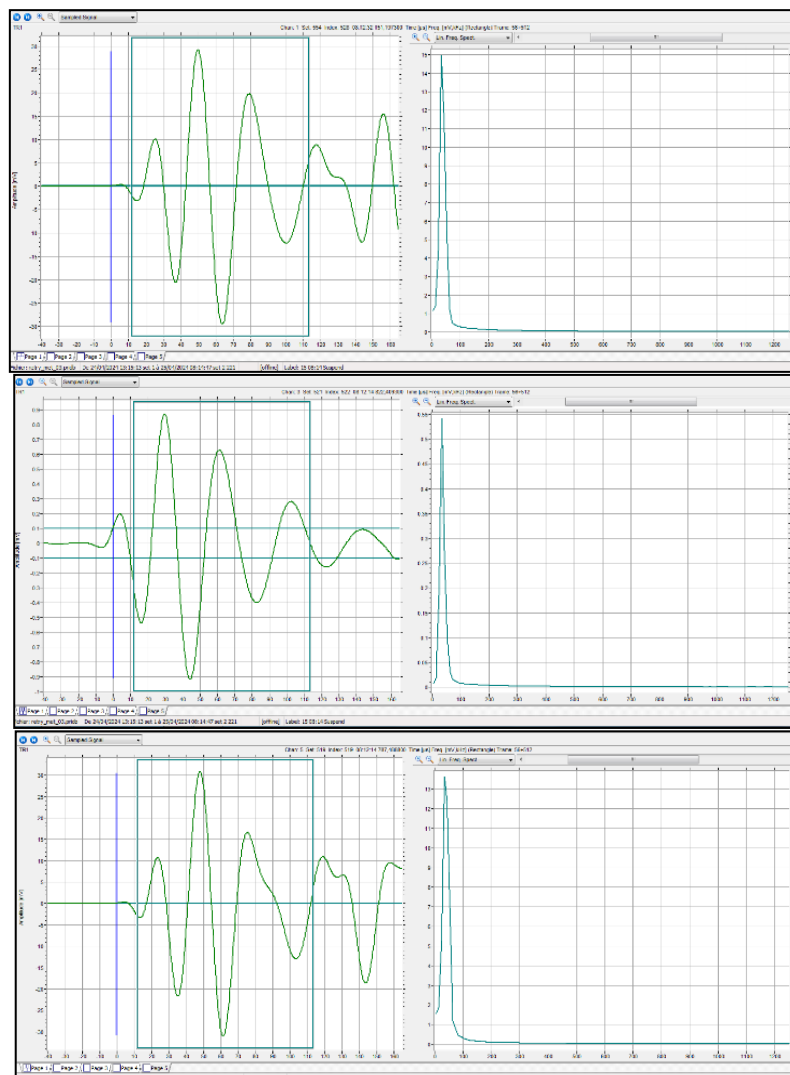


Figure V.11 : Affichage des trois signaux acoustiques dans le domaine temporel et fréquentiel (FFT).

Le temps d'arrivé du hit au 2^{ème} capteur (Ch03) est le plus petit (30 μ s), par rapport aux capteur 1 (Ch01) et capteur 3 (Ch05) respectueusement.

La Figure V.12 montre la localisation et classification des défauts sur la plaque métallique.

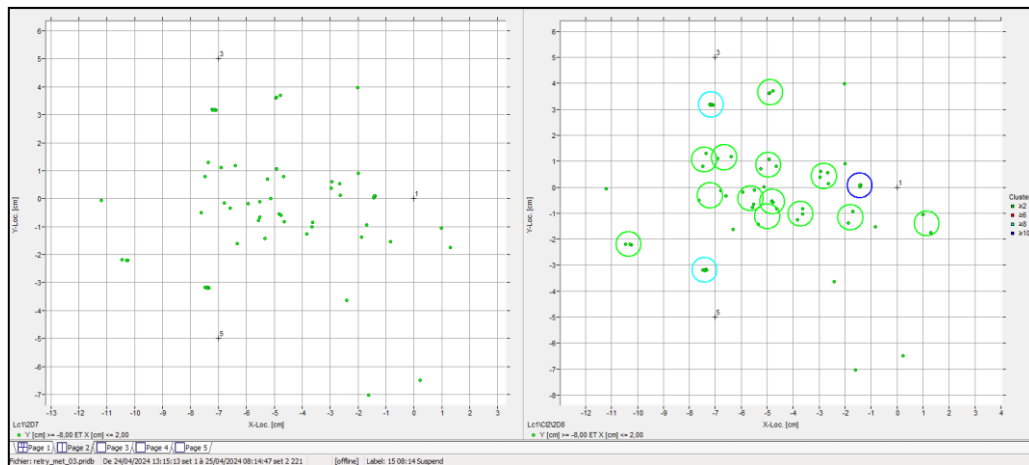


Figure V.12 : Affichage de localisation et classification des défauts sur la PM, avec Vallen-AE.

Cette dernière Figure V.12, montre clairement la répartition des défauts. Les cercles à code couleur offrent un moyen rapide et intuitif d'identifier les zones de forte concentration de défauts. Les cercles verts, bleu turquoise et bleu roi permet ainsi d'identifier rapidement les zones avec des densités de défauts faibles (supérieur à 2), moyennes (supérieur à 8) et élevées (supérieur à 10) respectivement. Ces informations peuvent être précieuses pour évaluer l'état du PM et planifier des actions de maintenance ou de réparation.

V.2.4 Essai 4 (Hélices) :

Pour ce test, nous avons mené deux expériences sous l'hélice du drone, qui sont décrites comme suit :

a) Essai avec quatre capteurs :

La Figure V.13 présente la réalisation de l'acquisition des signaux acoustiques sur une hélice munie de 4 capteurs.

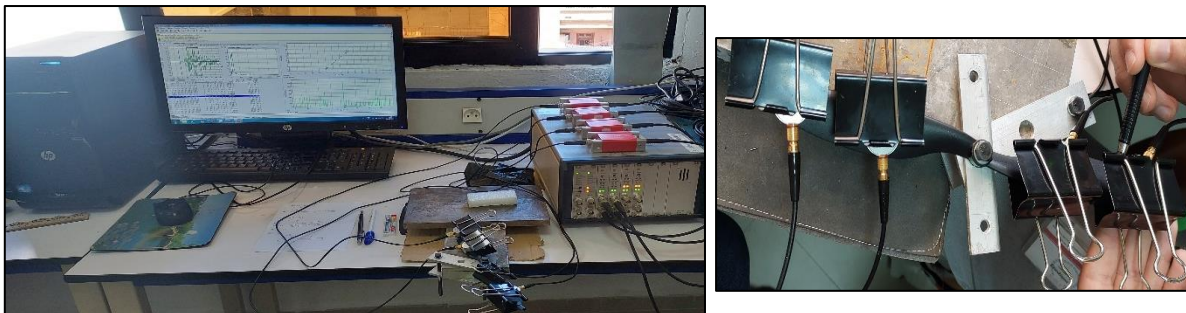


Figure V.13 : Photo réelle de l'expérience sur l'hélice munie de quatre capteurs.

Les résultats de cette expérience sont obtenus sous le logiciel Vallen AE-Suite, dans la Figure V.14 suivante :

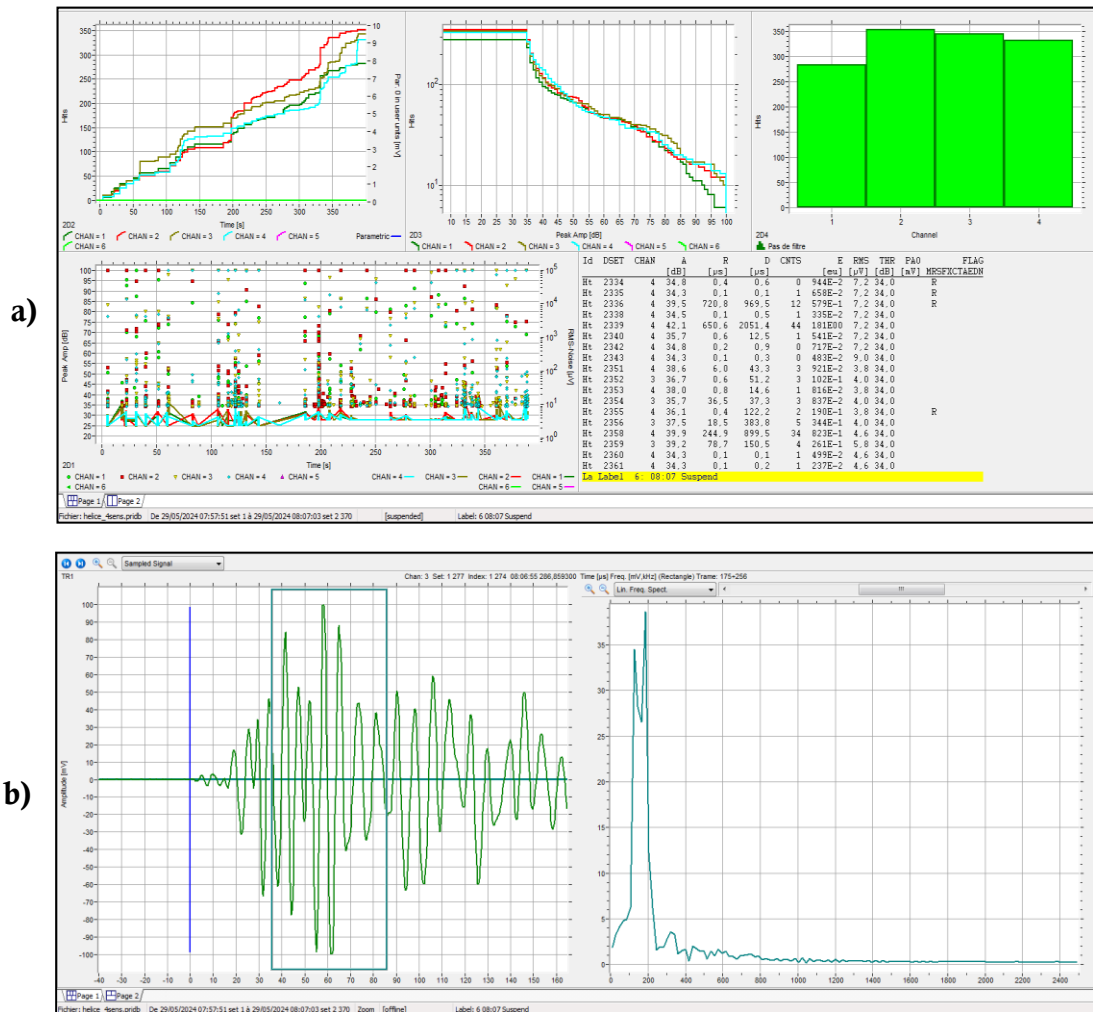


Figure V.14 : Affichage initial des résultats de l'acquisition sous VallenAE-Suite.

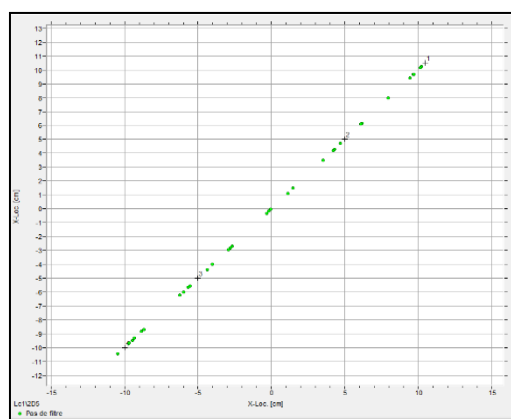


Figure V.15 : Affichage de localisation des défauts sous l'hélice (linear-rod (1D)).

La Figure V.15 fournit une visualisation claire et détaillée de la localisation des défauts le long d'une hélice (1D). Cette représentation aide à identifier rapidement les zones critiques nécessitant une attention particulière.

b) Essai avec deux capteurs :

La Figure V.15 présente la réalisation de l'acquisition des signaux acoustiques sur une hélice munie de 2 capteurs.

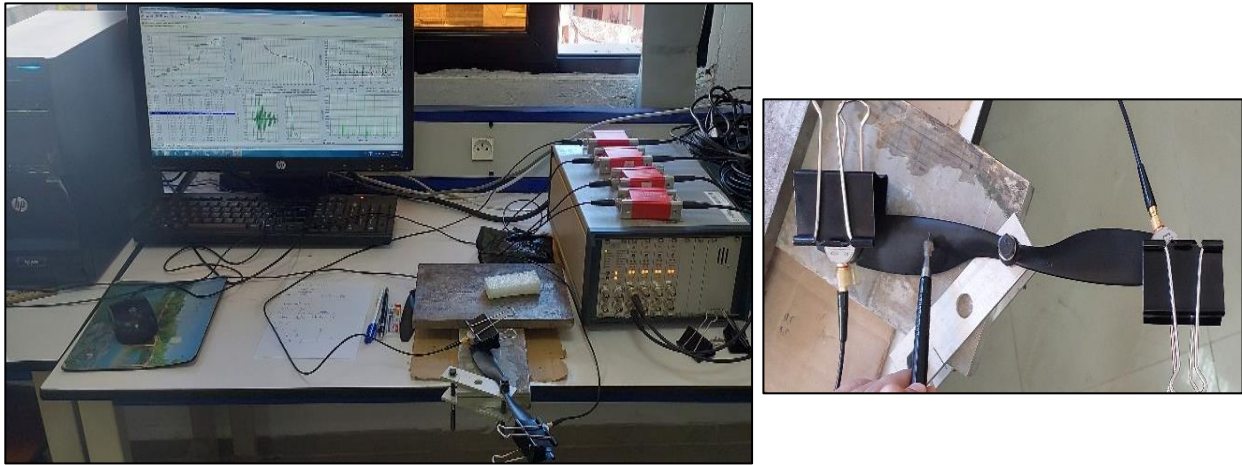


Figure V.16 : Photo réelle de l'expérience sur l'hélice munie de deux capteurs.

L'analyse des données recueillies lors de cette expérience a abouti à l'extraction de deux bases de données, comme indiqué ci-après :

- La première :

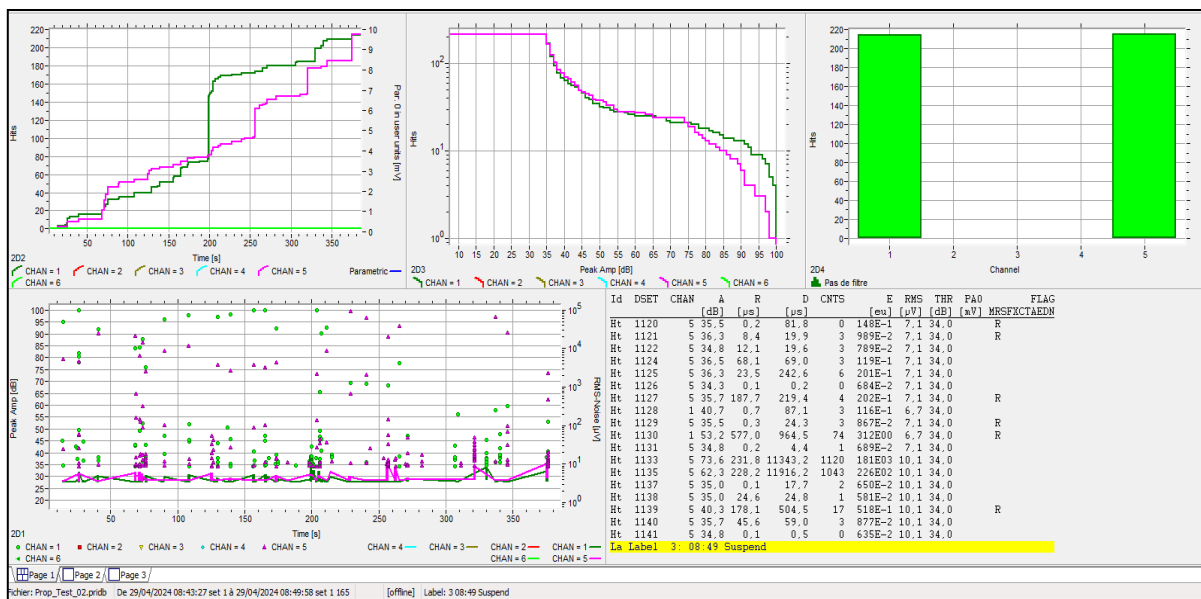


Figure V.17 : Affichage initial des résultats de l'acquisition sous VallenAE-Suite.

La détection de la différence des temps d'arrivées d'un hit (cassure d'une mine) et le spectre fréquentiel par rapport aux deux capteurs, est montré dans la Figure V.18.

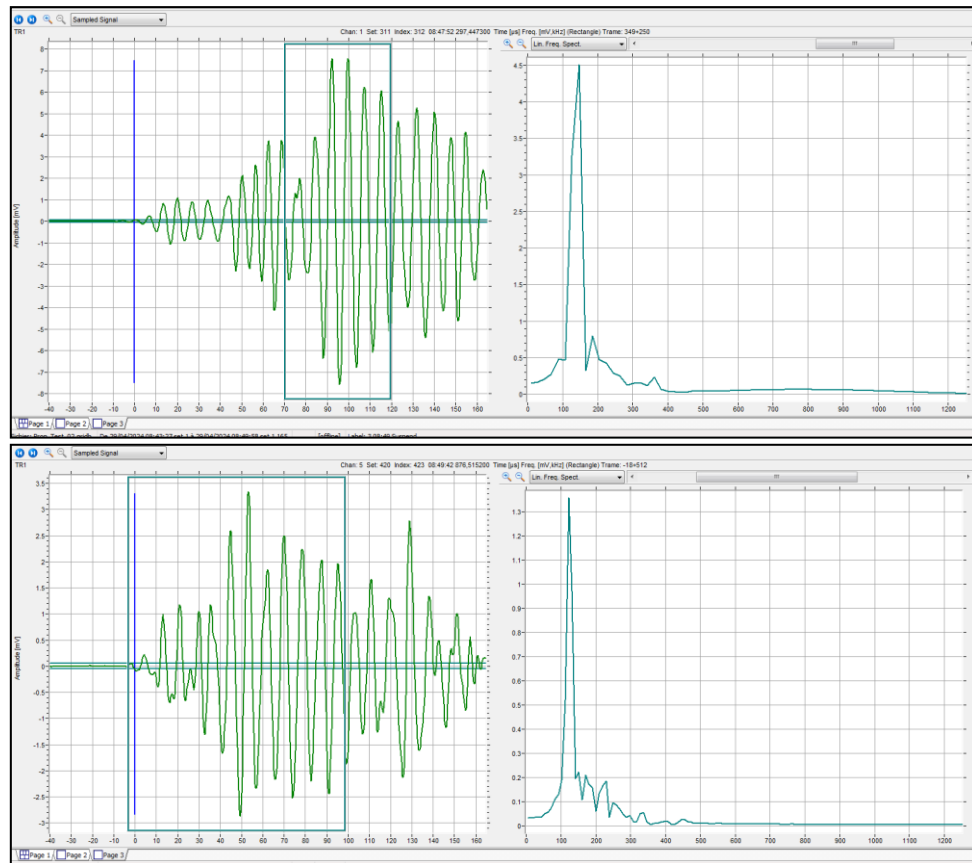


Figure V.18 : Affichage des deux signaux acoustiques dans le domaine temporel et fréquentiel (FFT).

De la Figure V.18, il est clair que le 2^{ème} capteur (Ch05) détecte le hit plus rapidement (temporel : 52 μ s, fréquentiel : 120 KHz), que le 1^{er} capteur (Ch01).

- La deuxième :

Les résultats de cet essai enrichi d'un nombre de cassures (Défauts) élevés, sont obtenus sous le logiciel Vallen AE-Suite, selon la Figure V.19.

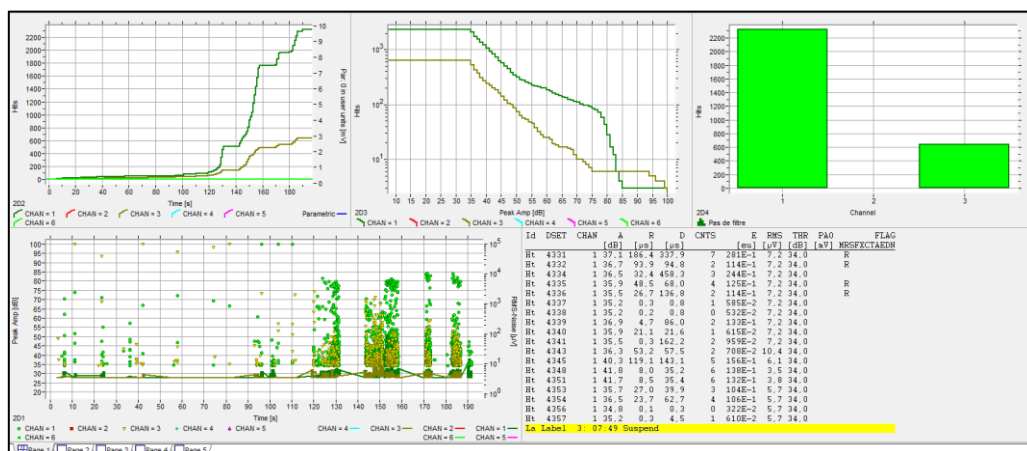


Figure V.19 : Affichage initial des résultats de l'essai 4.b de l'acquisition sous Vallen AE-Suite.

La détection de la différence des temps d'arrivées d'un hit (cassure d'une mine) et le spectre fréquentiel par rapport aux deux capteurs, est montré dans la Figure V.20.

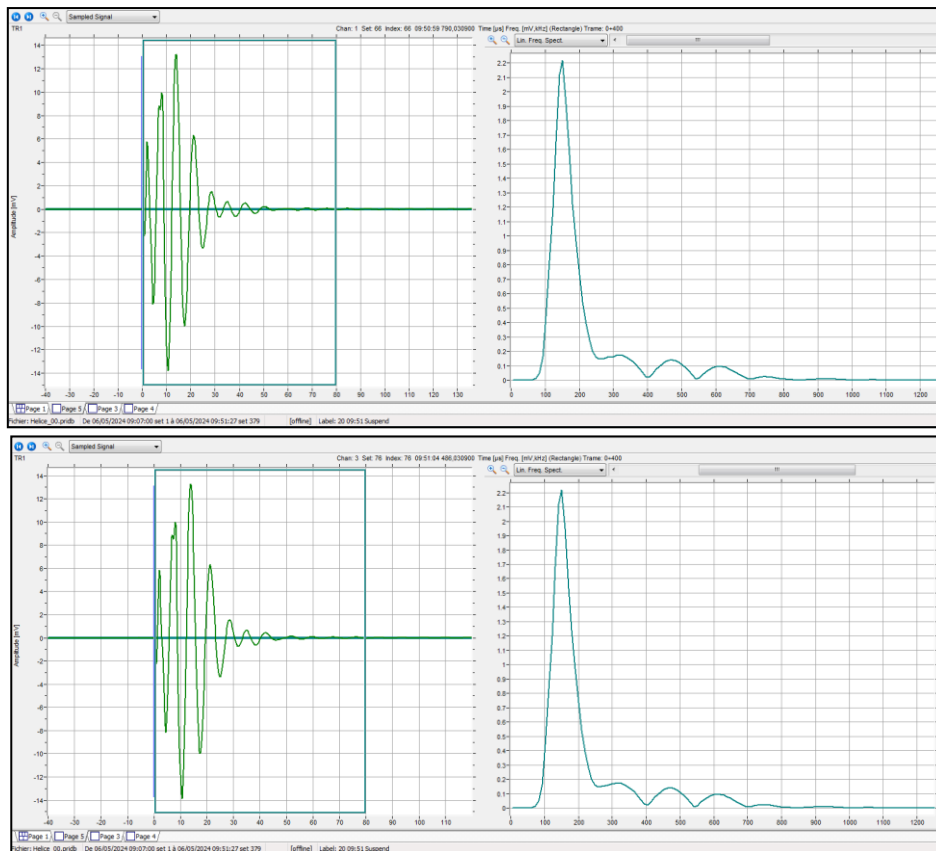


Figure V.20 : Affichage des deux signaux acoustiques dans le domaine temporel et fréquentiel (FFT).

La Figure V.20 montre clairement que les 2 capteurs (Ch01 et Ch03) ont des valeurs très proches des temps d'arrivées (temporels : $15\mu s$, fréquentiels : 150KHz). Ceci est causé que la source (PLB) était au milieu des 2 capteurs.

V.2.5 Essai 5 (Demi-Hélice) :

Au cours de cette expérience, nous avons réalisé quatre essais distincts sur la demi-hélice (DH), comme détaillé ci-suivant, chacun représentant un niveau de fissuration précis, selon les pourcentages montrés dans la Figure V.21.



Figure V.21 : Photo réelle de l'expérience sur la demi-hélice à l'aide d'un seul capteur.

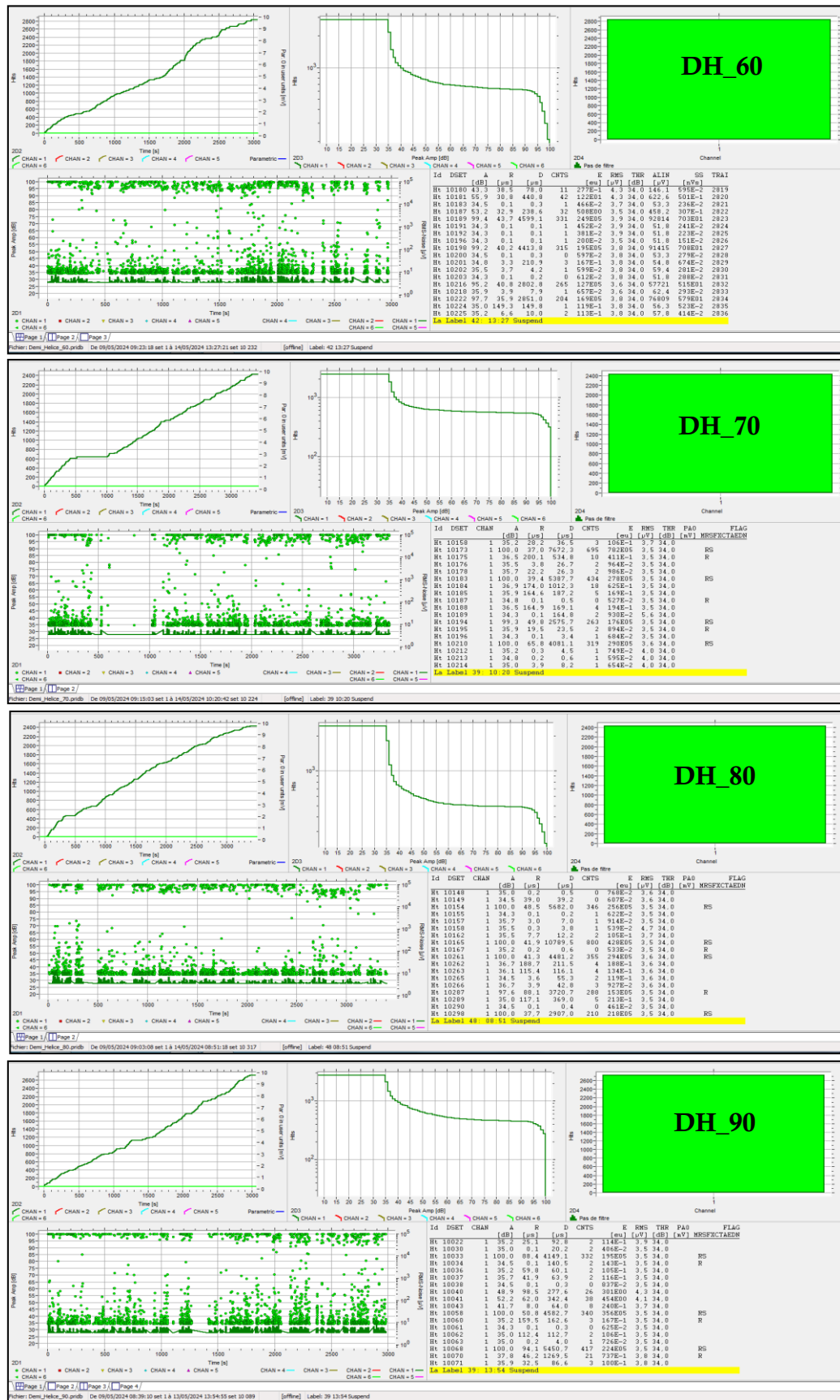


Figure V.22 : Affichage initial des résultats de l'acquisition sous Vallen AE-Suite, pour DH.

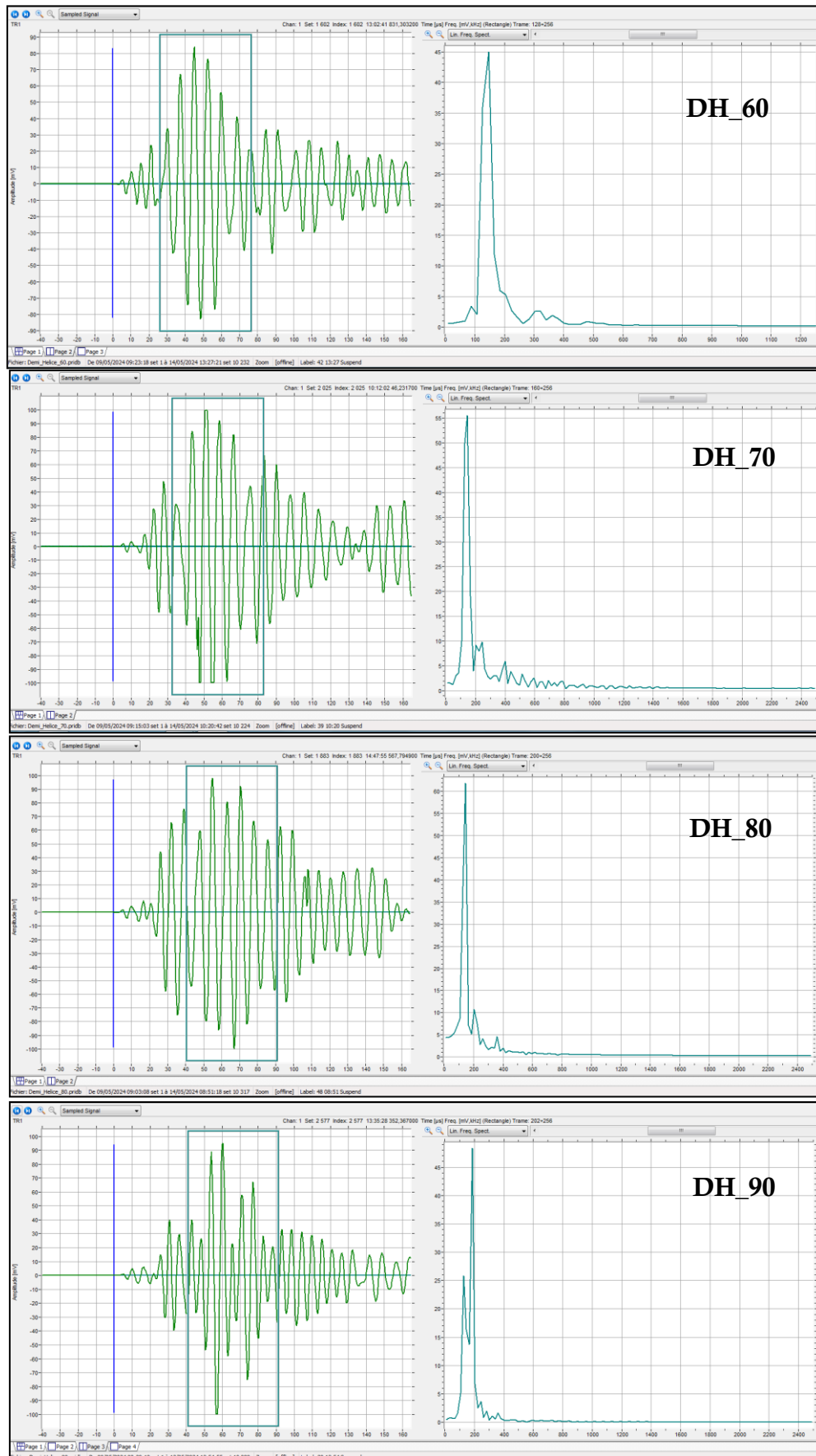


Figure V.23 : Affichage du signal acoustique de la DH dans le domaine temporel et fréquentiel (FFT).

A partir des résultats (BDD) qu'on a obtenu de cet essai, nous voulons traiter cette BDD (contenant quatre classes de défauts) par l'utilisation d'ADD. A ce stade, nous avons rencontré un problème de test de la méthode, car l'entraînement des modèles de classes générés par ADD, ont donnés de bonnes performances, quant à la classification ça n'aboutit pas à reconnaître la bonne classe (la BDD contenait plusieurs évènements générés lors d'un défaut (problème de fixation), ce qui a causé une mauvaise reconnaissance.

V.2.6 Essai 6 (Carbon Fiber) :

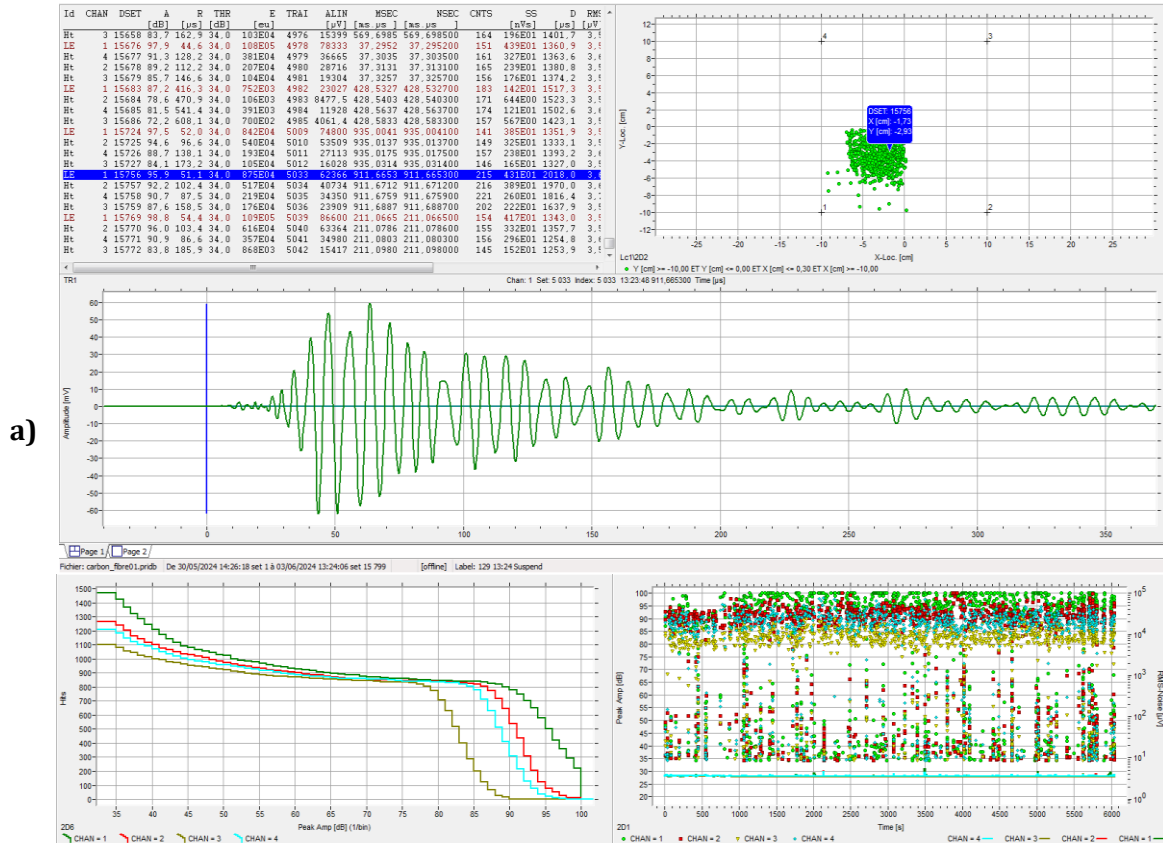
La Figure V.24 présente l'échantillon fibre de charbon (Carbon Fiber (CF)), de forme carrée de dimensions (27-27cm), qui est muni de quatre capteurs, fixés par la graisse sur un support de fixation (une petite table métallique+ plaque polyester).



Figure V.24 : Photo réelle de l'échantillon CF.

Pour le traitement de cet échantillon, nous avons devisé la surface en quatre sous-carrées de dimensions (5-5cm). Les résultats obtenus de cette expérience sont présentés dans les sous-sections suivantes.

a. Carbon_Fiber_01 :



b)

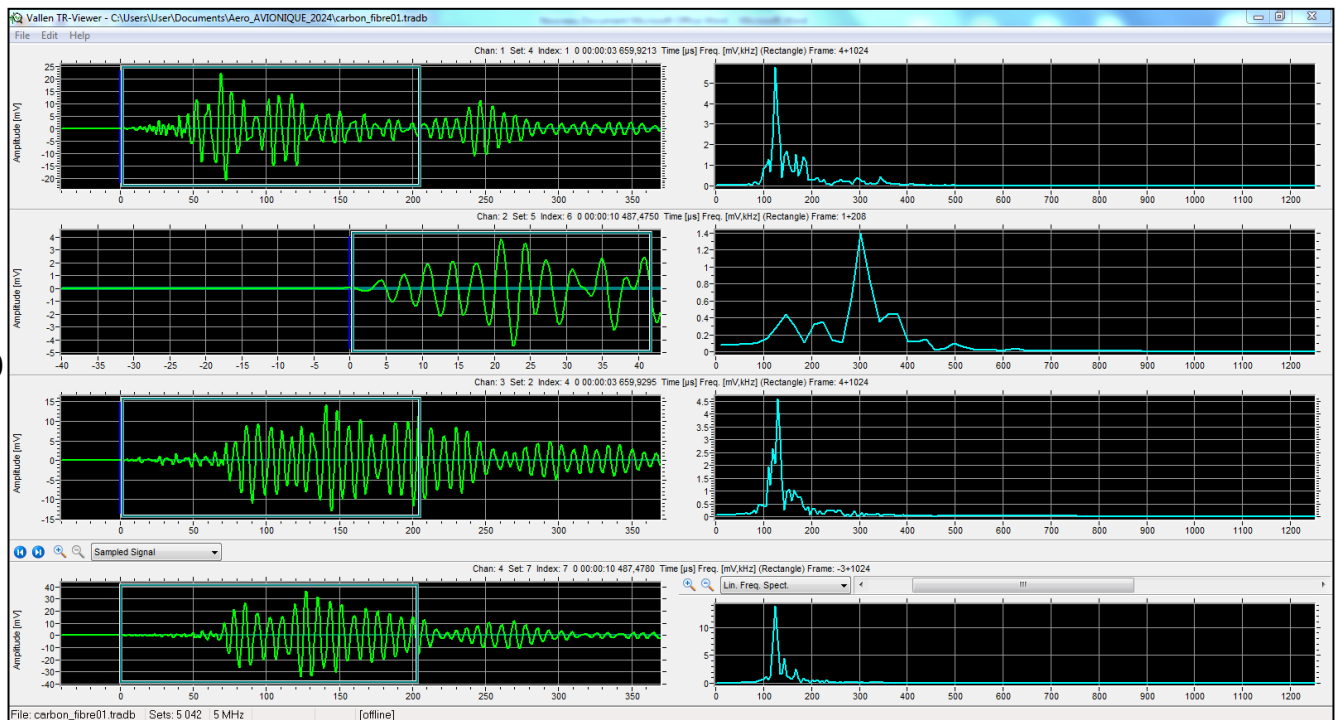


Figure V.25 : a) Affichage initial des résultats de l'acquisition sous VallenAE-Suite, sous-carrés_01 ; b) Affichage des quatre signaux acoustiques dans le domaine temporel et fréquentiel (FFT), avec Vallen-TR-Viewer.

b. Carbon_Fiber_02 :

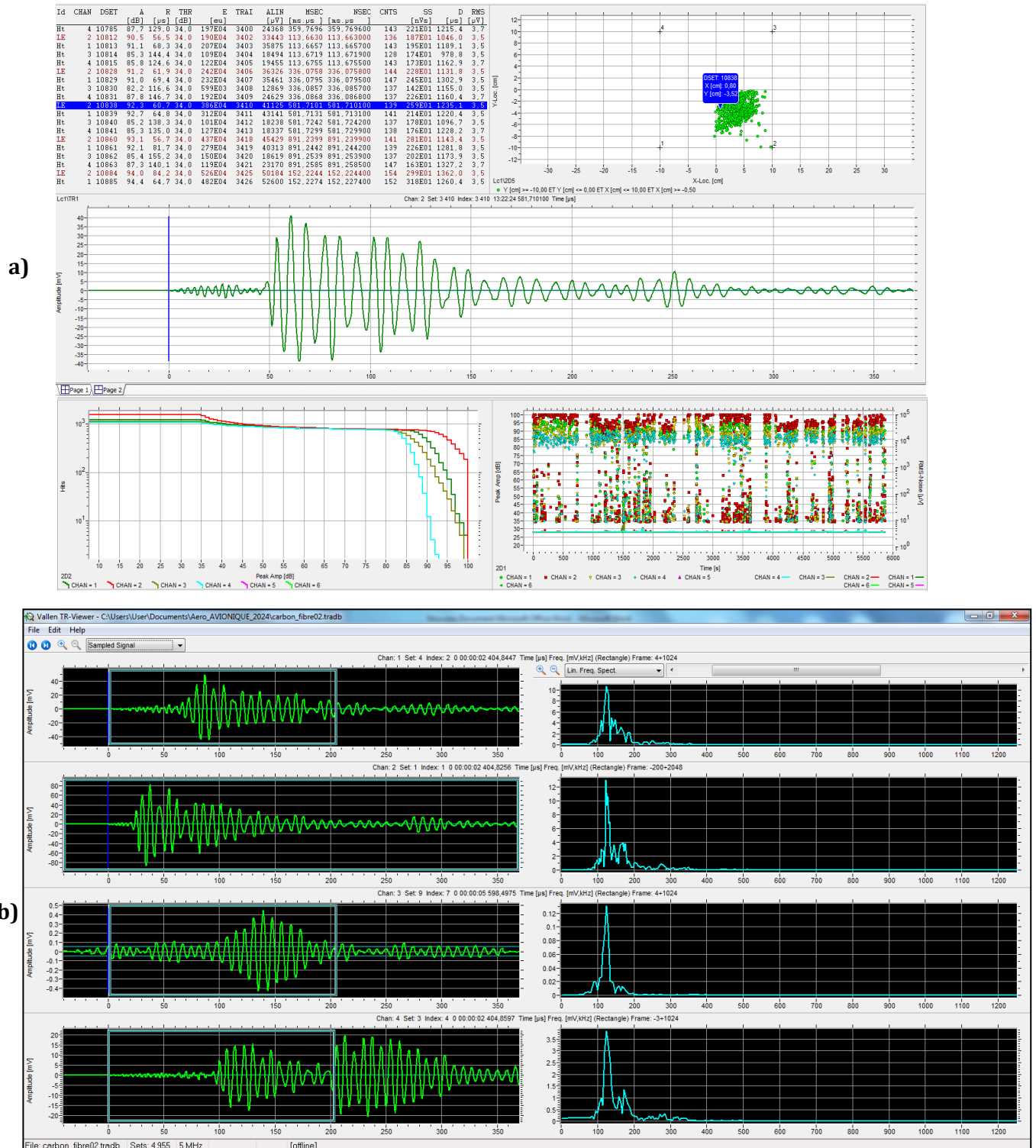


Figure V.26 : a) Affichage initial des résultats de l'acquisition sous VallenAE-Suite, sous-carrés_02; b) Affichage des quatre signaux acoustiques dans le domaine temporel et fréquentiel (FFT), avec Vallen-TR-Viewer.

c. Carbon_Fiber_03 :

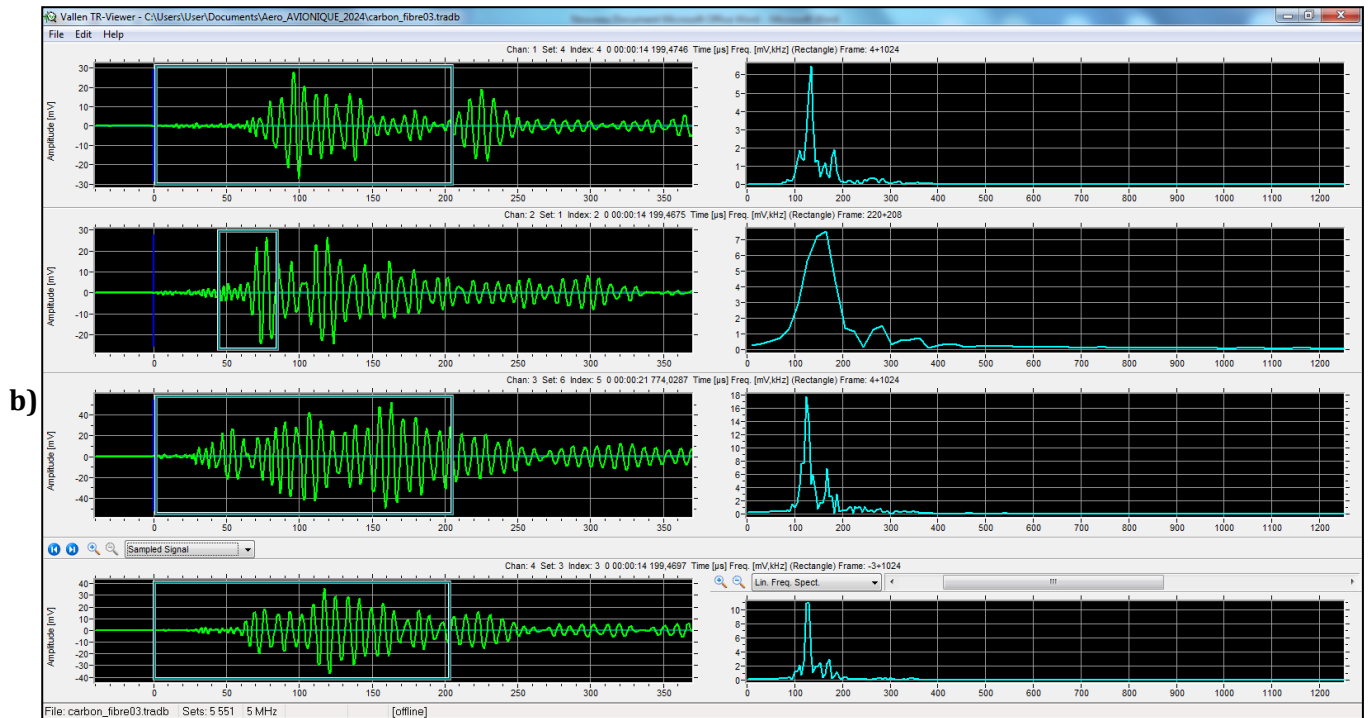
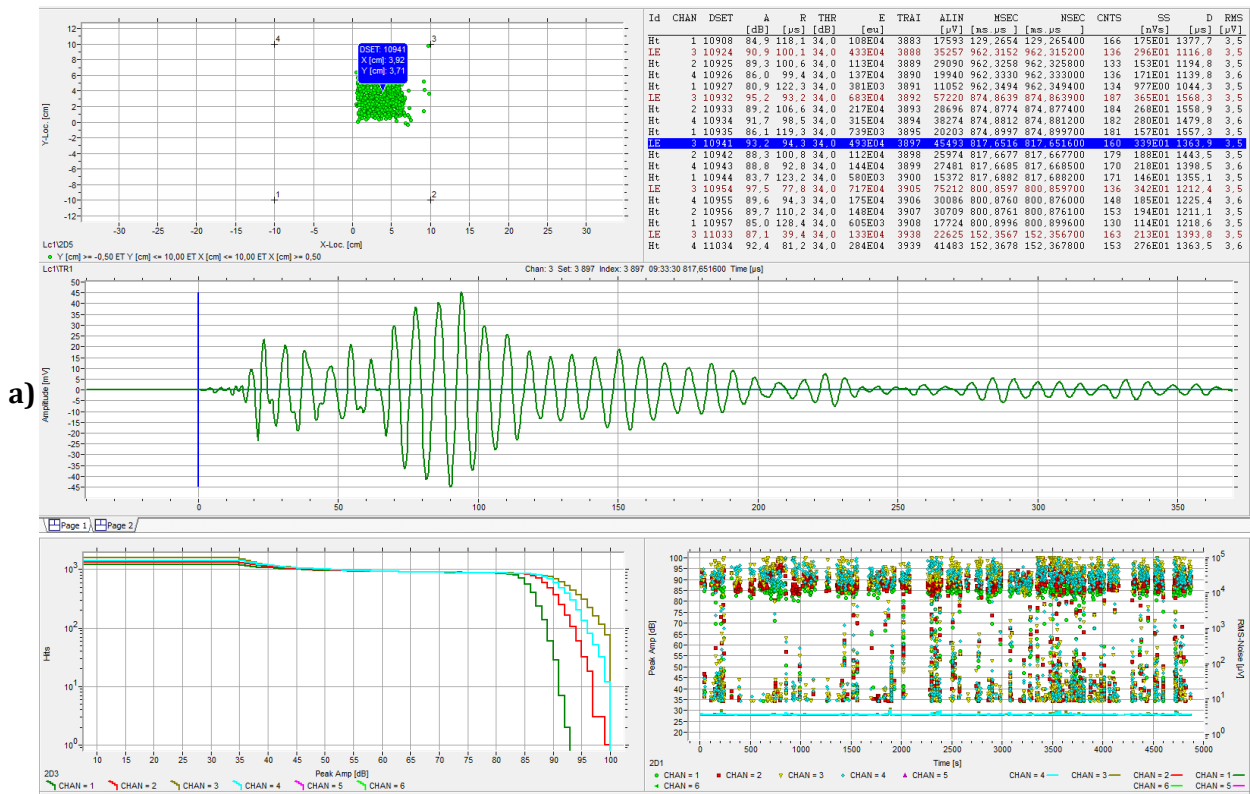


Figure V.27 : a) Affichage initial des résultats de l'acquisition sous VallenAE-Suite, sous-carrés_03; b) Affichage des quatre signaux acoustiques dans le domaine temporel et fréquentiel (FFT), avec Vallen-TR-Viewer.

d. Carbon_Fiber_04 :

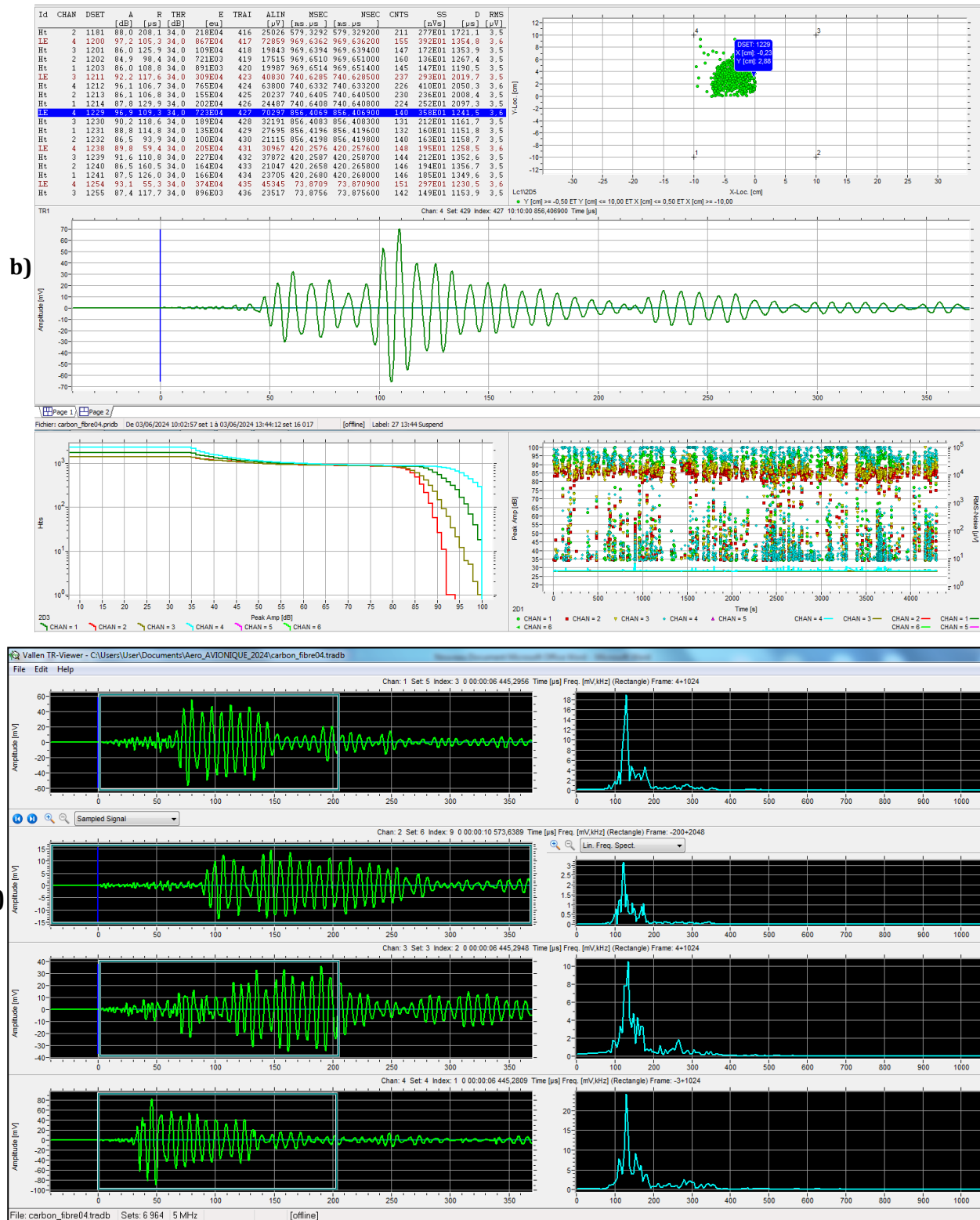


Figure V.28 : a) Affichage initial des résultats de l'acquisition sous VallenAE-Suite, sous-carrés_04; b) Affichage des quatre signaux acoustiques dans le domaine temporel et fréquentiel (FFT), avec Vallen-TR-Viewer.

Nous avons collecté des données de plusieurs sous-carrés comme défini précédemment. Ces données sont des signaux provenant de plusieurs cassures de mine sur CF. les données collectés (BDD) contenant les caractéristiques des signaux EA, que nous avons sauvegardé dans un fichier Excel. Enfin, nous allons rassembler toutes ces données dans un seul fichier afin de les utiliser pour la phase d'apprentissage.

V.3 Traitement de BDD avec RF :

Pour la partie traitement, on a fixé l'étude de la BDD de test 6, car le composite CF est à la base de la structure du drone, qui fait l'objectif de notre étude. Nous créons et entraînons un modèle RF à l'aide des étapes, montrés dans la Figure V.29.

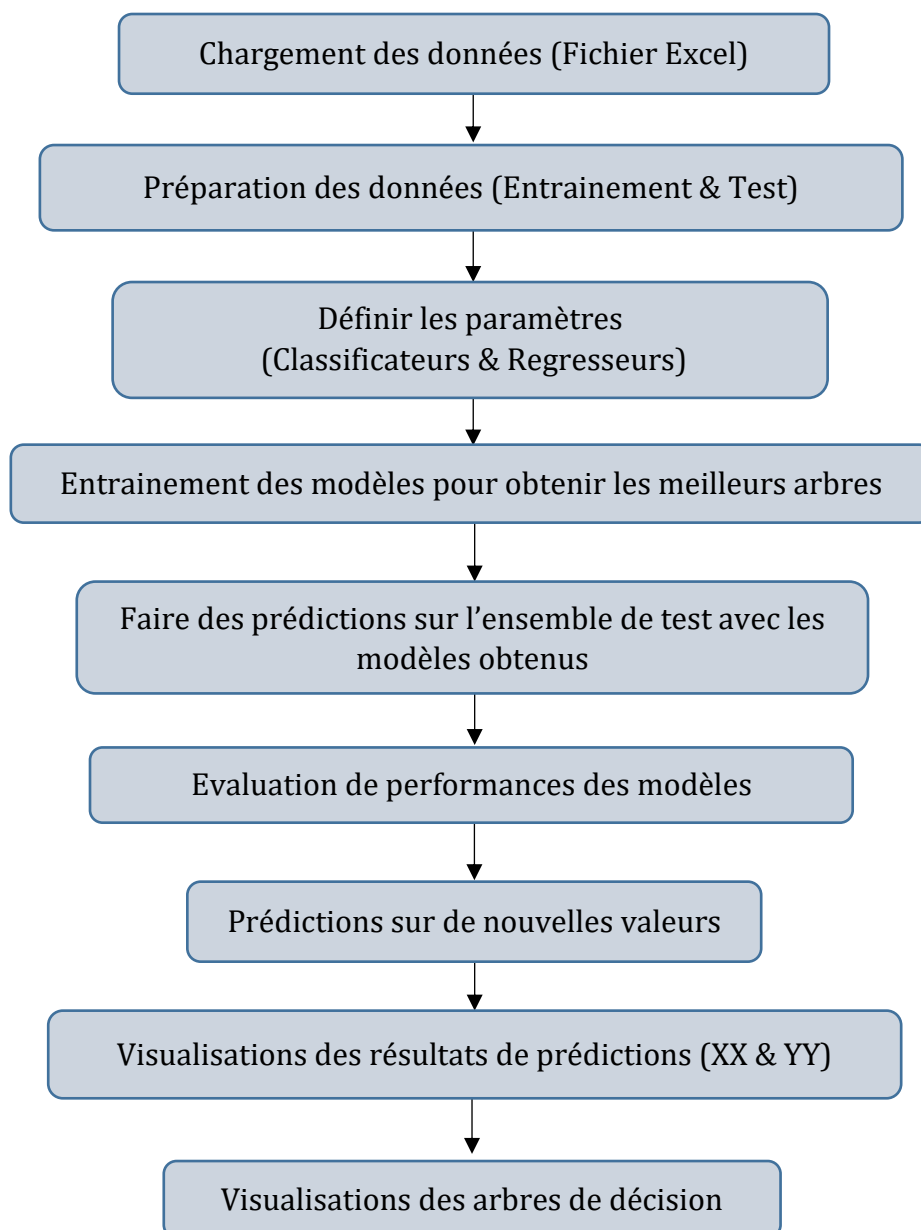


Figure V.29 : Schéma des étapes principales de RF de la BDD_CF.

L'entraînement (Training) décrit dans les étapes du schéma V.29, est le processus d'apprentissage d'un modèle de Machine Learning à l'aide des données disponibles, dans un but de lui permettre la reconnaissance des schémas et des règles présentes dans ces données, ainsi de les utiliser pour prendre des décisions ou analyser de nouvelles données.

Les performances (métriques) sont un ensemble de mesures et de valeurs utilisées pour évaluer les performances des modèles d'apprentissage. Pour comprendre ces performances on doit comprendre les 4 résultats possibles obtenus d'un modèle, montrés dans le Tableau V.1. Pour ceci, on a utilisé la bibliothèque **sklearn.metrics** de Python.

Tableau V.1 : Représentation de 4 résultats possibles pour un modèle.

		Actual	
		Positive	Negative
Predicted	Positive	True Positive	False Positive
	Negative	False Negative	True Negative

- **L'accuracy (accuracy)** est le pourcentage de classifications correctes obtenues par un modèle d'apprentissage formé, c'est-à-dire le nombre de prédictions correctes divisé par le nombre total de prédictions pour toutes les classes. Nous avons utilisé la fonction **accuracy_score()**, décrite par la formule :

$$Accuracy = \frac{TN + TP}{TN + FP + TP + FN} \quad (V.1)$$

- **Précision (Precision)** : La précision fait référence au nombre de vrais cas positifs divisé par le nombre total de prédictions positives (c'est-à-dire le nombre de vrais positifs plus le nombre de faux positifs). Nous avons utilisé la fonction **precision_score()**, décrite par la formule :

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (V.2)$$

- **Rappel (Recall)** : Rappelons que le taux positif réel (TPR) est le pourcentage d'échantillons de données qu'un modèle d'apprentissage identifie correctement l'appartenance à une classe d'intérêt — la « classe positive » — sur l'ensemble des échantillons de cette classe. Nous avons utilisé la fonction **recall_score()**, décrite par la formule :

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (V.3)$$

• **Score de F1 (F1_Score)** : Le F-score est une façon de combiner la précision et le rappel du modèle, et il est défini comme la moyenne harmonique de la précision et du rappel du modèle. Nous avons utilisé la fonction **f1_score ()**, décrite par la formule :

$$F1_score = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (V.4)$$

Après avoir calculé ces quatre indicateurs, nous les avons affichés sur l'écran série montrés dans Figure V.30.

Accuracy: 98.11%
F1 Score: 0.98
Training Score: 100.00%
Testing Score: 98.11%

Figure V.30 : Résultats performance du model de l'apprentissage automatique.

Les résultats d'apprentissage et test de RF sont montrés dans la Figure V.310

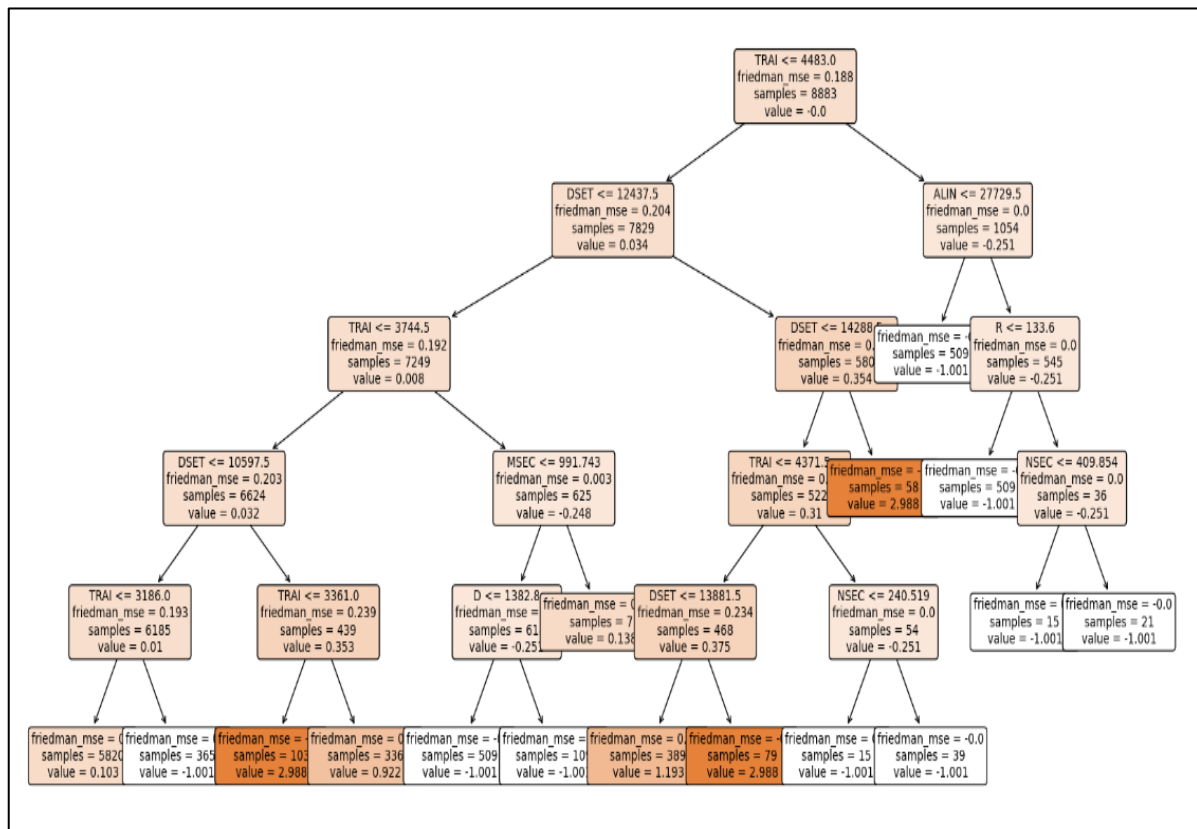


Figure V.31 : Résultats de l'arbre du modelé développé de l'apprentissage selon RF.

Dans la Figure V. 32, on peut voir les résultats des tests effectués, de notre test du modèle qui pourrait faire la détection et l'identification ainsi que la localisation.

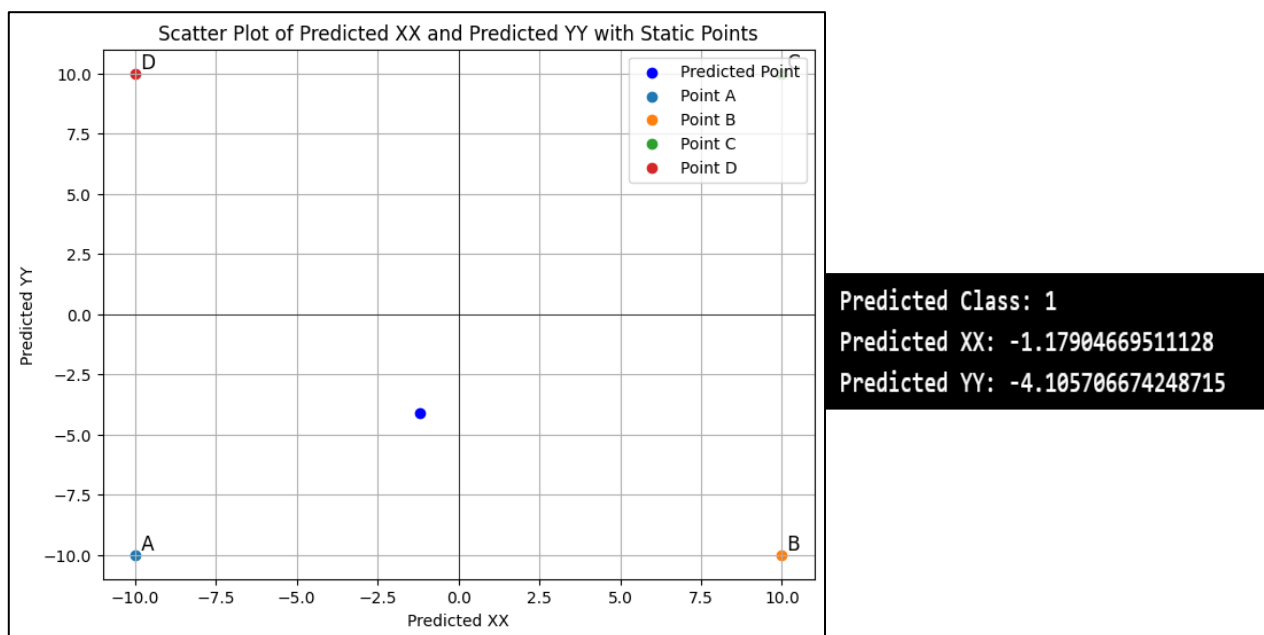


Figure V.32 : Résultat de test de la classification et localisation du défaut de class_01.

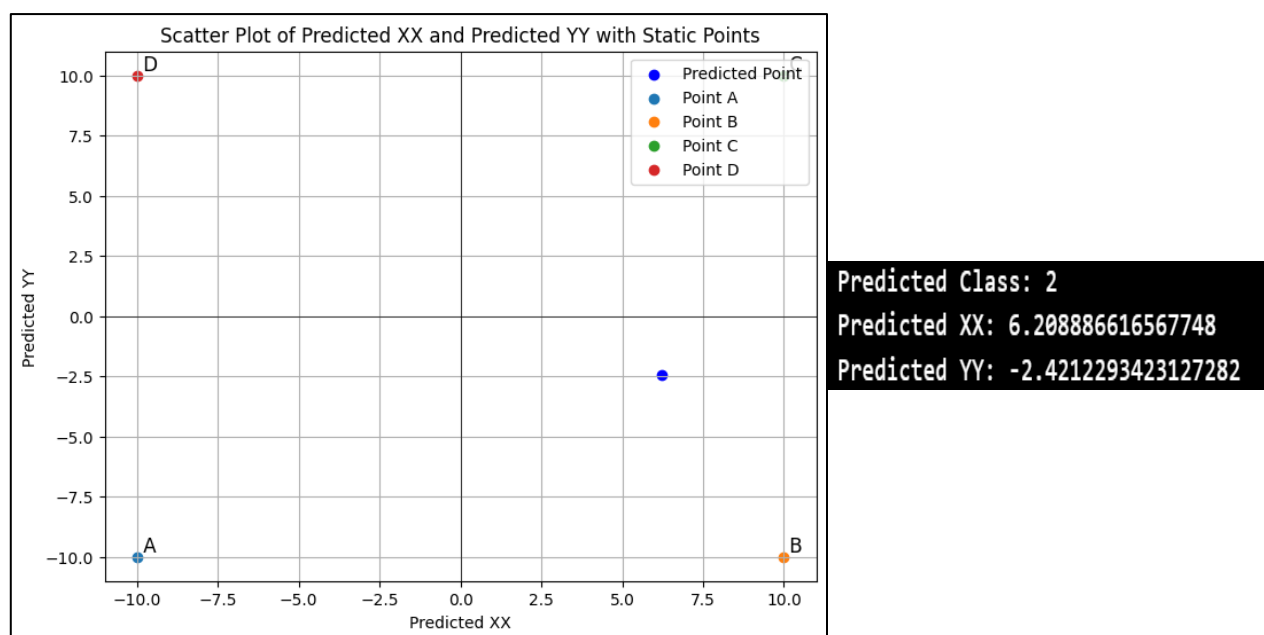


Figure V.33 : Résultat de test de la classification et localisation du défaut de class_02.

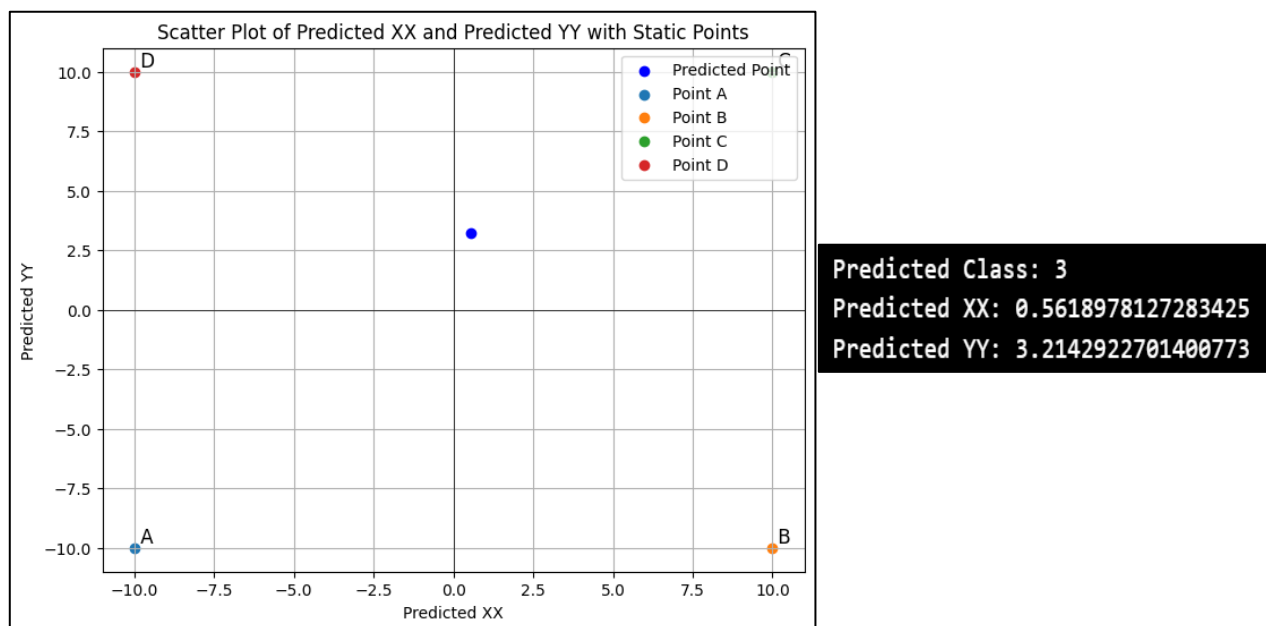


Figure V.34 : Résultat de test de la classification et localisation du défaut de class_03.

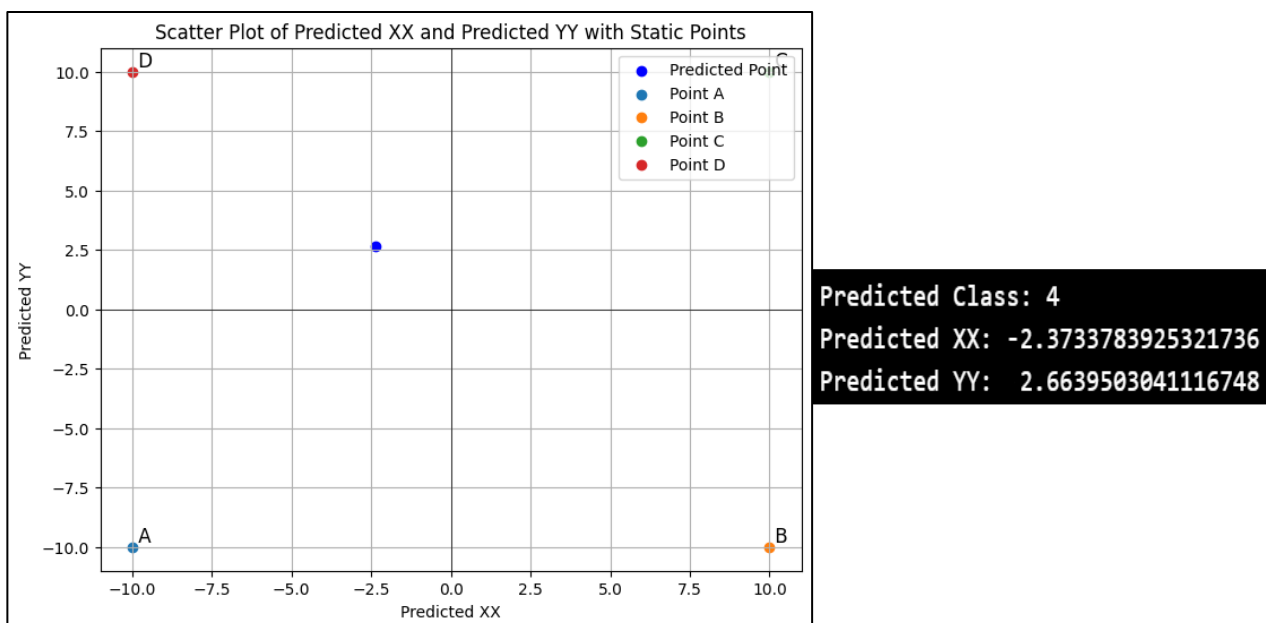


Figure V.35 : Résultat de test de la classification et localisation du défaut de class_04.

Classification Accuracy: 98.11%
 Classification F1 Score: 0.98
 XX Mean Squared Error: 2.13
 XX R2 Score: 0.86
 YY Mean Squared Error: 2.07
 YY R2 Score: 0.85

Figure V.36 : Résultat de métriques issues du test.

```
Mean Squared Error: 2.04
R2 Score: 0.85
Training Score: 99.45%
Testing Score: 85.49%
```

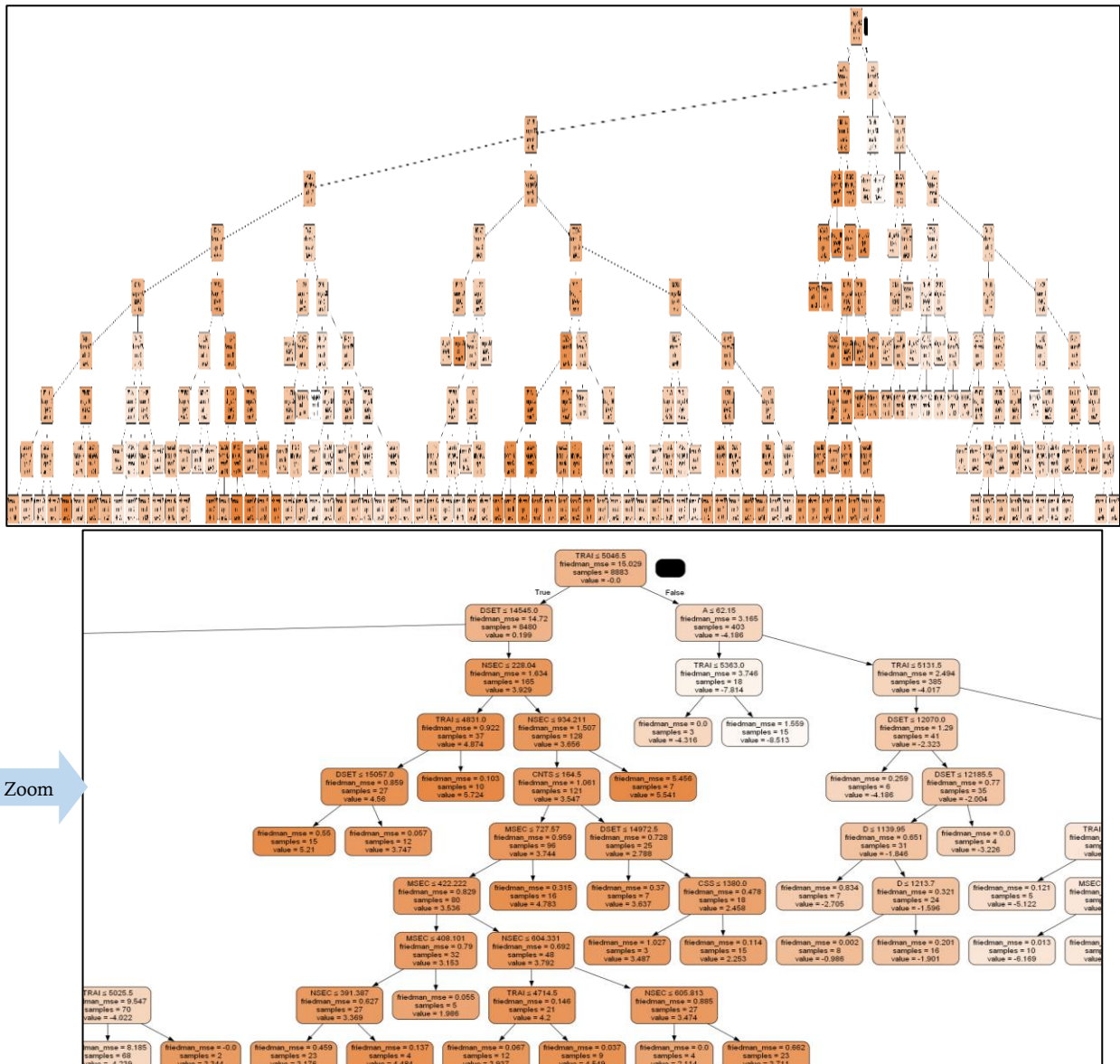


Figure V.37 : Résultats de l'apprentissage selon RF, Class XX.

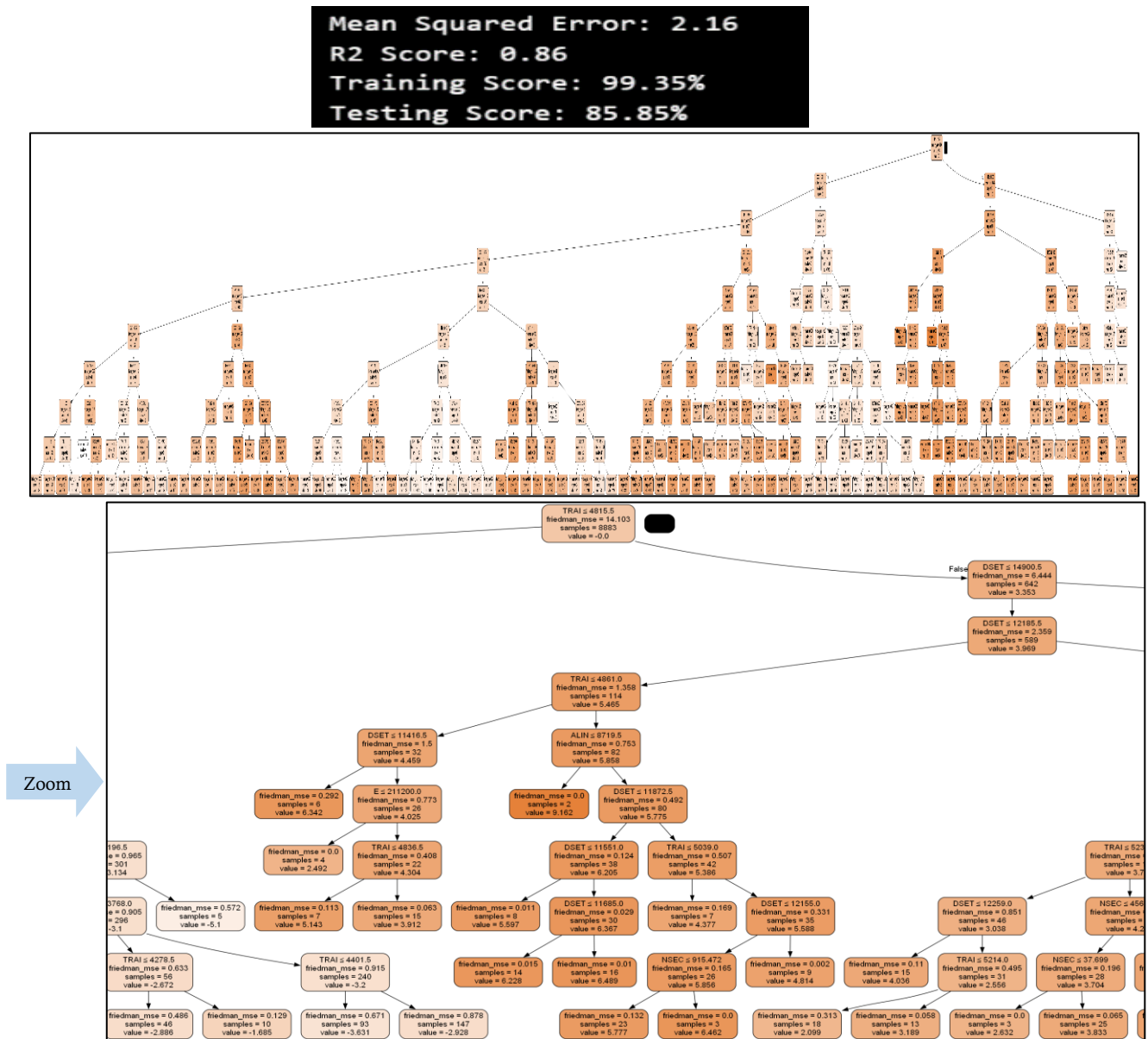


Figure V.38 : Résultat de l'apprentissage selon RF, Class YY.

Il est important pour obtenir des calculs bien précis et fiable, qu'il ne faut pas que notre système ait traité subit des vibrations, parce qu'une petite vibration peut causer de faux calculs et cela conduit à une fausse classification.

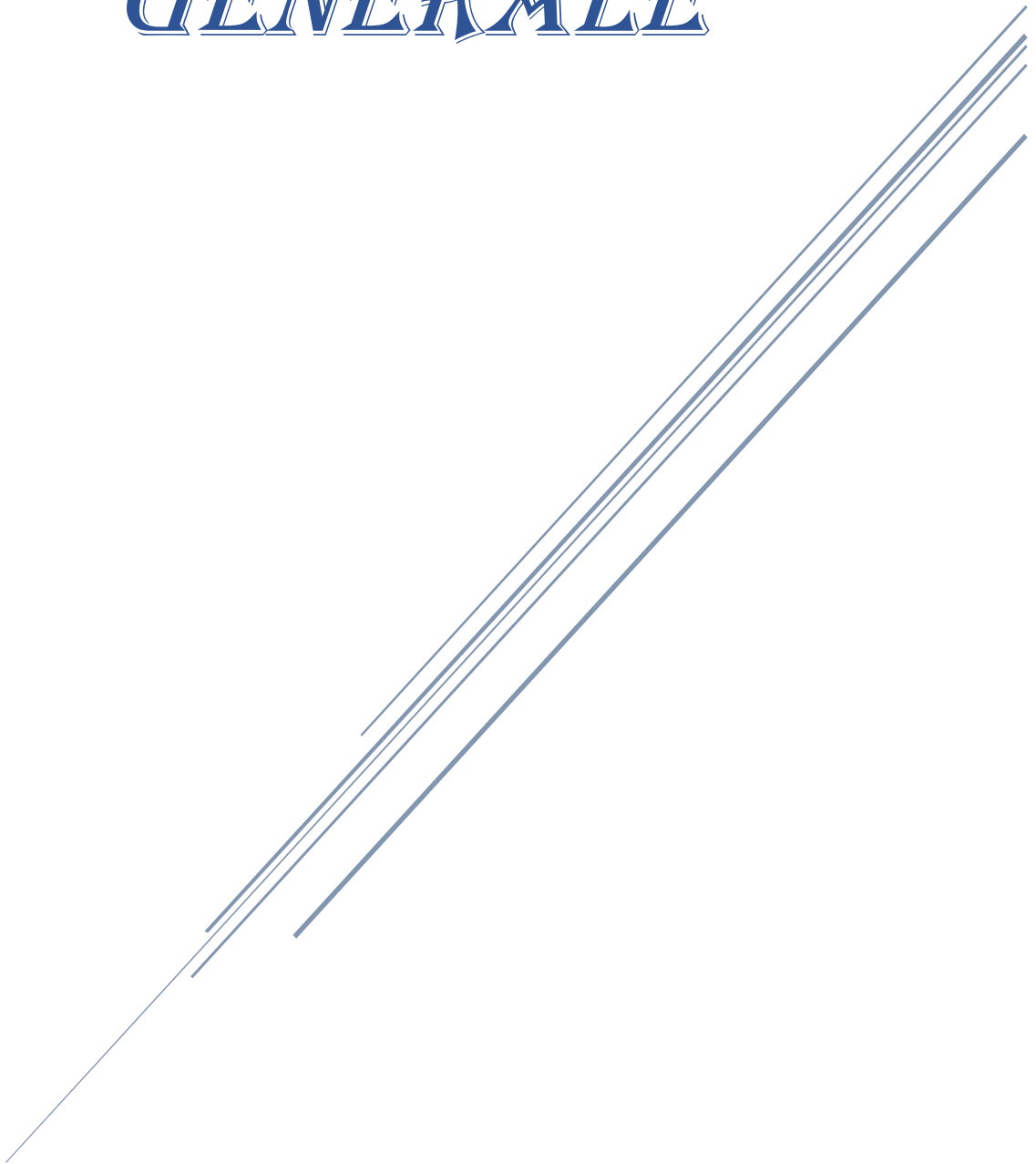
Une autre note : les capteurs ont toujours une zone de silence, ce qui signifie qu'ils ne détectent pas les événements très proches des capteurs. Cela entraîne un décalage pouvant atteindre 2 cm dans la précision de localisation des événements. De plus, étant donné que la plaque est de petite dimension, les capteurs sont plus proches les uns des autres, ce qui a entraîné une précision réduite (moins de 100%). Cette proximité a également contribué à l'extension de la zone de silence.

V.4 Conclusion :

Dans ce chapitre 5, nous avons présenté les grandes étapes développées pour la réalisation du projet, ainsi que les résultats obtenus. Nous avons présenté les six essais qu'on a fait sur les différents échantillons, pour obtenir plusieurs BDDs. Ensuite, nous avons détaillé le traitement de ces BDDs. Pour ceci, nous avons essayé de collecter une BDD, qui est riche en mesures concernant le CF matière essentielle pour la structure de drone, afin d'utiliser cette BDD dans notre algorithme d'apprentissage (RF), destiné à la détection, l'identification et la localisation des défauts. Après avoir suivi ces étapes, nous avons testé notre programme développé sous Python, qui a donné de bons résultats avec une précision élevée de 98,11 % et une localisation correcte des endommagés (sur le plan 2D : (x, y)), atteignant plus de 85 %.

CONCLUSION

GENERALE



CONCLUSION GÉNÉRALE

Dans le cadre du diagnostic et de la surveillance de la santé des structures aéronautiques, en particulier les drones, ce projet a exploré le potentiel des méthodes de Contrôle Non Destructif (CND) basées sur l'émission acoustique (EA), couplées à l'apprentissage automatique (ML) pour l'analyse et l'interprétation des signaux EA afin de détecter et de caractériser les défauts avec précision.

Les principales réalisations de ce projet comprennent :

- Instrumentation de l'équipement d'acquisition AMSY-6 pour la collecte de signaux EA à partir d'échantillons de drones, incluant des hélices et des structures en composite de fibre de carbone.
- Création de défauts artificiels contrôlés sur les échantillons de drones à l'aide d'un porte-mine (PLB).
- Acquisition, détection et stockage des signaux EA dans un PC pour la construction d'une base de données (BDD).
- Développement d'algorithmes de traitement du signal pour la classification et la localisation des défauts à partir des signaux EA.
- Validation des algorithmes de traitement du signal sur la BDD des signaux EA.
- Exploration de techniques de ML, particulièrement RF pour l'analyse et le traitement des données acoustiques avec une précision élevée.

Les résultats de ce projet démontrent la faisabilité de l'utilisation des méthodes EA couplées au ML pour le diagnostic et la surveillance de la santé des structures aéronautiques. Les algorithmes développés ont montré des performances prometteuses dans la classification et la localisation des défauts à partir des signaux EA.

Ce projet ouvre la voie à des recherches futures dans plusieurs directions, notamment :

- Amélioration des algorithmes de traitement du signal et d'apprentissage automatique (RF) pour une meilleure précision et une meilleure robustesse.
- Extension de la méthodologie à d'autres types de structures et de matériaux.
- Développement d'un système de CND portable basé sur l'EA et le ML pour une application sur le terrain.

En conclusion, ce projet a apporté une contribution significative à l'avancement des techniques de CND pour les structures aéronautiques. Les résultats obtenus ont le potentiel de révolutionner la maintenance et la surveillance de ces structures critiques, en améliorant la sécurité et la fiabilité des opérations.

ANNEXE

FICHE TECHNIQUE DE PROJET STARTUP 1275

**MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE
LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE**



Université Blida 1

**Institut d'Aéronautique et des Etudes Spatiales
IAES**



Mémoire de fin d'études

**En vue de l'obtention du diplôme « une startup » / un
diplôme « un brevet » dans le cadre de l'arrête ministériel
N° 1275**

Domaine : Sciences et Technologies

Département : Construction Aéronautique

Spécialité : Avionique

Intitulé du Projet :

**« Utilisation de l'Intelligence-Artificielle pour aide au
diagnostic en Contrôle-Non-Destructif d'un Aéronef »**

Code de projet : 05_15_70

**Projet Startup présenté dans le cadre de l'arrête ministériel "1275",
assurée par Institut d'Aéronautique et des Etudes Spatiales IAES**

Présenté par :

- 1- ALLOUI Souhila Nihed
- 2- TAIA Haithem Chems Eddine
- 3- BOUALI Oualid

Encadré par :

Encadreur : TCHOKETCH KEBIR Selma
Co-encadreur : CHEGGAGA Nawel

Formateurs :

Krim Mohamed
Lebsir Abdekader

Année académique : 2023/2024



**MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
Université Blida 1**



**Institut d'Aéronautique et des Etudes Spatiales
IAES**

Mémoire de fin d'études

**En vue de l'obtention du diplôme « une startup » / un
diplôme « un brevet » dans le cadre de l'arrêté
ministériel N° 1275**

**Domaine : Sciences et Technologies
Département : Construction Aéronautique
Spécialité : Avionique**

Intitulé du Projet :

Structuration et planification du projet de :

**« Utilisation de l'Intelligence-Artificielle pour aide au
diagnostic en Contrôle-Non-Destructif d'un Aéronef »**

Projet de **Startup** présenté dans le cadre de l'arrêté ministériel "1275", assurée par Institut d'Aéronautique et des Etudes Spatiales. IAES

Devant le jury composé de :

Membres des jurys	Nom et prénom	Grade	Etablissement	Signature
Président	Dr. TAHRAOUI Sofiane	MCB	Univ. Blida 1	
Encadreur	Dr. TCHOKETCH KEBIR Selma	MCA	CRTI -Cheraga	
Co-encadreur	Pr. CHEGGAGA Nawel	MCB	Univ. Blida 1	
Examineur	Dr. OTMANE Fadhèla	MCB	Univ. Blida 1	
Représentant incubateur /Maison de l'entrepreneuriat	Dr. LEBSIR Abdelkader	MCB	Univ. Blida 1	
Représentant du partenaire économique	Mr. BONATIRO Hatem		Experte SPA - CSC	
Responsable du Centre d'Appui à la Technologie et à l'Innovation			Univ. Blida 1	

Année académique : 2023/2024



Carte d'information

A propose de l'équipe d'encadrement du groupe de travail

Equipe de l'Encadrement du Groupe principale (à titre indicatif)	SPECIALITE	FACULTE	ETABLISMENT
Encadrante 01 : Dr. TCHOKETCH KEBIR Selma	Traitement de Signal et d'Imagerie, Electronique	CRTI	CRTI, Cheraga
Encadrante 02 : Pr. CHEGGAGA Nawel	Avionique	IAES	Univ. Blida 1

A propose de l'équipe du projet du groupe de travail

Equipe du projet du Groupe principale (à titre indicatif)	SPECIALITE	FACULTE	ETABLISMENT
Etudiante 01 : ALLOUI Souhila Nihed	Avionique	IAES	Univ. Blida 1
Etudiant 02: TAIA Haithem Chems Eddine	Avionique	IAES	Univ. Blida 1
Etudiant 03 : BOUALI Oualid	Avionique	IAES	Univ. Blida 1

Introduction :

La technologie et l'intelligence industrielle ont connu une évolution remarquable dans le monde contemporain, offrant ainsi de nouvelles opportunités dans de multiples domaines, y compris celui de l'industrie. Dans cette situation, la gestion et la maintenance des installations industrielles complexes de petite ou grande taille représentent des défis essentiels. Il est essentiel de mettre en place une approche novatrice afin d'assurer leur bon fonctionnement, leur efficacité et leur durabilité.

Le secteur industriel tel que l'aéronautique (l'industrie sensibles) est particulièrement propice à l'innovation et à l'utilisation de nouvelles technologies. C'est est un secteur industriel de plus en plus exigeant du point de vue des techniques de maintenance employées. En plus, les techniques de contrôles évoluent à cause de l'augmentation de complexité de leurs structures.

Pour trouver des solutions répondant à ces critères, des techniques de contrôles non destructifs (CND) ont été développées. Comme vu précédemment, il existe plusieurs méthodes de CND, parmi eux l'EA est l'une des plus performante, tel qu'on a prouvé par le développement de notre projet. Le procès d'EA dépend d'un grand nombre de facteurs comme les propriétés physiques de la pièce à vérifier (matériels constituant), les dimensions et la nature des défauts recherchés. Les conditions d'exécution de chaque méthode ont des limitations en termes d'efficacité : rapidité en temps, réduction de coûts et minimisation des risques.

C'est dans ce contexte que les avancées des technologies et de l'IA, jouent un rôle important dans le domaine du contrôle des grandes installations (pipelines) et des petites structures (aubes de turbines et joints). Les algorithmes d'ML peuvent analyser les données collectées par les capteurs, détecter les anomalies, faire des rapports et prévenir de pannes potentielles et optimiser les opérations de contrôle, en prenant en compte la taille et la complexité des installations. De plus, ils offrent des solutions inventives pour automatiser les tâches laborieuses et répétitives, ce qui permet de libérer du temps et des ressources pour se concentrer sur des activités qui produisent une plus grande valeur ajoutée.

L'impact du ML sur l'industrie est révolutionnaire. En analysant les données collectées des capteurs en temps réel, le ML peut détecter rapidement les problèmes et prédire les pannes, facilitant ainsi la prise de mesures préventives et améliorant la maintenance prédictive. Les algorithmes d'ML constitue également un formidable outil d'aide à la décision.

BUSINESS MODEL CANVAS

Business Model Canvas - BMC

Porteurs de projet :

- 1- ALLOUI Souhila Nihed
- 2- TAIA Haithem Chems Eddine
- 3- BOUALI Oualid

Promoteurs :

- P- TCHOKETCH KEBIR Selma
CO-P- CHEGGAGA Nawel

Code de projet :

05_15_70

Projet Startup : Utilisation de l'Intelligence-Artificiel pour aide au diagnostic en Contrôle-Non-Destructif d'un Aéronef.

Partenaires clés :	Activités Clés :	Propositions de valeur :	Relation Client :	Clients :
• Institutions académiques et de recherche : Collaboration pour la recherche et l'innovation (enrichissement des data sets). • Fournisseurs de technologies : Partenariats avec des Entreprises de CND pour la mise en œuvre et la distribution de la solution, pour l'accès aux technologies et infrastructures nécessaires (logiciels de point) • Organismes de réglementation : Travailler avec les organismes pour garantir la conformité.	• Développement de logiciels : Création et amélioration continue de la solution IA (amélioration de la data base et précision). • Recherche et développement : Innovation pour maintenir la technologie à la pointe. • Marketing et ventes : Promotion de la solution et acquisition de clients. • Support et formation : Assistance aux clients et formation pour une utilisation optimale. • Gestion des partenariats : Collaboration avec des entreprises de CND et autres partenaires stratégiques.	• Analyse CND précise et efficace : Utilisation de l'IA pour améliorer la précision des diagnostics CND. • Réduction des coûts : Moins de besoin de réinspections et de réparations non nécessaires. • Rapidité d'exécution : Accélération du processus d'inspection grâce à l'automatisation partielle ou complète. • Amélioration de la sécurité : Identification proactive des défauts avant qu'ils ne causent des défaillances majeures. • Rapports détaillés : Génération de rapports complets et détaillés pour une meilleure prise de décision.	• Support technique : Assistance continue pour l'intégration et l'utilisation de la solution. • Formation et éducation : Programmes de formation pour aider les clients à utiliser efficacement la technologie. • Service personnalisé : Solutions sur mesure adaptées aux besoins spécifiques des clients. • Communauté en ligne : Forums et groupes de discussion pour les utilisateurs pour échanger des idées et des solutions.	• Industries manufacturières : Usines de production qui nécessitent des contrôles réguliers pour assurer la qualité des produits. • Industries aéronautiques : Entreprises de fabrication et de maintenance d'aéronefs. • Industries pétrolières et gazières : Entreprises qui ont besoin de contrôler l'intégrité des pipelines et autres infrastructures. • Industries ferroviaires : Entreprises responsables de la fabrication et de l'entretien des rails et des trains. • Entreprises de services CND : Sociétés spécialisées dans les inspections et les tests CND.
	Ressources clés :		Canaux :	

	• Équipe de développement (La main-d'œuvre qualifiée) : Ingénieurs logiciels et experts en IA. • Base de données de formation : Données pour entraîner et améliorer les modèles d'IA. • Equipements de CND & logiciels : Serveurs et logiciels nécessaires pour faire fonctionner l'application. • Relations industrielles : Partenariats et connexions avec des leaders de l'industrie. • Capital financier : Fonds pour la recherche, le développement et le marketing.		• Site Web de l'entreprise : Informations, démonstrations de produits et ventes en ligne. • Salons et conférences industriels : Présentations et démonstrations directes aux clients potentiels. • Partenariats avec des entreprises de CND : Collaboration pour intégrer la solution dans leurs services. • Réseaux sociaux : Promotion de la solution et engagement avec la communauté. • Ventes directes : Équipe de vente dédiée pour contacter les clients potentiels.	
Coûts :		Revenus :		
• Développement technologique : Coût de développement et de maintenance du logiciel. • Infrastructure informatique : Coûts des serveurs, stockage et autres ressources informatiques. • Marketing et ventes : Dépenses pour la promotion et l'acquisition de clients. • Salaires et personnel : Rémunération de l'équipe de développement, de support et de vente. • Formation et support : Coût de la formation des clients et du support technique.		• Vente de logiciels : Licence pour l'utilisation du logiciel d'IA. • Abonnements : Modèle d'abonnement pour l'accès aux mises à jour et aux fonctionnalités avancées. • Services de consultation : Aide à l'intégration et à la personnalisation du système. • Maintenance et support : Contrats de support technique et de maintenance. • Formations et certifications : Programmes de formation payants pour les utilisateurs.		



La fiche technique de projet startup 1275



La fiche technique de projet

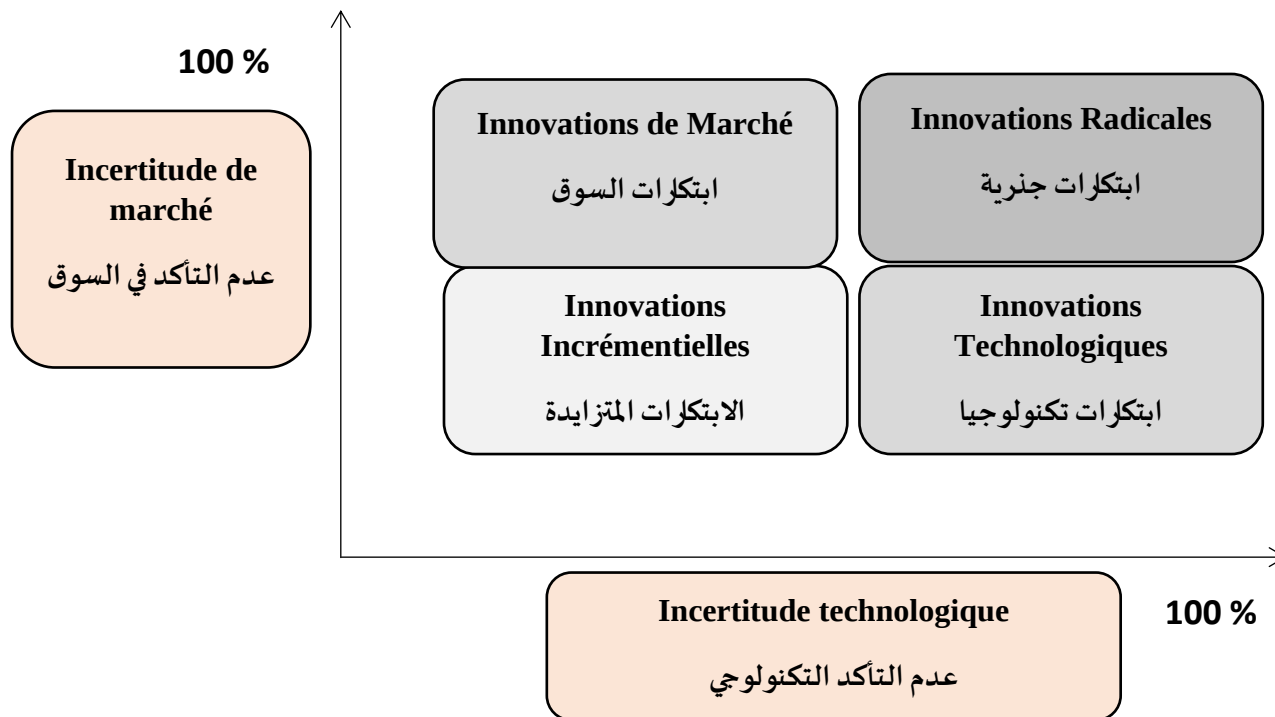
Carte d'information	
ALLOUI Souhila Nihed TAIA Haithem Chems Eddine BOUALI Oualid	الاسم و اللقب Your first and last Name Votre prénom et nom
Infinity TechInspect Home (infinitytechinspect.com) 	الاسم التجاري للمشروع Intitulé de votre projet Title of your Project
Légal en cas d'autorisation	الصفة القانونية للمشروع Votre statut juridique Your legal status
+213 778075280 +213 697612568 +213 698814750	رقم الهاتف Votre numéro de téléphone Your phone number
Contact@infinitytechinspect.com	البريد الالكتروني Votre adresse e-mail Your email address
Cheraga, Alger	مقر مزاولة النشاط (الولاية- البلدية) Votre ville ou commune d'activité Your city or municipality of activity

طبيعة المشروع (طبيعة الابتكار)

La nature de projet

Vente de services.

المنتج ذو طابع إنتاجي أو خدماتي
Vente de marchandises ou de services
Sale of goods or services



- **Innovations du marché :**

Un site web conviviale pour le lancement de demandes.

Approche proactive de prévention des problèmes grâce à la détection précoce des anomalies, aidant les clients à éviter les coûts élevés de réparation et de maintenance.

- **Innovations technologiques :**

Logiciel d'analyse de contrôle à base d'IA qui fait la reconnaissance des défauts, et cela offre une solution innovante pour déterminer avec précision les dimensions des anomalies dans les matériaux en améliorant les performances de la partie soft des appareils.

Nous avons révolutionné l'approche de nos clients en introduisant un site web conviviale pour lancer leurs demandes d'inspection. Cette plateforme intuitive permet aux clients de soumettre des requêtes en quelques clics et de recevoir des rapports détaillés instantanément. Cette innovation numérique simplifie grandement le processus et augmente l'efficacité opérationnelle.

- **Innovations incrémentielles :**

Amélioration de l'efficacité opérationnelle grâce à l'utilisation de nouvelles technologie pour les inspections, réduisant les délais et les coûts associés.

تحديد المشكل الذي يواجهه الزبون Déterminer le problème rencontré par le client	
-La détection des fuites, des fissures et la surveillance des pipelines dans plusieurs domaine (pétrolières et gazières et aéronautique) en Algérie en temps réel. -Aide à la maintenance préventif.	ما هي المشكلة التي تريد حلها؟
Des statistiques de problèmes existants en Algérie.	ما هي البيانات المتوفرة لديك التي تدل على وجود المشكلة المحددة؟
Il n'y'a pas d'autres études existantes.	ما هي المشاريع الأخرى التي استهدفت نفس المشكلة والتي جرى تنفيذها؟
- L'objectif principal de ce projet est de concevoir, développer et remplacer les équipements du CND compliqué, couteux et non disponible dans le marché national. Cela sera réalisé en utilisant une combinaison de capteurs avancés, tels qu'une caméra thermique infrarouge ,capteurs ultrasons et des techniques d'intelligence artificielle basées sur arbre de décision simple et aléatoire pour offrir une solution de surveillance efficace, rapide ,économique et respectueuse de l'environnement pour prévenir les incidents majeurs (Suffocation gazeuse , les endroits étroits) à travers des drones équipé par cette méthode , réduire les risques environnementaux et économiques, et améliorer la sécurité des personnels et infrastructures pétrolières et gazières.	ماهي أهداف مشروعك و/أو نتائجه المتوقعة؟

Proposition de valeur ou l'offre faite

القيمة المقترحة وفق المعايير التالية

La valeur proposée selon les critères suivants

القيمة المقترحة وفق المعايير التالية	
/	القيمة بالتخصيص
/	القيمة بالسعر
/	القيمة بالتصميم
/	القيمة بالأداء العالي
/	القيمة بالخدمة الشاملة
/	قيم أخرى

محتوى مخطط العمل للمشروع

Business Model Canvas – BMC

1. الشركاء الأساسيون Key Partners

طبيعة الشراكة	معلومات حول الشركاء	الشركاء
-	/	الشريك الأول
-	/	الشريك الثاني
-	/	الشريك الثالث
-	/	الشريك الرابع
-	/	الشريك الخامس

قم بكتابة قائمة الشركاء الرئيسيون لمشروعك بالتفصيل مع ذكر الاسم، الهاتف، العنوان... إلخ

2. شرائح العملاء أو الزبائن Customer Segments

جغرافية Géographique	ديموغرافية (B2C) Démographique (B2C)	ديموغرافية (B2B) Démographique (B2B)	العوامل النفسية و الشخصية Psychographique	السلوكيات Comportemental
Continent عالمية	Age كبار وصغار: العمر	Secteur صناعي و اقتصادي	Classe sociale للطبقة الاجتماعية	Usage استخدام
Pays دولة: الجزائر	Sexe الجنس: إناث وذكور.	Nombre d'employés عدد العمال في القطاع	Niveau de vie المستوى المعيشي	Loyauté الوفاء
Région الجهة الوسط	Revenus annuels دينار 40 000 متوسط الدخل: جزائري	Maturité de l'entreprise نضج المؤسسة	Valeurs القيم	Intérêt اهتمام
Département الولاية البلدية	Etat matrimonial عازب- متزوج: الحالة الاجتماعية	Situation financière الحالة المالية للمؤسسة	Personnalité الشخصية	Passion الهواية و شغف
Ville الدائرة أو البلدية البلدية	Niveau d'étude المستوى الدراسي: لايهم	Détention/ actionnariat الملكية/المساهمة	Convictions المعتقدات	Sensibilité حساسيات
Quartier الحي اولاد يعيش	Profession المهنة: لاتهم	Valorisation/ capitalisation boursière التقييم / القيمة السوقية	Présence digitale et sur les réseaux sociaux استعمال التكنولوجيا في التواصل	Habitude de consommation عادة الاستهلاك
Climat المناخ كل المناخات	Culture الثقافة:	Business model نموذج الأعمال	Centres d'intérêts مراكز الاهتمام	Mode de paiement طرق الدفع
يمكن أن تكون دولياً.	Religion الدين: كل الديانات	Secteur servi القطاع الذي يخدمه		Connaissance المعرفة
	Langue اللغة: كل اللغات	Technologie utilisée التكنولوجيا المستعملة		Nature de la demande طبيعة الطلب
		Format du produit ou packaging شكل المنتج أو التعبئة والتغليف		Fréquence d'achat عدد مرات الطلب على السلعة

1. قنوات التوزيع Channels

قنوات التوزيع Channels	
/	المبيعات المباشرة
/	تجار الجملة
/	الموزعون
/	توزيع التجزئة

2. العلاقة مع العملاء Customer Relationship

-Etablissez des canaux de communication solides avec les clients, tels que les publicités, le chat en direct, et nous serons disponibles pour répondre aux demandes des clients et fournir le support nécessaire. -Formation et sensibilisation : Nous proposerons des sessions de formation et de sensibilisation aux clients sur l'utilisation de notre drone, afin de nous assurer que nos clients comprennent comment utiliser notre service. -En fournissant un contenu précieux : en fournissant un contenu précieux aux clients, tels que des articles, des guides et des conseils utiles liés à l'utilisation de notre solution, cela renforcera la confiance et montrera aux clients que nous sommes des experts dans le domaine. -Réponse rapide : en assurant une réponse rapide à toute demande ou plainte que nous recevons, la réponse immédiate contribue à établir une relation solide et améliore la satisfaction de la clientèle. -Les techniques d'analyse graphique peuvent également être utilisées pour comprendre les besoins des clients et anticiper leurs tendances et leurs demandes.	كيف تدير علاقاتك مع العملاء؟
-Les réseaux sociaux. -des conventions. -site Web.	ماهية أهم البرامج التي ستعتمد عليها في إدارة العلاقة مع الزبون , الخ.....

1. هيكل التكاليف structure Costs

En DZD	structure Costs هيكل التكاليف
1000000 دج	تكاليف التعريف بالمنتج أو المؤسسة Frais d'établissement
100000 دج	تكاليف الحصول على العدادات (الماء- الكهرباء) Frais d'ouverture de compteurs (eaux-gaz-....)
500000 دج	تكاليف (التكوين- برامج الاعلام الالي المختصة) Logiciels, formations
100000 دينار جزائري	تكاليف براءة الاختراع و الحماية الصناعية و التجارية Dépôt marque, brevet, modèle
5000000 دج	تكاليف الحصول على تكنولوجيا او ترخيص استعمالها Droits d'entrée
0 دج	شراء الأصول التجارية أو الأسهم Achat fonds de commerce ou parts
12000000 دج = 1000000 × 12	الحق في الإيجار Droit au bail
1000000 دج	وديعة أو وديعة تأمين Caution ou dépôt de garantie
100000 دج	رسوم إيداع الملفات Frais de dossier
1000000 دج	تكاليف الموثق-المحامي- Frais de notaire ou d'avocat
1000000 دج	تكاليف التعريف بالعلامة و تكاليف قنوات الاتصال Enseigne et éléments de communication
0 دج	شراء العقارات Achat immobilier
3000000 دج	الأعمال والتحسينات الاماكن Travaux et aménagements
10000000 دج	الألات- المركبات- الاجهزة Matériel
1500000 دج	تجهيزات المكتب Matériel de bureau
0 دج	تكاليف التخزين Stock de matières et produits
15000000 دج	التدفق النقدي (الصندوق) الذي تحتاجه في بداية المشروع. Trésorerie de départ
51300000 دج	GLOBAL المجموع =

1. نفقاتك أو التكاليف الثابتة الخاصة بمشروعك

En milliers DZD						نفقاتك أو التكاليف الثابتة الخاصة بمشروعك
PREVISION			REALISATION			
N	N+1	N+2	N	N-1	N-2	
location 100 000 دج						التأميناتAssurances
= 36 000 دج 3000×12						الهاتف و الانترنتTéléphone, internet
0 دج						اشتراكات أخرىAutres abonnements
1460000 دج 4000×365=						الوقود و تكاليف النقلCarburant, transports
200 000 دج						تكاليف التنقل و Frais de déplacement et hébergement المبيت
40 000 دج 10 000×4=						فواتير الماء – الكهرباء- الغازEau, électricité, gaz
0 دج						التعاضدية الاجتماعيةMutuelle
50000 دج						صيانة المعدات والملابسEntretien matériel et vêtements
50 000 دج						تنظيف المبانيNettoyage des locaux
50 000 دج						ميزانية الإعلان Budget publicité et communication والاتصالات
2886000 دج						GLOBAL المجموع =

1. مصادر الإيرادات Revenue Stream

مصادر الإيرادات Revenue Stream	
1500000 دج	المساهمة الشخصية أو العائلية Apport personnel ou familial
0 دج	التبرعات العينية Apports en nature (en valeur)
0 دج	قرض رقم 1 اسم البنك Prêt n°1 (nom de la banque)
0 دج	قرض رقم 2 اسم البنك Prêt n°2 (nom de la banque)
0 دج	قرض رقم 3 اسم البنك Prêt n°3 (nom de la banque)
0 دج	Subvention n°1 (libellé) منحة 1
0 دج	Subvention n°2 (libellé) منحة 2
0 دج	Autre financement (libellé) تمويل آخر
1500000 دج	GLOBAL المجموع =

1. رقم الأعمال

بيع المنتج في السنة الأولى

Votre Chiffre d'affaires de la Première Année

رقم الأعمال	سعر الخدمة	عدد الفئة المستهدفة	أيام العمل في الشهر	بيع المنتج في السنة الأولى
4000000	200000	20	31	الشهر 1 (N) Mois
4000000	200000	20	28	الشهر 2 (N+1) Mois
4000000	200000	20	31	الشهر 3 (N+2) Mois
4000000	200000	20	30	الشهر 4 (N+3) Mois
4000000	200000	20	31	الشهر 5 (N+4) Mois
4000000	200000	20	30	الشهر 6 (N+5) Mois
4000000	200000	20	31	الشهر 7 (N+6) Mois
4000000	200000	20	31	الشهر 8 (N+7) Mois
4000000	200000	20	30	الشهر 9 (N+8) Mois
4000000	200000	20	31	الشهر 10 (N+9) Mois
4000000	200000	20	30	الشهر 11 (N+10) Mois
4000000	200000	20	31	الشهر 12 (N+11) Mois
48000000	2400000	240	365	GLOBAL المجموع دج =
%480000	النسبة المئوية للزيادة في حجم الأعمال بين كل شهر لسنة الأولى؟			

بيع المنتج في السنة الثانية
Votre Chiffre d'affaires de la Deuxième Année

رقم الأعمال	سعر الخدمة	عدد الفئة المستهدفة	أيام العمل في الشهر	بيع المنتج في السنة الثانية
9000000	300000	30	31	الشهر 1 Mois (N)
9000000	300000	30	28	الشهر 2 Mois (N+1)
9000000	300000	30	31	الشهر 3 Mois (N+2)
9000000	300000	30	30	الشهر 4 Mois (N+3)
9000000	300000	30	31	الشهر 5 Mois (N+4)
9000000	300000	30	30	الشهر 6 Mois (N+5)
9000000	300000	30	31	الشهر 7 Mois (N+6)
9000000	300000	30	31	الشهر 8 Mois (N+7)
9000000	300000	30	30	الشهر 9 Mois (N+8)
9000000	300000	30	31	الشهر 10 Mois (N+9)
9000000	300000	30	30	الشهر 11 Mois (N+10)
9000000	300000	30	31	الشهر 12 Mois (N+11)
108000000	3600000	360	365	GLOBAL المجموع دج =
%5800000	النسبة المئوية للزيادة في حجم الأعمال بين كل شهر لسنة الثانية؟			

بيع المنتج في السنة الثالثة
Votre Chiffre d'affaires de la Troisième Année

بيع المنتج في السنة الثانية	أيام العمل في الشهر	عدد الفئة المستهدفة	سعر الخدمة	رقم الأعمال
الشهر 1 Mois (N)	31	40	500000	2000000
الشهر 2 Mois (N+1)	28	40	500000	2000000
الشهر 3 Mois (N+2)	31	40	500000	2000000
الشهر 4 Mois (N+3)	30	40	500000	2000000
الشهر 5 Mois (N+4)	31	40	500000	2000000
الشهر 6 Mois (N+5)	30	40	500000	2000000
الشهر 7 Mois (N+6)	31	40	500000	2000000
الشهر 8 Mois (N+7)	31	40	500000	2000000
الشهر 9 Mois (N+8)	30	40	500000	2000000
الشهر 10 Mois (N+9)	31	40	500000	2000000
الشهر 11 Mois (N+10)	30	40	500000	2000000
الشهر 12 Mois (N+11)	31	40	500000	2000000
GLOBAL المجموع د ج =	365	480	6000000	240000000
النسبة المئوية للزيادة في حجم الأعمال بين كل شهر لسنة الثالثة؟				156000000 %

1. تطور حجم رقم الأعمال في السنة

النسبة المئوية %	الزيادة في حجم الأعمال
10%	بين السنة 1 والسنة 2
10%	بين السنة 2 والسنة 3
20%	GLOBAL المجموع =

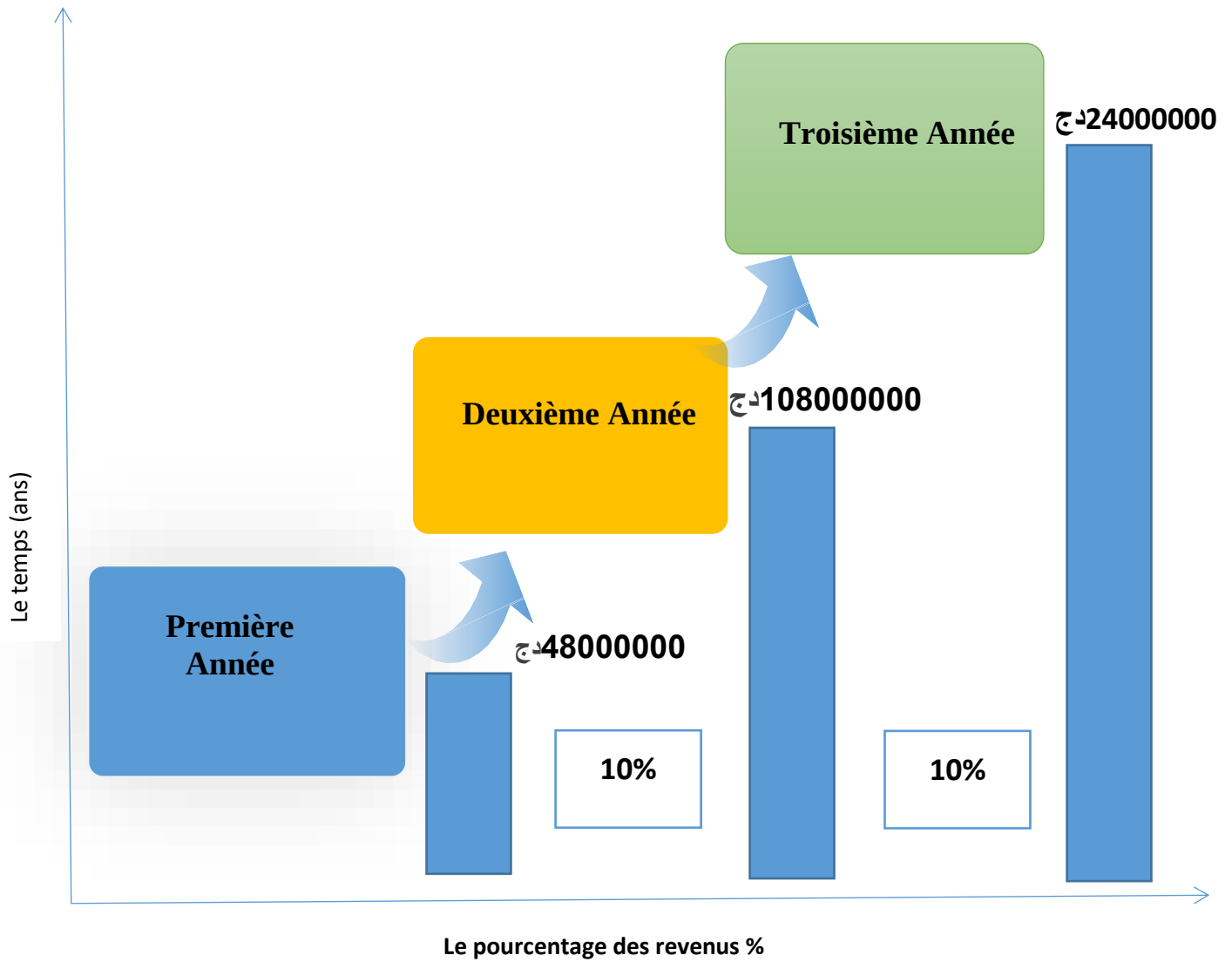
2. حاجتك لرأس المال العامل

متوسط مدة	الأيام les jours
الاعتمادات الممنوحة للعملاء بالأيام des crédits accordés aux clients en jours	0-ج
ديون الموردين بالأيام des dettes fournisseurs en jours	0-ج
GLOBAL المجموع =	0-ج

3. رواتب الموظفين و مسؤولين الشركة

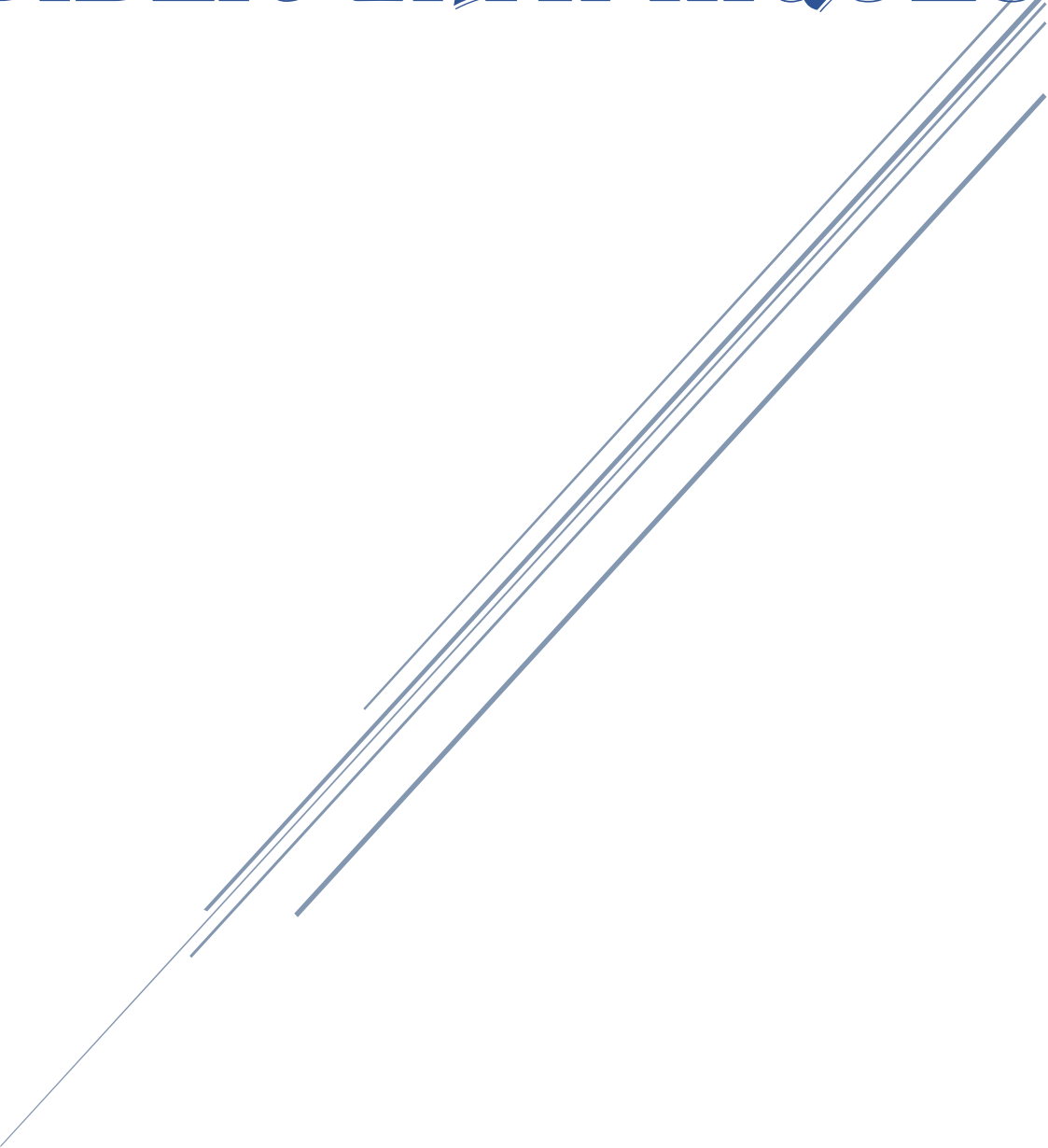
رواتب الموظفين و مسؤولين الشركة	رواتب الموظفين	صافي أجور المسؤولين
CHIFFRE D'AFFAIRES	Salaires employés	Rémunération nette dirigeant
0-ج	العام الأول 0 دينار، العام الثاني 50000 دينار، العام الثالث 55000 دينار.	
GLOBAL المجموع =	0-ج	150000ج

تطور حجم الأعمال في السنوات الثلاث



REFERENCES

BIBLIOGRAPHIQUES

A series of four parallel diagonal lines in a light blue color, extending from the bottom left towards the top right, positioned below the French title.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] : Fillon, Jacques DUMONT-. 1996. Contrôle non Destructif (CND). Techniques de l'Ingénieur R1400, 1996
- [2] : Wanin, M. 1996. Evaluation non Destructive de la Qualité des Matériaux Partie 1 et Partie 2. 1996. pp. 1-26 et 1-16.
- [3] : Le contrôle non destructif (CND) et la contrôlabilité des matériaux et structures de gilles corneloup (auteur), cecile gueudre (auteur)
- [4] : M. Lacroix, "Essais non destructifs", Techniques de l'ingénieur 7-1986.
- [5] : Eric Kuhn, « Contrôle non destructif d'un matériau excité par une onde acoustique ou thermique observation par thermographie », Thèse du Doctorat, Université de ParisOuest Nanterre la Défense, 2013.
- [6] : Livre TRAITEMENT DES SIGNAUX ET ACQUISITION DE DONNÉES 3e édition Francis Cotte.
- [7] : L'intelligence artificielle dans la gestion et la valorisation de l'information : clés de repérage (histoire et analyse) Antoine Raulin, dans I2D - Information, données & documents 2022/1 (n° 1),
- [8] : Predictive justice justice in the age of artificial intelligence : Advantages and disadvantages Ait-Ali Zaina faculté de droit et des sciences politiques, Université de blida2, (Algérie), volume : 08/ N°: 03 (2023).
- [9] : Loïc Brancheriau, « Caractérisation acoustique et ultrasonore des produits bois et composites », Biri Lydia, Guemat Yasmine , « Implémentation et évaluation des modèles de recommandation basés sur le machine et deep learning », Mémoire de Master, Université de Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, 2020.
- [10] : Simulation opérationnelle en Contrôle Non-Destructif Thèse de doctorat de l'Université Paris-Saclay préparée à l'Université Paris-Sud
- [11] : Saoudi, A et Benhalima, A (2018) « Contrôle Non Destructif par courants de Foucault (Application aux Structures Rivetées Utilisées en Aéronautiques) », mémoire de Master ; université de M'sila.
- [12] : Flyability, <https://www.flyability.com/>
- [13] : Viens, M. 2006. Essais Mécanique et Contrôle Non Destructif. Université du Québec: Ecole de Technologie Supérieur, 2006
- [14] : Titouah Lounis, Ziane Abdeslam, « Caractérisation Non Destructive par Courants de Foucault Pulsés d'une rainure par inversion associé à méthode des circuits électriques couplés », Mémoire de Mastère, 2014.
- [15] : I. Dufour, M. Busawon, D. Premel, « General analysis of inductive sensor based systems ». France : J, phy. III., 1994.
- [16] : BOUCHALA, TAREK, « Modélisation Semi-Analytique des Courants de Foucault», Mémoire de Magister, Université de Batna , 2008
- [17] : Zemouri N., Etude et réalisation d'un système multiplicateurs destinés au diagnostic des matériaux conducteurs, Mémoire Magister, Université de Tizi-ouzou, 2016
- [18] : Aggab Mouhamed El Amine « étude de contrôle non destructif par courant de Foucault et simulation par la méthode des éléments », Mémoire de Mastère, Université Larbi Ben M'hidi de Oum El Bouaghi, 2016.
- [19] : El Ghoul I.N., Réalisation d'un banc d'essais pour l'inversion des signaux en contrôle non destructif par courant de Foucault, thèse de doctorat, Université de Biskra,

- [20] : Bensana T., Diagnostic des défaillances basé sur l'analyse vibratoire d'une turbine à vapeur, Memoire MAGISTER, Université de Annaba, 2008
- [21] : Bouali F., Utilisation d'une méthode semi-analytique pour l'étude du contrôle non destructif en régime pulsé, Mémoire de MAGISTER, Université de Tizi-ouzou, 2010.
- [22] : Abdelhak ABDYOU, "contrôle non destructif par courant de Foucault étude et réalisation d'un capteur inductif," université de batna, Diplôme d'Ingénieur 2006.
- [23] : PDF » contrôle non destructif d'un matériau excité par une onde acoustique ou thermique observation par thermographie »
- [24] : Lin, M.; Kumar, A.; Beard, S.J.; Qing, X. Built-in structural diagnostic with the SMART Layer™ and SMART suitcase™. Smart Mater. Bull. 2001, 2001, 7–11.
- [25] : R. K. Miller and P. McIntire, Nondestructive Testing Handbook - Acoustic Emission Testing (American Society for Nondestructive Testing, 1987).
- [26] : J. Czochralski, "Die Metallographie des Zinns und die Theorie der Formänderung bildsamer Metalle," Met. Erz, XIII (N. F. IV), no 18, (1916), 381-393.
- [27] : A. Portevin et F. Le Chatelier, "Sur un phénomène observé lors de l'essai de traction d'alliages en cours de transformation," CR Acad. Sc. 176 (1923), 507-510.
- [28] : J. Kaiser, Untersuchungen über das Auftreten von Geräuschen beim Zugversuch, PhD thesis, Technisch Hochschule München, München, Allemagne, 1950.
- [29] : J. E. Srawley and J. B. Esgar, "Investigation of hydrotest failure of Thiokol Chemical Corporation 260-inch-diameter SL-1 motor case," NASA report TM X-1194, 1966.
- [30] : T. Le Gall, "Simulation de l'émission acoustique: Aide à l'identification de la signature acoustique des mécanismes d'endommagement," thèse de doctorat de l'Université de Lyon, 2016.
- [31] : Markus G. R. Sause, Elena Jasiūnienė Editors. Structural Health Monitoring Damage Detection Systems for Aerospace, Chapter 7 "Emission Acoustique"
- [32] : Aggelis, D.G.; Sause, M.G.R.; Packo, P.; Pullin, R.; Grigg, S.; Kek, T.; Lai, Y.K. Acoustic Emission. Springer Aerospace Technology; Springer Science and Business Media Deutschland GmbH: Berlin/Heidelberg, Germany, 2021; pp. 175–217.
- [33] : Unnpórsson, R. Hit Detection and Determination in AE Bursts. In Acoustic Emission—Research and Applications; InTech: London, UK, 2013.
- [34] : Hellier, C.J. Acoustic emission testing. In Handbook of Nondestructive Evaluation; McGraw-Hill Education: New York, NY, USA, 2020; pp. 543–582. Available online: <https://www.accessengineeringlibrary.com/content/book/9781260441437/toc-chapter/chapter10/section/section2> (accessed on 15 March 2021).
- [35] : Common Applications for Acoustic Emission Testing (AET), Edited by Ron Miller, Ph.D.
- [36] : P. D. Rouby, P. Fleischmann, and C. Duvergier, "Un modèle de sources d'émission acoustique pour l'analyse de l'émission continue et de l'émission par salves I. Analyse théorique," Philosophical Magazine B, vol. 47, pp. 671-687, 1983.
- [37] : M. G. R. Sause and S. Horn, "Simulation of Acoustic Emission in Planar Carbon Fiber Reinforced Plastic Specimens," Journal of Nondestructive Evaluation, vol. 29, pp. 123-142, Jun 2010.
- [38] : LLOYD, D. J., TANGRI, K., Acoustic emission from Al₂O₃/Mo fibre composites. Journal of Materials Science, 1974, Volume 9, p. 482–486.
- [39] : ROGET J., 1988. Essais non-destructifs - l'émission acoustique, AFNOR CETIM, 14-15, 36-37, 110-113, 129-135.
- [40] : A. Marzani and S. Salamone, "Numerical prediction and experimental verification of temperature effect on plate waves generated and received by piezoceramic sensors," Mech. Syst. Signal Process. vol. 30, pp. 204–17, 2012.

- [41] : Y. Lu, J. E. Michaels, "A methodology for structural health monitoring with diffuse ultrasonic waves in the presence of temperature variations," *Ultrasonics*. vol. 43, pp. 717–31, 2005.
- [42] : T. Clarke, F. Simonetti and P. Cawley, "Guided wave health monitoring of complex structures by sparse array systems: Influence of temperature changes on performance," *J. Sound Vib.* vol. 329, pp. 2306–22, 2010.
- [43] : T. Yin, H. F. Lam and H. M. Chow, "A Bayesian probabilistic approach for crack characterization in plate structures," *Comput.—Aided Civ. Infrastruct. Eng.*, vol. 25 , pp. 375–86, 2010.
- [44] : C. T. Ng, M. Veidt and H. F. Lam, "Guided wave damage characterisation in beams utilising probabilistic optimisation," *Eng. Struct.*, vol. 31, pp. 2842–50, 2009.
- [45] : M. Lemistre and D. L. Balageas, "Structural health monitoring system based on diffracted Lamb wave analysis by multi-resolution processing," *Smart Mater. Struct.*, vol. 10, pp. 504–11, 2001.
- [46] : Z. Su, L. Ye and X. Bu, "A damage identification technique for CF/EP composite laminates using distributed piezoelectric transducers," *Compos. Struct.*, vol. 57, pp. 465–71, 2002.
- [47] : T. T. Soong, "Fundamentals of Probability and Statistics for Engineers," New York : Wiley, 2004.
- [48] : A. Tobias. "Acoustic emission source location in two dimensions by an array of three sensors," *Non-destructive testing*, vol. 9, No. 1, pp. 9-12, 1976.
- [49] : Vallen System, the Acoustic Emission Company, AE–Sensor Data Sheet.
- [50] : Émission acoustique et analyse vibratoire pour l'étude des défauts de roulements pour différents régimes moteurs Christophe Migeon.
- [51] : Vallen System, the Acoustic Emission Company, E–Preamplifier Data Sheet.
- [52] : Modelling of Pencil-Lead Break Acoustic Emission Sources using the Time Reversal Technique.
- [53] : New Acoustic Emission Measurement System AMSY-6 Hartmut VALLEN, Jochen VALLEN, Thomas THENIKL.
- [54] : Vallen System, the Acoustic Emission Company, AMSY-6 Operation Manual, Version 2017.
- [55] : <https://geekflare.com/fr/regression-vs-classification/>
- [56] : S. Prasanna, "Machine Learning/machine.pdf", Machine Learning.
- [57] : <https://blent.ai/blog/a/apprentissage-supervise-definition>.
- [58] : <https://www.olliegfohn.top/ProductDetail.aspx?iid=381884217&pr=39.88>
- [59] : https://en.wikipedia.org/wiki/Reinforcement_learning#/media/File:Reinforcement_learning_diagram.svg 69
- [60] : <https://arshren.medium.com/supervised-unsupervised-and-reinforcement-learning-245b59709f68#:~:text=Supervised%20learning%20requires%20a%20labeled,by%20interacting%20with%20the%20environment>.
- [61] : K. R. Apt, "Principles of constraint programming/machine2", New York: Cambridge University Press, 2003.
- [62] : "Random Forest Algorithms - Comprehensive Guide With Examples", (updated 3 jan 2024).
- [63] : (ROPENGA, Philippe. L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE, UNE CHOSE NOUVELLE? RIDROM [on line]. 29-2022. ISSN 1989-1970. p.158-335.
- [64] : <https://www.nasa.gov/intelligent-systems-division/discovery-and-systems-health/pcoe/pcoe-data-set-repository/>