

**République Algérienne Démocratique et Populaire**  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



**Université Batna 2 – Mostefa Ben Boulaïd**  
**Faculté de Technologie**  
**Département d'Electronique**



## **Thèse**

Préparée au sein du Laboratoire d'Electronique Avancée (LEA)

**Doctorat 3<sup>ème</sup> Cycle - LMD en Electronique**  
**Spécialité : Hyperfréquences et traitement du signal**

Sous le Thème :

**Contribution à la modélisation de la propagation  
des micro- ondes acoustiques dans les substrats  
piézoélectriques**

Présentée par :

**MACHNANE Amel**

**Devant le jury composé de :**

Dr. FORTAKI Tarek	Prof.	Université Batna 2	Président
Dr. BENATIA Djamel	Prof.	Université Batna 2	Rapporteur
Dr. BEDRA Sami	Prof.	Université de Khenchela	Examineur
Dr. BELATTAR Mounir	MCA	Université de Skikda	Examineur
Dr. HAFDAOUI Hichem	MRA	CDER- Alger	Invité

**Décembre 2023**

الله اعلم  
بما نزلنا من  
القرآن  
وما كنا  
معه  
من  
الغيب  
شيء  
ولا  
نزلنا  
القرآن  
على  
الرسول  
الا  
بالحق  
والبين  
والبرهان  
والقرآن  
هو  
الكتاب  
الهدى  
والنور  
والقرآن  
هو  
الكتاب  
الذي  
لا  
يغير  
والذي  
لا  
يقل  
والذي  
لا  
يزول  
والذي  
لا  
يضمحل  
والذي  
لا  
يخفى  
والذي  
لا  
يكن  
مكتوماً  
والذي  
لا  
يكن  
مغيباً  
والذي  
لا  
يكن  
مخفياً  
والذي  
لا  
يكن  
مخفياً  
والذي  
لا  
يكن  
مخفياً

## ***Remerciements***

Je tiens à exprimer ma plus grande reconnaissance à mon directeur de thèse, le Professeur Benatia Djamel au département d'électronique, Faculté de Technologie à l'université Batna 2, pour la qualité de son encadrement, par ses conseils et sa disponibilité. Il a su m'aider pour mener à bien mes travaux de recherche. J'ai beaucoup appris de son expérience. Je le remercie pour ses conseils et pour ses qualités scientifiques et pédagogiques.

Je remercie vivement le Professeur FORTAKI Tarek, université Batna 2, pour l'honneur qu'il m'a fait en présidant le jury.

Je remercie également le Professeur BDERA Sami à l'université de Khenchla, pour avoir accepté d'examiner mon travail de thèse.

Je remercie très sincèrement le Docteur BELATTAR Mounir à l'université de Skikda, pour avoir accepté d'examiner mon travail de thèse.

Je remercie très sincèrement le Docteur HAFDAOUI Hichem, Maître de recherche au centre de développement des énergies renouvelables (CDER-Alger) pour son encadrement, son soutien et son assistance tout au long de ce travail.

**MACHANE AMEL**

## *Dédicaces*

*A :*

*Mes chers parents*

*Mes chers frère et sœurs*

*Toute ma famille*

*Tous mes collègues et amis*

*Je dédie cette thèse*

## *Liste des figures*

<b>Fig. 1. 1</b> : Effets piézoélectriques.....	04
<b>Fig. 1.2</b> : Effet de la piézoélectricité (effet direct et inverse).....	05
<b>Fig. 1.3.a</b> Quartz naturel sans force.....	05
<b>Fig. 1.3.b</b> Quartz naturel sous une force.....	05
<b>Fig. 1.4</b> : Dipôles électriques dans un métamatériau piézoélectrique.....	06
<b>Fig. 1.5</b> : Polarisation des métamatériaux piézoélectriques.....	06
<b>Fig. 1.6</b> : Modes de vibration typiques.....	08
<b>Fig. 1.7</b> : Relation contraintes- déformations.....	12
<b>Fig. 1.8</b> : Notations tensorielle.....	13
<b>Fig. 2.1</b> . Particules matérielles avant et après déformation.....	15
<b>Fig.2. 2</b> .Métamatériau piézoélectrique excité par un transducteur interdigités.....	17
<b>Fig.2.3</b> . Ondes de surface.....	21
<b>Fig.2.4</b> . Ondes de fuite.....	21
<b>Fig. 2.5 a</b> . Réelle $-\alpha_1$ .....	22
<b>Fig. 2.5 b</b> . Imaginaire- $\alpha_1$ .....	22
<b>Fig. 2.6 a</b> . Réelle $-\alpha_2$ .....	22
<b>Fig. 2.6 b</b> . Imaginaire- $\alpha_2$ .....	22
<b>Fig. 2.7 a</b> . Réelle $-\alpha_3$ .....	23
<b>Fig. 2.7b</b> . Imaginaire- $\alpha_3$ .....	23
<b>Fig. 2.8 a</b> . Réelle $-\alpha_4$ .....	23
<b>Fig. 2.8 b</b> . Imaginaire- $\alpha_4$ .....	23
<b>Fig. 3.1</b> : Model à un seul neurone.....	26
<b>Fig. 3.2</b> :Modèles paramétriques et non-paramétriques.....	27
<b>Fig. 3.3</b> :Architecture d'un réseau perceptron multicouches.....	28
<b>Fig. 3.4</b> :Réseaux de neurones PMCs et RBFs, deux type pour les données d'entrée.....	29
<b>Fig. 3.5</b> :Architecture d'un réseau RBF.....	29
<b>Fig. 3.6</b> :Hyper-plans qui peuvent diviser les données en deux classes.....	30
<b>Fig. 3.7</b> :Schéma d'un SVM.....	31
<b>Fig. 3.8</b> : Schéma d'un PNN.....	32
<b>Fig. 3.9</b> :Algorithme de PNN finale.....	34
<b>Fig. 4.1</b> : Excitation du matériau piézoélectrique par un transducteur interdigité.....	38
<b>Fig. 4.2</b> :Diagramme de la méthode des deux techniques.....	39

<b>Fig.4.3:</b> Partie réelle $\alpha_1$ Vs partie imaginaire $\alpha_1$ .....	41
<b>Fig.4.4 :</b> Partie réelle $\alpha_2$ Vs partie imaginaire $\alpha_2$ .....	41
<b>Fig.4.5 :</b> Partie réelle $\alpha_3$ Vs partie imaginaire $\alpha_3$ .....	42
<b>Fig. 4.6 :</b> Architecture d'un réseau de neurones probabiliste (PNN).....	43
<b>Fig. 4.7 :</b> Architecture de Machine à vecteurs de support (SVM).....	44
<b>Fig.4.8 :</b> Classification par PNN - Partie imaginaire Vs Partie réelle (Partie imaginaire) .....	45
<b>Fig.4.9 :</b> Classification par PNN - Partie imaginaire Vs Partie réelle(Partie réelle).....	45
<b>Fig.4.10 :</b> Classification par PNN - Partie imaginaire Vs Partie réelle(Vitesse acoustique).....	46
<b>Fig. 4.11 :</b> Classification par SVM – Nombre des valeurs de la Partie imaginaire et réelle ( $\alpha_1$ ).....	47
<b>Fig. 4.12 :</b> Classification par SVM – Nombre des valeurs de la Partie imaginaire et réelle ( $\alpha_2$ ).....	47
<b>Fig. 4.13 :</b> Classification par SVM – Nombre des valeurs de la Partie imaginaire et réelle ( $\alpha_3$ ).....	48
<b>Fig.4.14 :</b> Partie réelle $\alpha_1$ Vs partie imaginaire $\alpha_1$ .....	49
<b>Fig.4.15 :</b> Partie réelle $\alpha_2$ Vs partie imaginaire $\alpha_2$ .....	49
<b>Fig. 4.16 :</b> Partie réelle $\alpha_3$ Vs partie imaginaire $\alpha_3$ .....	50
<b>Fig. 4.17 :</b> Classification par PNN - Partie imaginaire Vs Partie réelle (Partie réelle).....	52
<b>Fig. 4.18:</b> Classification par PNN - Partie imaginaire Vs Partie réelle(Partie imaginaire).....	53
<b>Fig. 4.19 :</b> Classification par PNN - Partie imaginaire Vs Partie réelle (Vitesse acoustique).....	53
<b>Fig. 4.20 :</b> Classification par SVM – Nombre des valeurs de la Partie imaginaire et réelle ( $\alpha_1$ ).....	55
<b>Fig. 4.21 :</b> Classification par SVM – Nombre des valeurs de la Partie imaginaire et réelle ( $\alpha_2$ ).....	55
<b>Fig. 4.22 :</b> Classification par SVM – Nombre des valeurs de la Partie imaginaire et réelle ( $\alpha_3$ ) .....	56

## *Liste des tableaux*

<b>Tableau 1.1</b> : Caractéristiques piézoélectriques des matériaux piézoélectrique.....	07
<b>Tableau 1.2</b> : Facteurs de couplages pour les différents modes de vibration.....	08
<b>Tableau 1.3</b> : Applications des matériaux piézoélectriques.....	09
<b>Tableau 1.4</b> : Relation grandeurs électriques-mécaniques.....	10
<b>Tableau 1.5</b> : Grandeurs et paramètres.....	11
<b>Tableau 3.1</b> : Fonctions d'activation de neurones.....	35
<b>Tableau 4.1</b> : résume les résultats obtenus par classificateur PNN, nous pouvons remarquer La détection des ondes de fuite dans le cas de $\text{LiNbO}_3$ coupe Y-X.....	46
<b>Tableau 4.2</b> : Résultats de la détection des ondes de fuite dans le Cas de $\text{LiNbO}_3$ coupe Y-Z.....	54

## ***Résumé***

Notre thèse concerne la présentation d'une approche permettant la détection des ondes de fuite (OAF) par le processus de génération des ultrasons au niveau des métamatériaux anisotropes piézoélectriques. Pour cela, nous avons utilisé comme technique de détection, la classification par l'apprentissage automatique (PNN et SVM Classificateurs). Cette classification concerne certaines valeurs des coefficients d'atténuation transversale au niveau du champ électroacoustique représenté par un champ électrique associé à un champ de déplacement pour différentes vitesses ultrasoniques en constituant ainsi une bonne détection des OAFs. Cette méthode permet la conception des composants fonctionnant en mode de fuite telle que les capteurs de proximité et les micro-antennes(en champ proche). Cette étude peut être élargie pour d'autres métamatériaux piézoélectriques en changeant seulement ces paramètres caractéristiques.

**Mots clés :** Micro-ondes acoustiques, Ondes de fuite, Métamatériaux piézoélectriques, Milieux anisotropes, PNN,SVM.

## ***Abstract***

Our thesis concerns the presentation of an approach allowing the detection of leaky waves (LAWs) by the process of generation of ultrasounds at the level of anisotropic piezoelectric metamaterials. For this, we used as a detection technique, classification by machine learning (PNN and SVM Classifiers). This classification concerns certain values of the transverse attenuation coefficients at the level of the electroacoustic field represented by an electric field associated with a displacement field for different ultrasonic velocities, thus constituting a good detection of LAWs. This method allows the design of components operating in leakage mode such as proximity sensors and micro-antennas (in the near field). This study can be extended for other piezoelectric metamaterials by changing only these characteristic parameters.

**Keywords:** Acoustic Microwaves, Leaky Waves, Piezoelectric metamaterials, anisotropic medium, PNN, SVM.

## ملخص

في هذا العمل، نقترح طريقة جديدة للكشف عن الأمواج فوق الصوتية المتسربة في الركيزة الكهروضغطية نأخذ في هذه الدراسة حيث استخدمنا التصنيف باستعمال التعليم الآلي ( الشبكات العصبية الاحتمالية ومتجهات الدعم) كوسيلتين للتحليل العددي لتصنيف كل قيم الجزء الحقيقي والجزء التخيلي لمعامل التوهين مع سرعة الأمواج المتغيرة . وستكون هذه الدراسة مثيرة جدا للاهتمام في النمذجة وتطبيقات وصناعة أجهزة الميكروويف الصوتية مثل أجهزة الموجات فوق الصوتية التي تستعمل في أجهزة الاستشعار عن القرب وأيضا الأجهزة التي يكون مبدأ عملها بانتشار الأمواج فوق الصوتية. بالإضافة إلى ذلك، يمكننا تطبيق هذه التقنية على جميع المواد الكهروضغطية ، ونحتاج فقط إلى تغيير الخصائص المميزة للمادة.

الكلمات المفتاحية: الأمواج ما فوق الصوتية، المادة الكهروضغطية، التعليم الآلي.

# *Table des Matières*

Liste des figures

Liste des tableaux

Introduction générale .....01

## ***Chapitre 1 : GENERALITES SUR LA PIEZOELECTRICITE***

1.1 Introduction .....	06
1.2 Piézoélectricité.....	07
1.3. Etat naturel .....	07
1.4. Etat artificiel.....	08
1.5 Les métamatériaux piézoélectriques .....	09
1.6 Choix des métamatériaux piézoélectriques .....	09
1.7 Modes de vibrations des métamatériaux piézoélectriques .....	10
1.8. Application de la piézoélectricité.....	12
1.9. Modélisation de la piézoélectricité.....	13
1.10. Constantes élastiques des solides.....	15
1.11. Les modules piézoélectriques.....	16
1.12. Avantages des métamatériaux piézoélectriques.....	17
1.13. Conclusion.....	17

## ***Chapitre 2 : DETECTION DES ONDES DE FUITE DANS LES METAMATERIAUX PIEZOELECTRIQUES***

2.1 Introduction .....	19
2.2 Equations fondamentales .....	20
2.3 Micro-ondes élastiques et électriques .....	21
2.4 Equations phénoménologique tensorielles piézoélectriques .....	22
2.5 Solution des équations différentielles.....	23
2.6 Comportement des racines de l'équation propre.....	24
2.7 Résultats est discussions.....	26
2.8 Conclusion.....	30

## **Chapitre 3 : Théorie et Généralités sur l'apprentissage automatique**

3.1. Introduction .....	32
3.2. Neurones naturels.....	32
3.3. Approche mathématique .....	32
3.4. Réseaux de neurones non-bouclés .....	33
3.5. Les tâches neuronales .....	33
3.6. Régression neuronale.....	34
3.7. Classification.....	34
3.8. Types de réseaux de neurones .....	35
3.8.1. Perceptron multicouches .....	35
3.8.2. Les réseaux de neurones à fonctions radiales .....	36
3.8.3. Machine à vecteurs de support (SVM).....	37
3.8.4. Le réseau de neurones probabiliste (PNN) .....	39
3.8.4.1 Algorithme d'apprentissage modifié .....	41
3.9. Fonctions d'activation .....	42
3.10. Sélection des variables d'entrée .....	43
3.11. Complexité du réseau de neurones .....	43
3.12. Apprentissage des réseaux de neurones .....	43
3.13. Algorithme d'Apprentissage .....	43
3.14. Conclusion .....	44

## **Chapitre 4 : Techniques d'apprentissage automatique pour détecter les ondes de fuite**

4.1. Introduction .....	46
4.2. Métamatériau de Coupe Y.X .....	48
4.3. Identification des ondes de fuite .....	49
4.4. Application de la classification par (PNN et SVM classificateurs).....	51
4.5. Résultats et discussion (Coupe Y.X) .....	54
4.6. Métamatériau de Coupe Y.Z.....	59
4.7. Application de la classification par (PNN et SVM classificateurs) .....	60
4.8. Résultats et discussion (Coupe Y.Z).....	62
4.9. Conclusion .....	68
Conclusion générale .....	70
Bibliographie.	

# **INTRODUCTION GÉNÉRALE**

## **Introduction générale**

Dans cette thèse, nous proposons une contribution aux traitements de l'information dans les métamatériaux piézoélectriques par le biais de la propagation d'un signal composé d'un champ électrique couplé à un champ acoustique. Nous parlons ici, d'une onde électro-acoustique.

Une propriété très importante des milieux piézoélectriques, réside dans le fait qu'il y aura une apparition de charges électriques dans un matériau sous une pression apparente. Ce même matériau se déforme lorsqu'il est excité par une source de tension. Le premier cas indique un effet piézoélectrique direct. Pour le deuxième cas ; c'est l'effet piézoélectrique indirect.

Par la suite, des travaux théoriques ont été poursuivis concernant les structures cristallines. En 1910, W. Voigt [1] a donné vingt classes cristallines piézoélectriques, en mentionnant le paramètre piézoélectrique dans le formalisme tensoriel.

Les recherches des matériaux plus intéressants tels que : L'oxyde de zinc, le Niobate de Lithium et le Langazite, ont des coefficients de couplage très élevés, ce sont des métamatériaux de référence.

Quant au matériau piézoélectrique, ce dernier possède une structure cristallographique qui se disloque lorsqu'elle est excitée par une source électrique. Dans ce cas, l'information électrique est convertie en une information qui prend l'aspect mécanique avec une vitesse proche de celle du son.

Deux modes de propagation peuvent exister, le mode de surface qui correspond à la propagation de ces ondes à la surface (OAS) de ce métamatériau (ondes de Rayleigh) [2, 3]. Le deuxième mode peut donner des ondes acoustiques de fuite (OAF) [3, 4].

Comme application, les ondes acoustiques de fuite sont utilisées dans le domaine des capteurs de proximité (rayonnement en champ proche). Actuellement, beaucoup de travaux se

penchent sur ce phénomène de fuite et particulièrement pour leurs détections et leurs exploitations dans le domaine des rayonnements [4-6].

Dans cette contribution, nous voulons appliquer l'approche neuronale et en particulier les réseaux de neurones probabilistes (PNNs) associés aux (Support Vector Machine)SVM à titre de comparaison et en vue d'une bonne détection de ces ondes.

Les réseaux de neurones classiques présentent quelques inconvénients par rapport à celle des neurones probabilistes (PNN) [7]. Ces derniers sont comme avantage la rapidité de l'apprentissage produit après un seul passage toute en évitant le problème des minimas.

Les chercheurs ont proposé pas mal de solutions quant au problème de généralisation.

M. Kim [8] a proposé de généraliser les PNNs. Nous citons à titre d'exemple les références [9, 10], dans les quelles, ils y a plusieurs algorithmes qui ont été proposés dans le contexte apprentissage des PNNs avec des réseaux à tailles réduites.

Pour le meilleur choix paramétrique, nous citons la référence [11] dans laquelle les PNNs et l'optimisation stochastique offrent de meilleures approches.

Notons également que les approches à base des PNNs avec un noyau rotationnel [12] ont de meilleurs chances quant aux généralisations par rapport aux autres approches et spécialement pour un nombre important de classes [13, 14]. Cependant, l'apprentissage reste trop lourd et le réseau concerné n'accepte pas un supplément de classes des échantillons.

Par conséquent, l'algorithme d'apprentissage minimise le nombre de neurones cachés, sans toucher à la structure générale du réseau en utilisant que les fonctions radiales.

Suite à toutes ces informations, nous proposons toute en s'appuyant sur les performances des réseaux de neurones probabilistes (PNNs) [7-14], la détection des OAFs au niveau de ce type de matériau.

Notre choix est basé sur la précision qu'offrent cette approche neuronale pour les valeurs des vitesses acoustiques qui sont associées à une détection significative et très précise des OAFs par rapport aux méthodes citées [5-7].

Pour cela, notre manuscrit sera scindé sur quatre chapitres de base :

Le premier est réservé aux généralités et aux principes de base sur la notion de piézoélectricité en expliquant quelques notions sur la conversion électro élastique à partir du principe de l'effet piézoélectrique direct et indirect. Une part importante dans ce chapitre est dédiée aux caractéristiques de quelques métamatériaux.

Le second chapitre aborde une modélisation quant aux micro-ondes acoustiques en particulier celle des OAFs par une évaluation graphique. Ces phénomènes de fuite sont la conséquence de déplacement de particules matérielles. Dans ce chapitre, nous insistons sur le choix du matériau piézoélectrique en mentionnant sa coupe cristallographique.

Le troisième chapitre commence d'abord par des généralités concernant les réseaux de neurones artificiels suivies par une théorie sur les réseaux PNNs choisis pour leurs particularités de résoudre les problèmes des minimas locaux.

Le quatrième chapitre, qui est le plus important, s'appuie sur des résultats de la modélisation en utilisant l'application de l'approche neuronale. Cela, nous a permis de bien détecter la présence effective des ondes de fuite par classification (PNNs). Dans ce chapitre, nous avons associé les réseaux SVM en vue d'une comparaison entre les deux approches et les résultats étaient très concluants.

Une conclusion générale clôture ce travail en mentionnant quelques perspectives.

**CHAPITRE 1**  
**GENERALITES SUR LA PIEZOELECTRICITE**

# CHAPITRE 1

## GENERALITES SUR LA PIEZOELECTRICITE

### 1.1. Introduction

La déformation est expliquée par des lois relatives à la théorie de l'élasticité. Les matériaux utilisés dans ce domaine présentent certaines caractéristiques comme la piézoélectricité et l'anisotropie.

Quant à la piézoélectricité, est un phénomène basé sur la l'appariation d'un champ électrique dans certains métamatériaux pendant leurs excitations par des forces de pression; c'est l'effet piézoélectrique direct (Fig.1.1). Dans l'autre sens, ces matériaux subissent une déformation par excitation électrique ; c'est l'effet piézoélectrique inverse [15].

L'équation suivante résume les effets piézoélectriques [15]:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Déplacements} \\ \text{électriques} \\ \\ \text{Déformations} \\ \text{mécaniques} \end{array} \right\} = \left[ \begin{array}{l} \text{Constantes} \\ \text{électriques} \\ \\ \text{Couplage} \\ \text{mécano-électrique} \end{array} \right] \left[ \begin{array}{l} \text{Couplage} \\ \text{électro-mécanique} \\ \\ \text{Constantes} \\ \text{mécaniques} \end{array} \right] \left\{ \begin{array}{l} \text{Tensions} \\ \text{électriques} \\ \\ \text{Contraintes} \\ \text{mécaniques} \end{array} \right\}$$

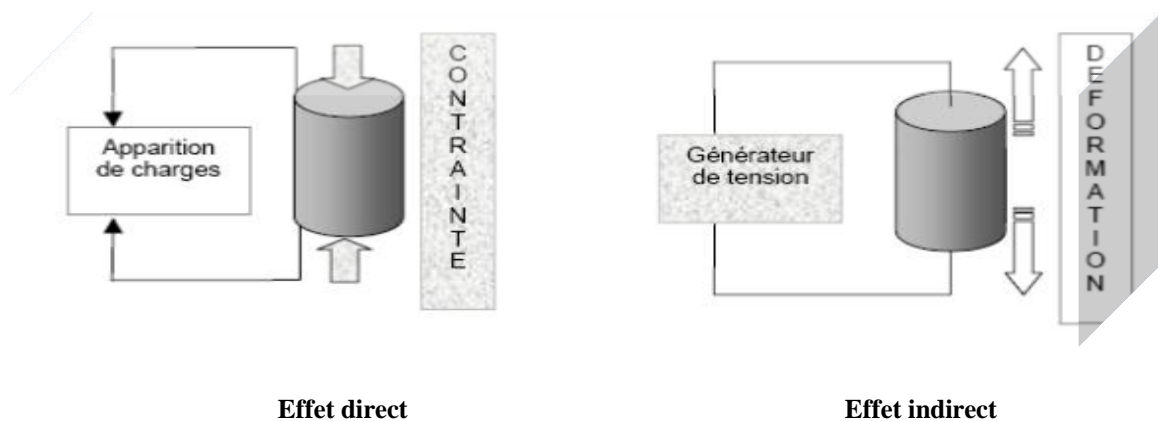


Fig. 1. 1 : Effets piézoélectriques [15].

## 1.2. Piézoélectricité

La piézoélectricité, est un phénomène qui concerne certains cristaux, céramiques, polymères ou composites et qui permet de transduire une énergie électrique en une énergie mécanique (Fig.1.2) [16].

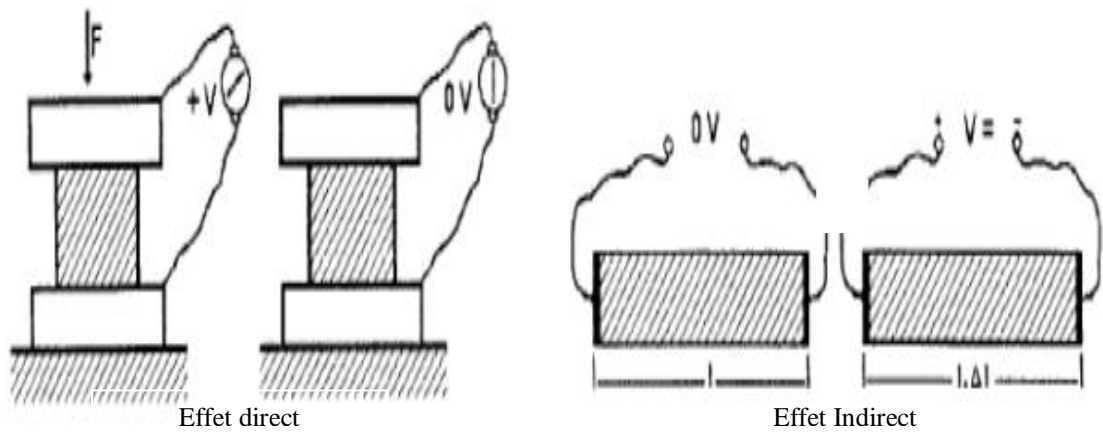


Fig. 1.2 : Piézoélectricité (effet direct et inverse) [16].

## 1.3. Etat naturel

Sur la figure 1.3, s'il n'y a pas de déformations, les charges positives et négatives ont le même barycentre. [17, 18].

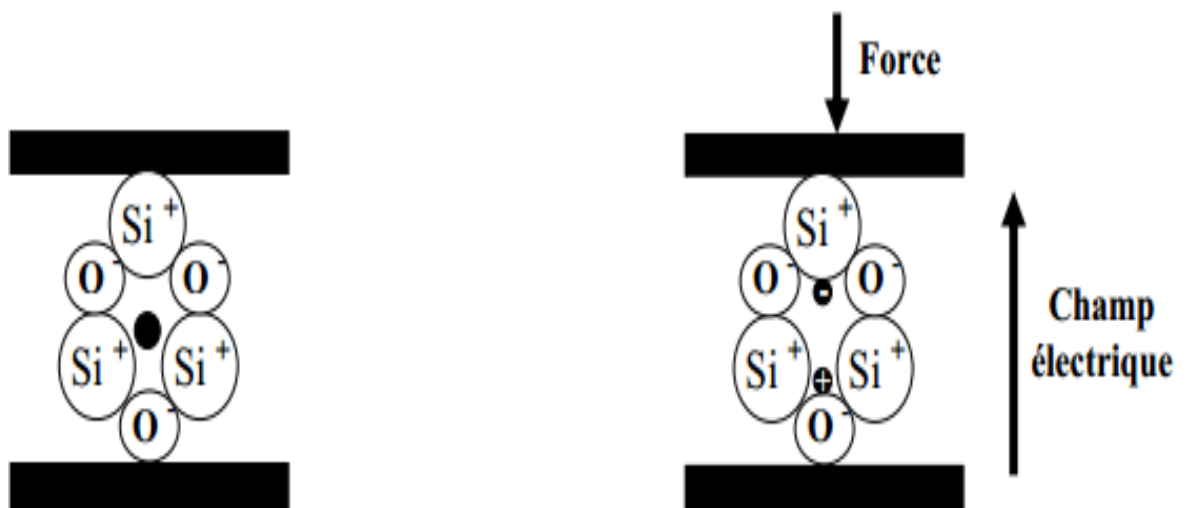
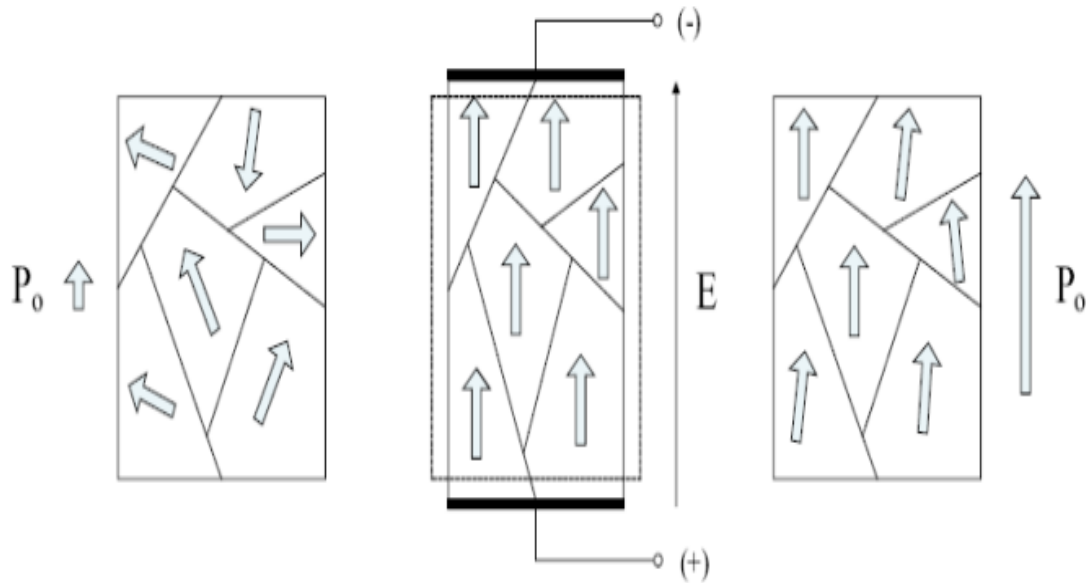


Fig. 1.3.a Quartz naturel sans force [17, 18]

Fig. 1.3.b Quartz naturel sous une force [17, 18]

### 1.4. Etat artificiel

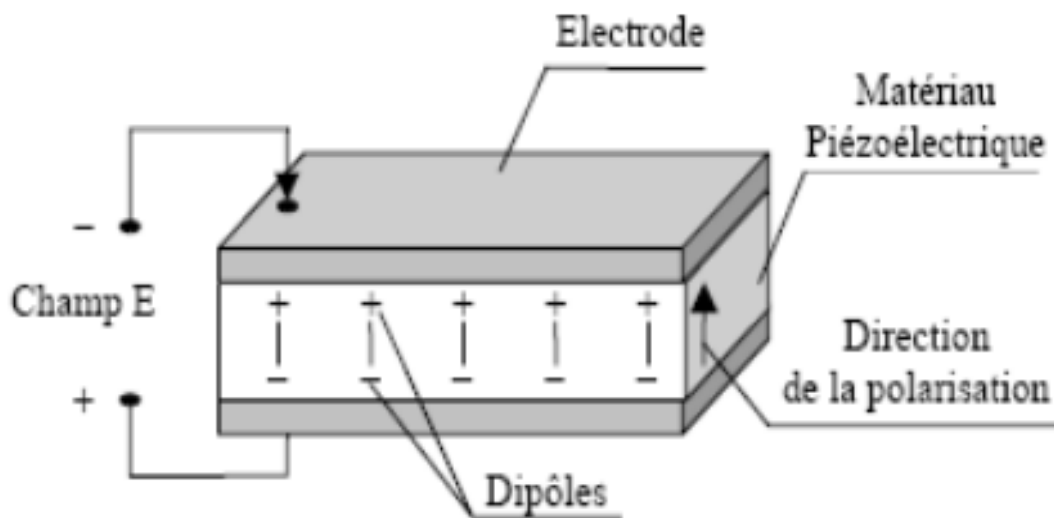
La polarisation des métamatériaux piézoélectriques est liée à une particule. Cette polarisation est due aux déformations de cette particule sous l'action de contraintes en créant ainsi des dipôles internes (Fig.1.4).



a. Sans polarisation b. Avec polarisation c. Post-polarisation

**Fig. 1.4:** Dipôles électriques dans un métamatériau piézoélectrique [19]

En appliquant un champ électrique, le métamatériau est alors polarisé. Il s'agit d'un métamatériau ferroélectrique [19].



**Fig. 1.5 :** Polarisation des métamatériaux piézoélectriques [19].

## 1.5. Les métamatériaux piézoélectriques

Les métamatériaux piézoélectriques présentent une certaine anisotropie. Ces paramètres physiques varient suivant la direction de propagation et selon l'orientation cristallographique des structures cristalline.

Il existe 32 classes :

-Vingt (20) qui ne présentent pas de centre de symétrie, elles présentent donc l'effet piézoélectrique

- Dix (10) présentent une polarisation électrique. Ce sont des métamatériaux piézoélectriques [18].

## 1.6. Choix des métamatériaux piézoélectriques

Le choix du métamatériau piézoélectrique dépendra de son domaine d'application. Par exemple, le P.Z.T.présente des propriétés piézoélectriques très intéressantes au niveau de son coefficient de couplage électromécanique. Le P.Z.T est exploité dans la fabrication des céramiques piézoélectriques (Tableau 1.1) [19, 20].

	Quartz SiO <sub>2</sub>	LiNbO <sub>3</sub>	PV-DF	PZT
Masse volumique (g.cm <sup>-3</sup> )	2,65	4,64	1,76	7,5
Permittivité diélectrique $\epsilon_r$	4,5	40	12	200-4000
T en (°C)	573	1210	180	< 350
Coefficient de couplage K(%)	10	10	14	40-70

**Tableau 1.1** : Caractéristiques piézoélectriques des matériaux piézoélectriques[19, 20].

## 1.7. Modes de vibrations des métamatériaux piézoélectriques

Le métamatériau piézoélectrique est doté d'une fréquence propre. Si nous appliquons une fréquence d'une tension alternative sur ce métamatériau égale à sa fréquence propre, ce matériau résonne.

Les métamatériaux piézoélectriques ont plusieurs modes de vibrations. La figure 1.6 montre les modes de vibration selon leurs géométries. Formes Barreaux, disques et cylindres et autres.

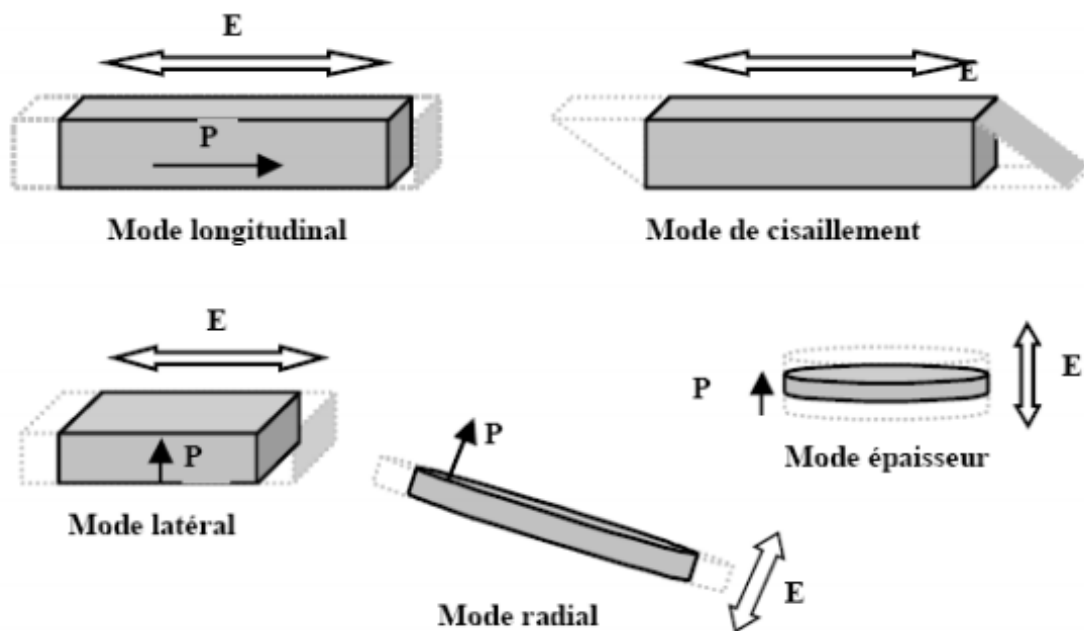
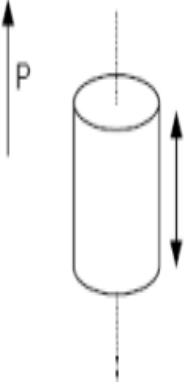
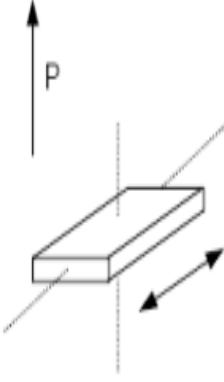
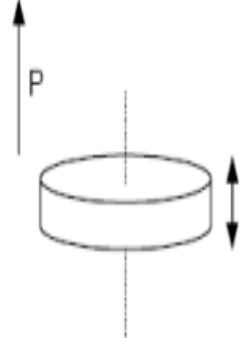
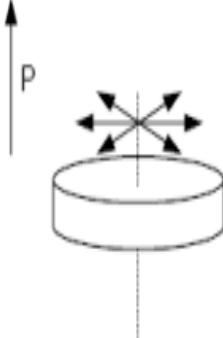


Fig. 1.6 : Modes de vibration typiques[19,20].

L'interaction physique est caractérisé par un paramètre de couplage donné par :

$$K = \frac{\text{Energie transformée}}{\text{Energie fournie}}$$

Ce paramètre indique le taux de transduction électromécanique ou électroélastique. Il est quantifié par expressions suivantes (voir tableau 1.2 [19,20]).

Longitudinal	Transversal	Epaisseur	Planaire
			
$k_{33} = \frac{d_{33}}{\sqrt{s_{33}^E e_{33}^T}}$	$k_{31} = \frac{d_{31}}{\sqrt{s_{11}^E e_{33}^T}}$	$k_t = \frac{e_{33}}{\sqrt{c_{33}^D e_{33}^e}}$	$k_p = k_{31} \sqrt{\frac{2}{1 + \frac{s_{12}}{s_{11}}}}$

**Tableau 1.2 :** Facteurs de couplages pour les différents modes de vibration[15,21].

- d : Constante piézoélectrique (charge- contrainte)
- s : Complaisance
- e : Constante piézoélectrique
- c : constante élastique.

Les OAS en anglais *SAW* (*Surface Acoustic Waves*) se manifestent au niveau du métamatériau dont leurs intensités s'affaiblie avec la profondeur.

Nous distinguons plusieurs modes de propagation :

- Mode de Rayleigh
- Mode OSTs|(Ondes de Surface Transversales)
- *OAF* (*Ondes acoustiques de fuites*) [15, 21]

## 1.8. Application de la piézoélectricité

Le Tableau I.3 présente quelques applications.

<i>L'effet direct</i>	<i>L'effet inverse</i>	<i>Deux effets en même temps</i>
1. Microphone	1. Haut-parleur	1. Transducteur d'ultrasons
2. Hydrophone	2. Transducteur sonar	2. Diagnostic médical
3. Capteur d'Echoc	3. Nettoyage par ultrasons	3. Détecteur de proximité
4. Accéléromètres	4. Moteurs ultrasonores	4. Mesure de distances ou de débits
5. Bouton-poussoir	5. Relais	5. Gyroscope
6. Allumage	6. Ajustement laser	6. Filtres
7. Capteur de pression	7. Imprimante à jet d'encre	7. Lignes retard

**Tableau 1.3 :** Applications des matériaux piézoélectriques [15, 16].

## I.9. Modélisation de la piézoélectricité

La piézoélectricité traduit le couplage électromécanique (Tableau 1.4). Les équations piézoélectriques dépendent de trois types de paramètres :

- ❖ Constante électrique
- ❖ Constante mécaniques
- ❖ Constante mixte-électromécanique.

Et quatre grandeurs :

- ❖  $S_r$  : déformation
- ❖  $T_e$  : contrainte
- ❖  $D$  : l'induction électrique
- ❖  $E$  : champ électrique

Les grandeurs étant tensorielles [22]:

- Rang 1 : Champ et déplacement électrique
- Rang 2 : Contrainte et la déformation
- Rang2 : Permittivité diélectrique
- Rang 3 : Constantes piézoélectriques
- Rang4 : Constantes élastiques.

<i>Variables indépendantes</i>	<i>Grandeurs électriques</i>	<i>Grandeurs mécaniques</i>
$E, T$	$D = d T + \epsilon^T E$	$S = s^E T + d^t E$
$D, T$	$E = \beta^T D - g T$	$S = s^D T + g^t D$
$E, S$	$D = e^S E + e S$	$T = c^E S - e^t E$
$D, S$	$E = \beta^S D - h S$	$T = c^D S - h^t D$

**Tableau 1.4 :** Relation grandeurs électriques-mécaniques[22].

Le Tableau I.5 donne les grandeurs et les paramètres du matériau [23].

Grandeurs	Dénominations	Types de grandeur	Forme-Matrice
<b>D</b>	Déplacement électrique ou induction C/m <sup>2</sup>	<b>ELECTRIQUE</b>	(3,1)
<b>E</b>	Champ électrique V/m		(3,1)
<b>εm</b>	Permittivité diélectrique du milieu F/m		(3,3)
<b>P</b>	Constante d'imperméabilité diélectrique m/F		(3,3)
<b>Sr</b>	Déformation relative	<b>MECANIQUE</b>	(6,1)
<b>Te</b>	Contrainte N/m <sup>2</sup>		(6,1)
<b>S</b>	Compliance élastique m <sup>2</sup> /N		(6,6)
<b>Ce</b>	Constante élastique N/m <sup>2</sup>		(6,6)
<b>d</b>	Constante piézoélectrique charge-contrainte C/N ou m/V	<b>PIEZOÉLECTRIQUE</b>	(3,6)
<b>ep</b>	Constante piézoélectrique charge-déformation C/m <sup>2</sup> ou N/V.m		(3,6)
<b>g</b>	Constante piézoélectrique contrainte-champ à induction V.m/N ou m <sup>2</sup> /C		(3,6)
<b>h</b>	Constante piézoélectrique déformation-champ m/V ou N/C.		(3,6)

**Tableau 1.5** : Grandeurs et paramètres[23].

### 1.10. Constantes élastiques des solides

Pour les faibles pressions, les déformations sont linéairement proportionnelles aux contraintes. Pour les déformations importantes, cette relation devient non linéaire. Et lorsque les déformations dépassent la limite de rupture, ces déformations engendrent un état plastique (Fig.1.7).

Donc pour les petites excitations, nous aurons le profil donné par la figure suivante [24] :

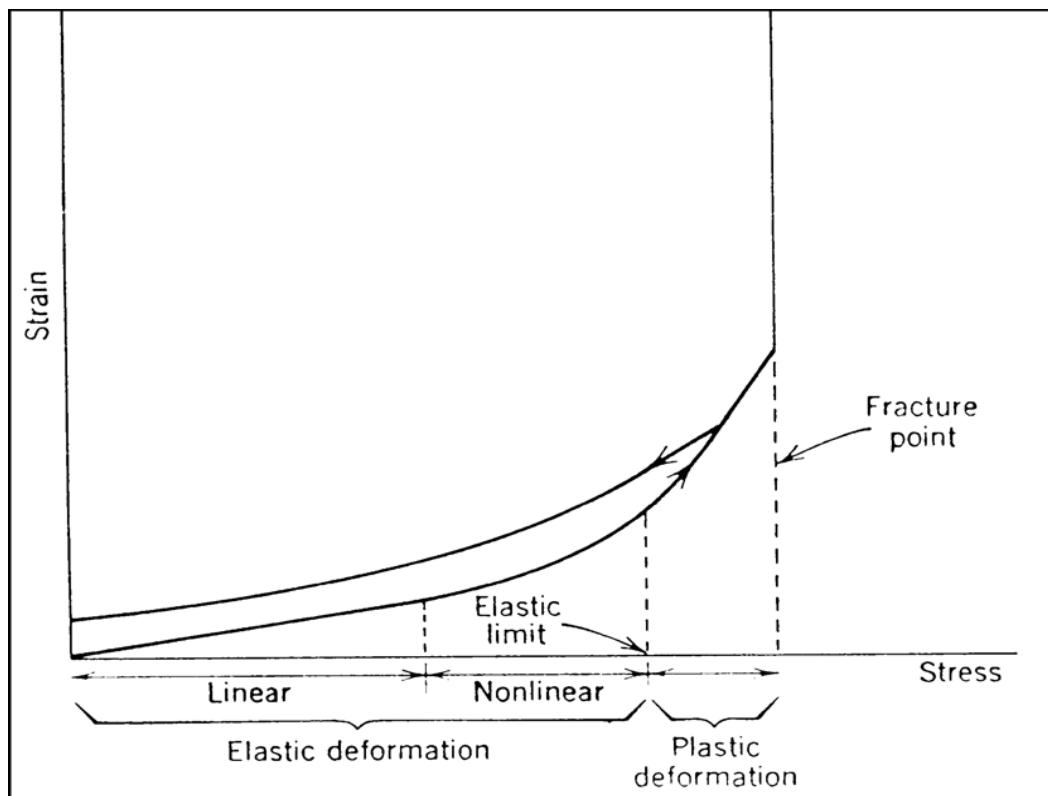


Fig. 1.7 : Relation contraintes- déformations [24].

### 1.11. Les modules piézoélectriques

Nous avons quatre constantes piézoélectriques différentes :

$$\left. \begin{aligned}
 d_{mi} &= \epsilon m_{nm}^T \cdot g_{ni} = ep_{mi} \cdot Sr_{ji}^E \\
 g_{mi} &= \beta_{nm}^T \cdot d_{mi} = h_{mj} \cdot Sr_{ji}^D \\
 ep_{mi} &= \epsilon m_{nm}^S \cdot h_{ni} = d_{mj} \cdot Ce_{ji}^E \\
 h_{mi} &= \beta_{nm}^T \cdot ep_{ni} = g_{mj} \cdot Sr_{ji}^D
 \end{aligned} \right\} m, n = 1 \text{ à } 3 \text{ et } i, j = 1 \text{ à } 6$$

La figure I.8 présente les différentes notations tensorielles [16, 20].

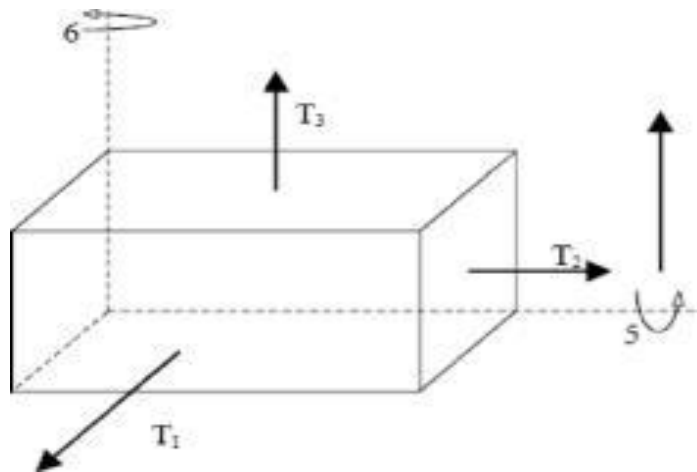


Fig. 1.8 : Notations tensorielles [16, 20].

- **d** : Constante de charge (C/N)
- **g** : Constante de tension (m<sup>2</sup>/C)
- **ep** : Constante piézoélectrique (déformation-induction) (C/m<sup>2</sup>).
- **h** : Constante piézoélectrique (déformation-champ électrique) (N/C).

### **1.12. Avantages des métamatériaux piézoélectriques**

L'utilisation des métamatériaux piézoélectriques présente plusieurs avantages :

- La conversion électromécanique.
- Leurs applications comme capteurs.
- Leurs intégrations ou miniaturisations
- Bande passante large.
- Leger et moins encombrant [25, 26].

### **1.13. Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons donné les principes de la piézoélectricité, ainsi que des généralités et de notions de base sur ce phénomène.

La découverte de ce métamatériau doté de certaines caractéristiques, a eu une conséquence directe sur l'évolution des structures électroniques notamment dans le domaine des hyperfréquences. Cela a permis de concevoir des dispositifs très stables en terme de fréquence, nous citons par exemple : les filtres et les amplificateurs OAS.

**CHAPITRE 2**

**DETECTION DES ONDES DE FUITE DANS LES**

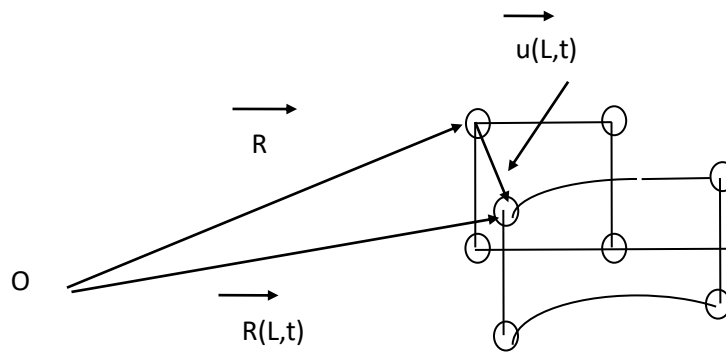
**METAMATERIAUX PIEZOELECTRIQUES**

## CHAPITRE 2

# DETECTION DES ONDES DE FUITE DANS LES METAMATERIAUX PIEZOELECTRIQUES

### 2.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous donnons le concept général de la modélisation de la propagation des microondes acoustiques. Nous avons vu dans le chapitre précédent que beaucoup de structures métamatériaux, lorsqu'elles sont déformées, se polarisent. Ce le phénomène piézoélectrique (Fig.2.1)



**Fig. 2.1.** Particules matérielles avant et après déformation [20,21]

Où  $\vec{R}$  : Vecteur position de la particule matérielle à l'état statique

$\vec{R}(L, t)$  : Vecteur position de la particule matérielle après déformation

D'après la figure 2.1, le déplacement de la particule est représenté par le vecteur  $\vec{U}(L, t)$  appelé champ de déplacement ou champ élastique tel que [20, 27, 28] :

$$\vec{U}(L, t) = \vec{R}(L, t) - \vec{R} \quad (2.1)$$

Le vecteur  $\vec{U}$  est une grandeur relative aux vibrations de particules matérielles [15]. Ce déplacement engendre à son tour une déformation matérielle représentée par :

$$Sr = \frac{1}{2} \cdot (\nabla U + \nabla U^T) \quad (2.2)$$

$\nabla$ : Opérateur gradient

Nous rappelons que pour le cas d'un matériau anisotrope, la déformation  $Sr$  est un tenseur de rang 2.

La figure 2.1, sous l'excitation d'une tension électrique, il y aura un déplacement des particules matérielles. Si leurs positions sont modifiés, nous aurons des forces de traction appelées contraintes apparentes noté  $Te$ .

La force apparente  $Te$  est lie à la déformation  $Sr$  par la loi de Hook [21,28,29] :

$$Te=Ce.Sr \quad (\text{Approximation linéaire}) \quad (2.3)$$

Où  $Ce$  : Constante élastique ( $N / m^2$ )

## 2.2.Equations fondamentales

Le comportement piézoélectrique du métamatériau engendre une polarisation électrique liée aux déformations. On aura une relation linéaire [29,30] :

$$P= ep.Sr \quad (2.4)$$

Où  $P$  est un paramètre de polarisation piézoélectrique et  $Sr$  est un tenseur de déformation. Le paramètre  $ep$  ( $c/m^2$ ) est la constante piézoélectrique (tenseur de rang 3)

Le déplacement électrique  $D$  et le champ électrique  $E$ , sont liés par :

$$D = \epsilon_m \cdot E + e_p^T \cdot Sr \quad (2.5)$$

Où  $\epsilon_m$  est la permittivité diélectrique ( $F / m$ )

Le champ électrique  $E$  dérive d'une tension  $V$ (approximation quasi-statique) :

$$\vec{E} = -\text{gradient } V \quad (2.6)$$

L'effet électrique engendre des contraintes données par [20,31] :

$$T_e = C_e.S_r - e_p.E \quad (2.7)$$

### 2.3. Micro-ondes élastiques et électriques

L'excitation est appliquée aux électrodes du transducteur qui produit des déformations piézoélectriques de surface qui se propagent suivant X. Il s'agit d'un couplage électro élastique (Fig. 2.2). En termes d'information, cette dernière sera traitée sous forme d'un signal électromécanique avec une vitesse proche de celle du son.

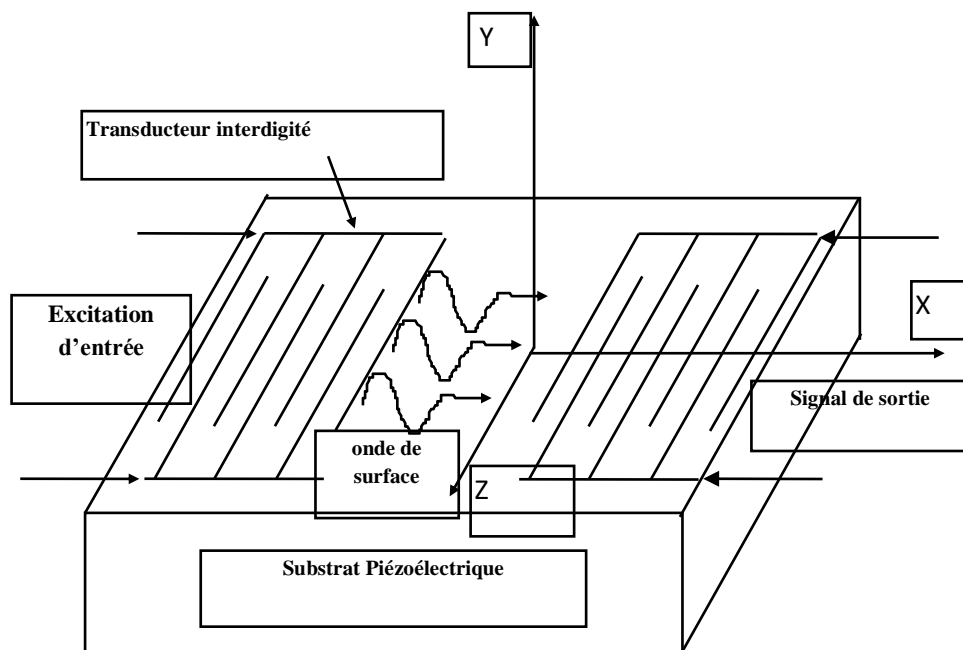


Fig. 2. 2. Métamatériau piézoélectrique excité par un transducteur interdigités [20,30]

### 2.4. Equations phénoménologique tensorielles piézoélectriques

Dans un repère cartésien, nous considérons les coordonnées d'espace : X, Y, Z

- L'effet élastique du métamatériau est déterminé par la contrainte et la déformation élastiques  $Te_{ij}$  et  $Sr_{ij}$  ( $i,j=1,2,3$ )

- Les déformations sont données en fonction du déplacement élastique  $\vec{U}$  par [32, 33] :

$$Sr_{ij} = \frac{1}{2} \left( \frac{\partial U_i}{\partial X_j} + \frac{\partial U_j}{\partial X_i} \right) \quad (2.8)$$

- L'effet électrique, quant à lui est déterminé par le champ  $\vec{E}$  et l'induction  $\vec{D}$ .

- Le champ électrique est donné par :

$$E_i = - \frac{\partial V}{\partial X_i} \quad (2.9)$$

Où  $V$  est la tension d'excitation ( $V$ )

- La contrainte et le déplacement électrique sont liées par :

$$Te_{ij} = Ce_{ijkl} \cdot Sr_{kl} - ep_{kij} \cdot E_k \quad (2.10)$$

$$D_i = ep_{jkl} \cdot Sr_{kl} + \epsilon m_{ik} \cdot E_k \quad (2.11)$$

Avec  $i,j,k,l = 1,2,3$

- Dans l'approximation quasi-statique, l'équation de Maxwell-Gauss se réduit à :

$$\text{div.} \vec{D} = \frac{\partial D_i}{\partial X_i} = 0 \quad (2.12)$$

- L'équation de mouvement des particules soumises à aux contraintes, est donné par l'équation de Newton :

$$\nabla Te = \rho \cdot \frac{\partial^2 U}{\partial t^2} \quad (2.13)$$

En combinant les équations (2.8) et (2.9) et les équations (2.10) et (2.11), nous obtenons:

$$Te_{ij} = Ce_{ijkl} \cdot \frac{1}{2} \left( \frac{\partial U_j}{\partial X_k} + \frac{\partial U_k}{\partial X_j} \right) + ep_{kij} \cdot \frac{\partial U_k}{\partial X_j} \quad (2.14)$$

$$D_{ij} = ep_{ikl} \cdot \frac{1}{2} \left( \frac{\partial U_j}{\partial X_k} + \frac{\partial U_k}{\partial X_j} \right) - \varepsilon m_{ik} \cdot \frac{\partial U_4}{\partial X_k} \quad (2.15)$$

Par la combinaison des équations (2.14) et (2.15) dans les équations (2.12) et (2.13), nous aurons :

$$Ce_{ijkl} \frac{\partial^2 U_k}{\partial X_i \partial X_l} + ep_{lij} \frac{\partial^2 V}{\partial X_k \partial X_i} = \rho \frac{\partial^2 U_j}{\partial t^2} \quad (2.16)$$

$$ep_{ikl} \frac{\partial^2 U_k}{\partial X_i \partial X_l} - \varepsilon m_{ik} \frac{\partial^2 V}{\partial X_k \partial X_i} = 0 \quad (2.17)$$

## 2.5 Solution des équations différentielles

Les équations différentielles (2.16) et (2.17) constituent les équations phénoménologiques tensorielles piézoélectriques.

La solution générale des équations (2.16) et (2.17) dans un milieu sans pertes (conductivité nulle) est donnée par :

$$U_i = u_i \exp(j\beta \cdot \alpha_i \cdot Y) \cdot \exp - j(\omega \cdot t - \beta \cdot X) \text{ avec } i=1, 2, 3, 4 \quad (2.18)$$

Où  $u_i$  ( $i=1, 2, 3$ ) : Amplitudes de déplacement (m)  
 $v=u_i$  ( $i=4$ ) : Amplitude du potentiel électrique (V)  
 $\beta$  : Constante de propagation (rad/m)  
 $\alpha_i$  : Coefficient d'atténuation transversale (NP/m)  
 $\omega$  : Pulsation angulaire (rad/s)

En substituant l'équation (2.18) dans l'équation (2.16) et (2.17), nous obtenons un système de quatre équations :

$$[A] \cdot [U] = [0] \quad (2.19)$$

Où  $[A]$  est une matrice 4x4

$$[U] = [u_1, u_2, u_3, u_4]^T$$

En générale, le déterminant de  $[A]$  donne une équation à huit degrés :

$$\text{Det}(A) = A_8 \cdot \alpha^8 + A_7 \cdot \alpha^7 + A_6 \cdot \alpha^6 + A_5 \cdot \alpha^5 + A_4 \cdot \alpha^4 + A_3 \cdot \alpha^3 + A_2 \cdot \alpha^2 + A_1 \cdot \alpha + A_0 \quad (2.20)$$

Ce polynôme est appelé équation propre du métamatériau.

La solution générale est une combinaison de huit racines donnée par cette expression mathématique suivante :

$$U_i = \sum_{n=1}^8 u_i^n \cdot e^{\{j\beta \cdot \alpha^n \cdot Y + j\beta \cdot X - j \cdot \omega \cdot t\}} \quad (2.21)$$

## 2. 6 Comportement des racines de l'équation propre

Les valeurs des racines dépendent de la vitesse acoustique Vs.

A une vitesse dite vitesse de Rayleigh, toutes les racines sont complexes et conjuguées deux à deux.

$$\alpha^{(1)} = \alpha_{re}^{(1)} + j\alpha_{im}^{(1)} \text{ et } \alpha^{(2)} = \alpha_{re}^{(2)} - j\alpha_{im}^{(2)}$$

$$\text{Où } \alpha_{re}^{(j)} = \alpha_{re}^{(j+1)} \text{ et } \alpha_{im}^{(j)} = \alpha_{im}^{(j+1)} \text{ avec } j=1,3,5,7$$

Cela correspond à l'onde secondaire :

$$U_i^{(1)} \approx e^{[j \cdot \beta \cdot \alpha_{re}^{(1)} \cdot Y - \beta \cdot \alpha_{im}^{(1)} \cdot Y]} \cdot e^{(j\beta \cdot X)} \quad (2.22)$$

$$U_i^{(2)} \approx e^{[j \cdot \beta \cdot \alpha_{re}^{(2)} \cdot Y + \beta \cdot \alpha_{im}^{(2)} \cdot Y]} \cdot e^{(j\beta \cdot X)} \quad (2.23)$$

Après développement on obtiendra :

$$U_i^{(1)} \approx e^{[-\beta \cdot \alpha_{im}^{(1)} \cdot Y]} \cdot e^{j\beta [\alpha_{re}^{(1)} \cdot X_3 + X]} \quad (2.24)$$

$$U_i^{(2)} \approx e^{[+\beta \cdot \alpha_{im}^{(2)} \cdot Y]} \cdot e^{j\beta [\alpha_{re}^{(2)} \cdot X_3 + X]} \quad (2.25)$$

- **Choix de la solution :**

1<sup>er</sup> cas :  $Y \rightarrow -\infty$  (espace piézoélectrique) alors  $U_i^{(1)} \rightarrow +\infty$  (solution à rejeter)

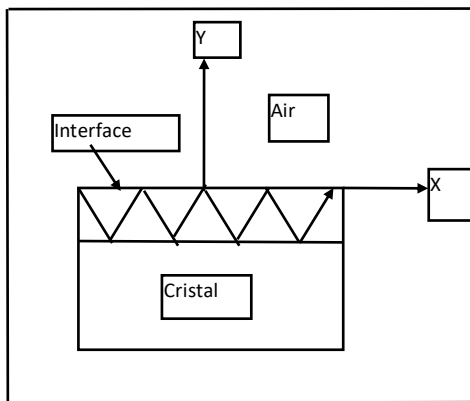
2<sup>ème</sup> cas :  $Y \rightarrow -\infty$  (espace piézoélectrique) alors  $U_i^{(2)} \rightarrow 0$  (solution acceptée)

Donc, nous ne prenons que les racines aux parties imaginaires négatives. Ce mode correspond au mode de surface ou mode de Rayleigh (Fig. 2.3)

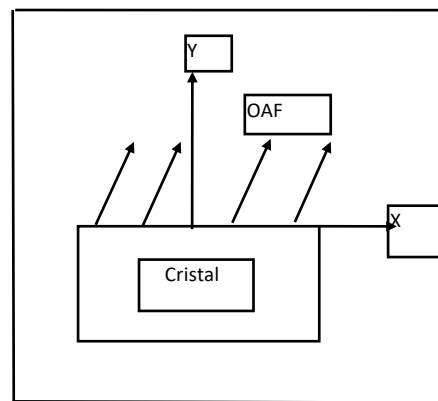
A partir des vitesses qui dépassent celles de Rayleigh, certaines racines sont réelles c.-à-d. :

$$U_i^{(1)} \approx e^{j\beta[\alpha_{re}^{(1)} \cdot Y + X]} \quad (2.26)$$

Si  $\alpha_{re}^{(1)} > 0$ , on aura les ondes acoustiques de fuite (OAF) - (Fig. 2.4)).



**Fig.2.3.** Ondes de surface [27,28].



**Fig.2.4.** Ondes acoustique de fuite[27,28].

## 2.7 Résultats et discussions

Dans cette application, nous présentons les coefficients d'atténuation transversale en fonction de la vitesse acoustique (Fig. 2.5, Fig. 2.6, Fig. 2.7 et Fig. 2.8).

Sur ces figures, nous pouvons facilement distinguer la présence ou l'absence des OAFs.

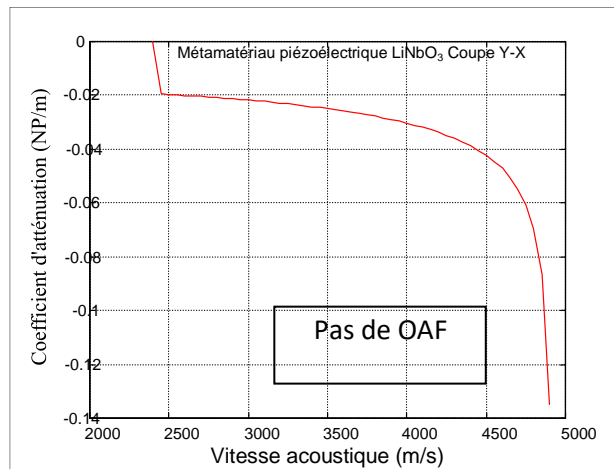


Fig.2.5 a. Réelle- $\alpha_1$

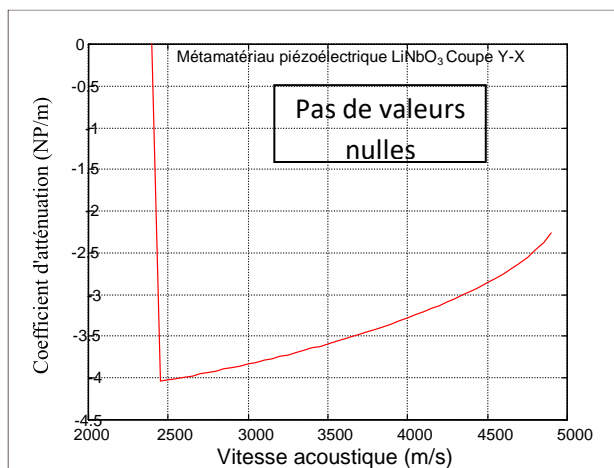


Fig.2.5 b. Imaginaire- $\alpha_1$

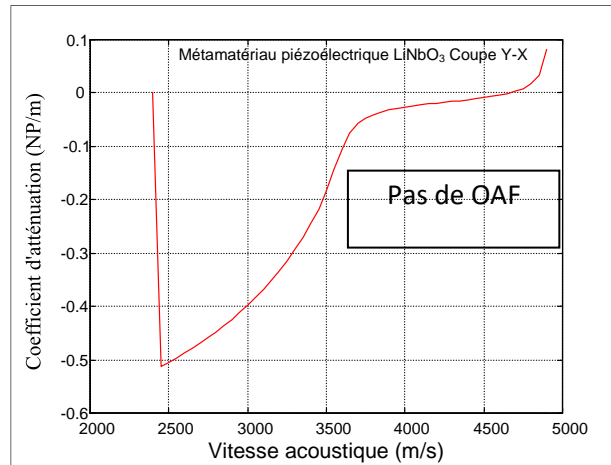


Fig.2.6a. Réelle- $\alpha_2$

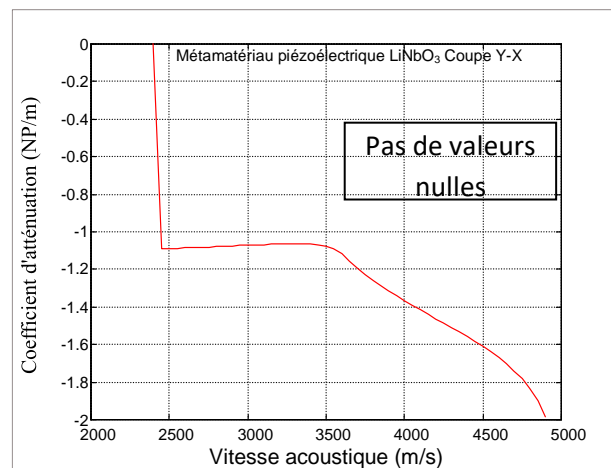


Fig.2.6b. Imaginaire- $\alpha_2$

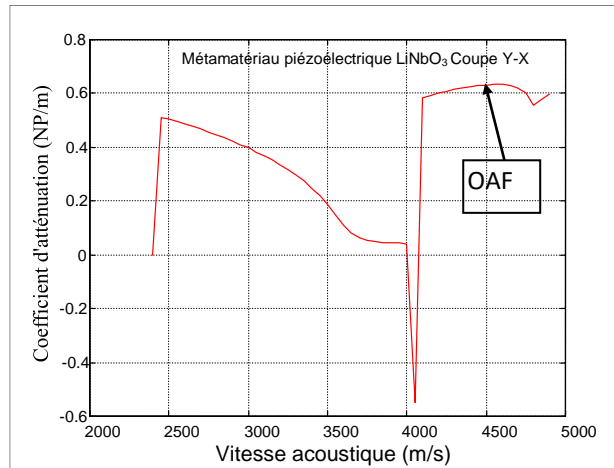


Fig.2.7a. Réelle- $\alpha_3$

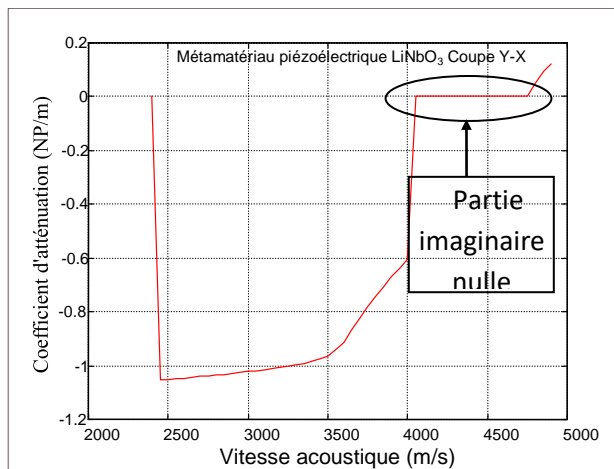


Fig. 2.7b. Imaginaire- $\alpha_3$

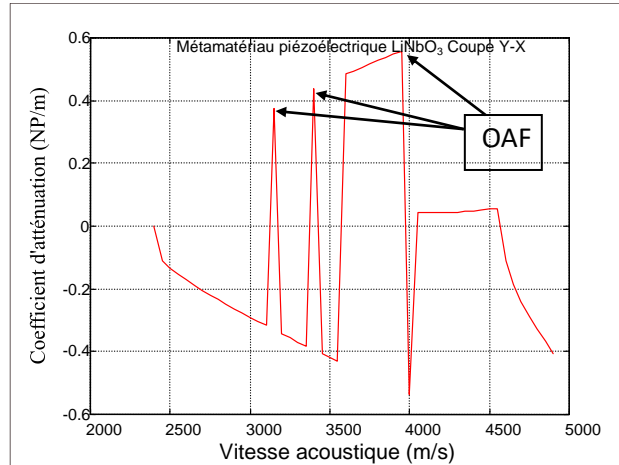


Fig.2.8a. Réelle- $\alpha_4$

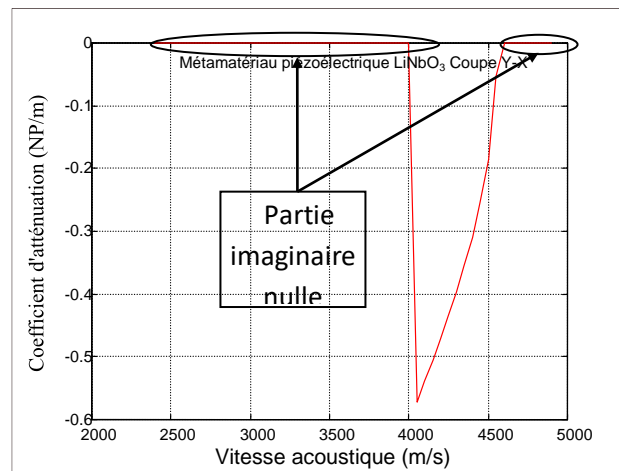


Fig. 2.8b. Imaginaire- $\alpha_4$

## **2.8 Conclusion**

Nous avons présenté les résultats numériques à partir de la résolution des équations phénoménologiques tensorielles piézoélectriques. Pour cela, nous avons utilisé le Matlab comme langage de programmation. Le paramètre qui nous a poussé à faire cette programmation ; C'est le coefficient d'atténuation transversal. Le comportement de ce dernier permet d'interpréter la présence des ondes acoustique de fuite, tellement convoitées, mais seulement à partir d'une lecture graphique. Pour pallier cette insuffisance, nous proposons dans le quatrième chapitre une technique d'intelligence artificielle afin de cibler avec précision la présence des ondes acoustiques de fuite. Dans ce qui suit, nous donnons d'abord dans le troisième chapitre quelques notions de base sur l'apprentissage automatique on base sur les PNNs et les SVMs.

**CHAPITRE 3**

**THÉORIE ET GÉNÉRALITÉS SUR**

**L'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE**

## Chapitre 3 : Théorie et Généralités sur l'apprentissage automatique

### 3.1. Introduction

La classification par les méthodes d'intelligence artificielle (l'apprentissage automatique) ont connus à grand intérêt dans beaucoup de domaines tels que : l'analyses des données, traitement d'images, et toutes les domaines de la technologie [20,34-38].

Les méthodes d'apprentissage automatique sont exploités dans plusieurs domaines tels que [20,39] : Robotique et énergies, toutes les domaines Reconnaissance, classification, traitement et analyses des données et d'images, diagnostiques en médecine.

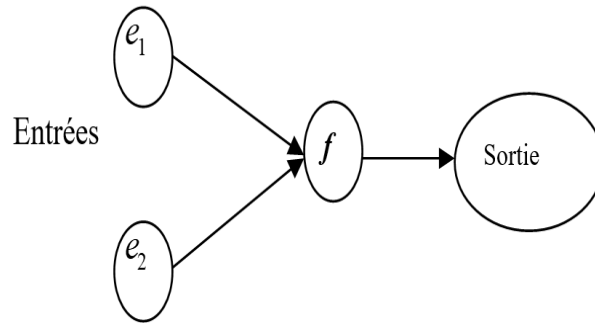
### 3.2. Neurones naturels

La classification par l'apprentissage automatique font partie du domaine de l'apprentissage automatique de l'intelligence artificielle, ils ont comme rôle l'apprentissage des systèmes biologiques de neurones [40].

En s'inspirant du cerveau, ce dernier est constitué d'un nombre important de neurones connectés entre eux. Chaque neurone représente une cellule dont le rôle est de créer, envoyer et recevoir des signaux biologiques. Plusieurs cellules peuvent créer des tâches extrêmement complexes[41, 42, 43].

### 3.3. Approchemathématique

La Figure 3.1 présente un seul neurone, les entrées  $e$  envoient des impulsions pour calculer une somme pondérée par une fonction  $f$ .



**Fig. 3.1** : Modèle à un seul neurone[20,44].

Le neurone reçoit des signaux de plusieurs sources d'entrée  $e$ . Ces sources arrivent au neurone grâce à une connexion par pondération  $g$ , plus l'intensité à l'entrée est forte et plus l'entrée correspondante est significative [20,44].

A la sortie, une somme pondérée des entrées est calculée pour constituer la fonction d'activation donnée par [45, 46] :

$$S = f(g_1e_1 + \dots + g_ae_a) \quad (3.1)$$

### 3.4. Réseaux de neurones non-bouclés

Pour cela, il faut que les neurones d'entrée, ceux qui sont cachés et ceux de la sortie soient connectés [47, 48].

Ce type des réseaux de neurones est le plus simple de sa structure feed-forward (ou non-bouclée) ; C'est une structure connectée dans un seul sens et les signaux traversent les entrées directes à des unités cachées pour atteindre les unités de sortie [47, 48]. Les réseaux de neurones non bouclés sont les plus efficaces et ils sont les plus utilisés [49].

### 3.5. Les tâches neuronales

Les réseaux de neurones ont pour tâches :

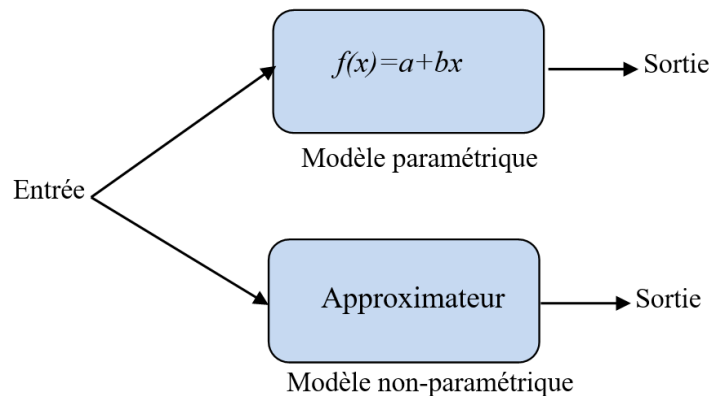
- La régression : Lier aux nombres des variables en couche d'entrée avec un résultat continu  $c$  (cible).

- La classification : cible les observations aux classes par les variables d'entrée par la fonction en couche de sommation.

### 3.6. Régression neuronale

La régression paramétriques est en relation de modélisation mathématiques [47, 48] :

$$c = f(e) = a + b.e \quad (3. 2)$$



**Fig. 3.2 :** Modèles paramétriques et non-paramétriques[47, 48].

Les méthodes dites paramétriques reposent sur une relation connue entrée (entrée) etc. (cible) de forme linéaire ou quadratique. Ces méthodes sont très simples pour bien interpréter un résultat et présentant aussi un problème de flexibilités[47,49].

Dans les modèles non-paramétriques, approximation (réseau de neurones) gère la relation entre les entrées et les sorties.

### 3.7. Classification

La classification par réseaux de neurones, utilise la classification de l'appartenance des individus aux classes à une entrée  $e$ . Un ensemble de données de trois catégories  $\{X, Y, Z\}$ , les trois classes effectuent par un réseau de neurone chacune des entrées.

L'information pour l'appartenance des individus aux différentes classes est donnée à la variable  $c$ .

Dans une classification, la variable cible est toujours en format catégorielle [48, 49]. Cette dernière ne comporte que des valeurs discrètes.

### 3.8. Types de réseaux de neurones

#### 3.8.1. Perceptron multicouches

Le schéma d'un perceptron multicouche connecté à des valeurs entrées, des neurones cachés et des valeurs de sorties. La couche cachée et la couche de sortie possèdent des valeurs de biais. Le biais est un neurone qui émet des valeurs en format variables [47, 48].

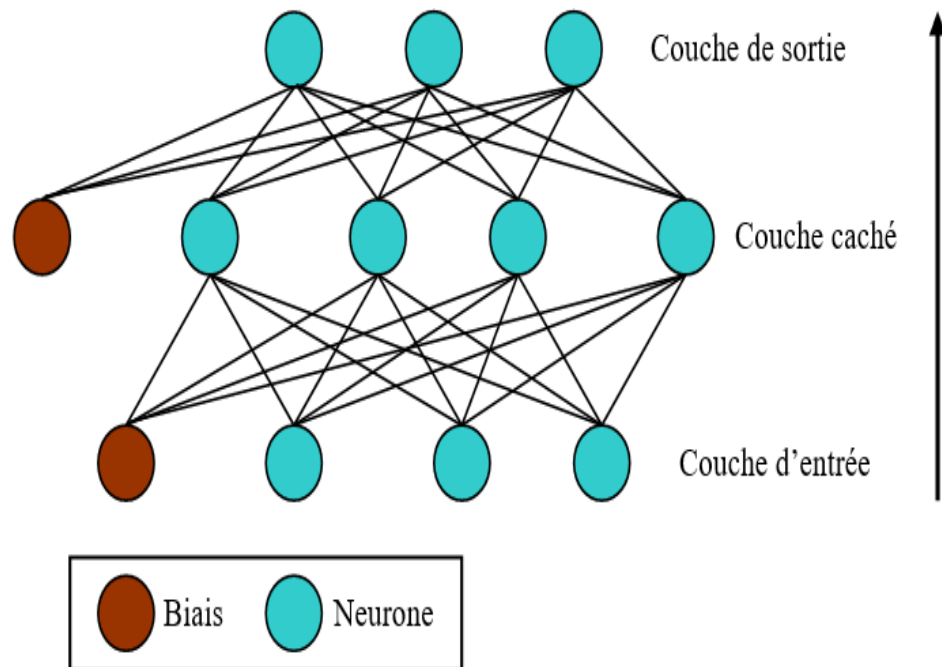


Fig. 3.3 : Architecture d'un réseau perceptron multicouches [49, 50]

Les Perceptrons multicouches (PMC) les plus utilisées dans ce domaine selon la configuration présentée dans la figure 3.3 [49, 50]. La conception des PMCs basée sur un nombre d'unités de couches cachées et de la sommation sortie.

Le réseau de neurone calcule une somme avec pondération de ses entrées pour créer ses sorties. Chaque couche dans un réseau PMC doit être connectée aux neurones de la couche précédente par l'intermédiaire d'un poids. Les neurones et les poids sont basés par une structure des couches non-bouclées (feed-forward) [51,52].

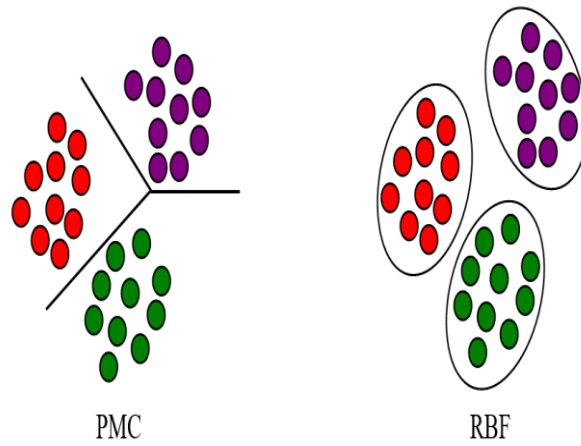


Fig. 3.4 : Réseaux de neurones PMCs et RBFs, deux type pour les données d'entrée[51,52].

### 3.8.2. Les réseaux de neurones à fonctions radiales

Soit la structure suivante :

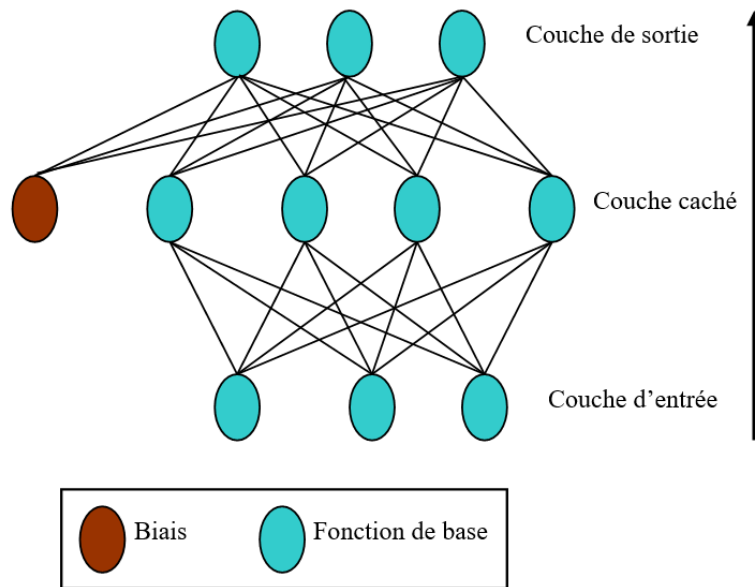


Fig. 3.5 : Architecture d'un réseau RBF[52, 53].

Le schéma d'un réseau de neurones RBF à des valeurs d'entrées, des fonctions à base radiale et des valeurs de sorties. Les unités de sortie possèdent une valeur de biais, contrairement aux réseaux PMCs.

Il y a deux étapes de l'opération d'apprentissage pour le réseau RBF :

- Dans la première étape, la distribution de probabilités des données en couche par neurones de la couche cachée (fonctions à base radiale) pour compléter la modélisation de RBF.
- Dans la deuxième étape, la mise en relation des données d'entrée  $e$  à une variable cible  $c$  par le réseau RBF [52, 53].

### 3.8.3. Machine à vecteurs de support (SVM)

Le SVM est un algorithme d'apprentissage automatique contrôlé qui est utilisé dans l'algorithme de classification, les fonctions de ce type de classification donnent des décisions telles que l'acceptation ou déclination utilisées dans cette fonction du SVM. Dans la classification de données avec l'algorithme SVM, tous les valeurs étaient tracées et classées dans un espace à  $n$  dimensions ( $n$  : nombre de linéaments que vous avez), la valeur de chaque linéament étant la valeur d'une coordonnée particulière.

Ensuite, on complète la classification en trouvant l'hyper-plan qui distingue très bien les deux classes (Fig. 3.6) ; pour plus de clarté, nous supposons que nos valeurs ont deux groupes ou classes et qui sont linéairement séparables ligne par SVM et le cas d'un hyper-plan qui peut absolument séparer les valeurs par des classes existantes. Dans le cas précis de l'espace de caractérisation bidimensionnel, un hyper-plan devient une droite (voir Fig. 3.6).

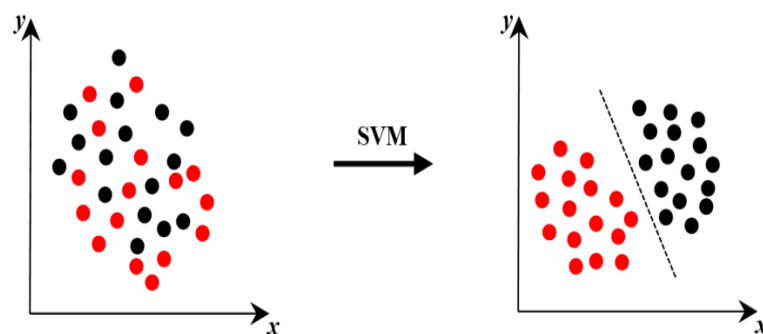


Fig. 3.6 :Hyper-plans qui peuvent diviser les données en deux classes[54,55].

La figure 3.7 montre que la fonction de l'algorithme par SVM (Support Vector Machine) utilise une méthode d'optimisation pour identifier les valeurs de support  $x_i$  poids  $u_i$  et biais  $b$  qui sont utilisés pour classer les valeurs  $x$  selon l'équation suivante [54,55] :

$$c = \sum_i \alpha_i K(x_i, x) + b \quad (3.3)$$

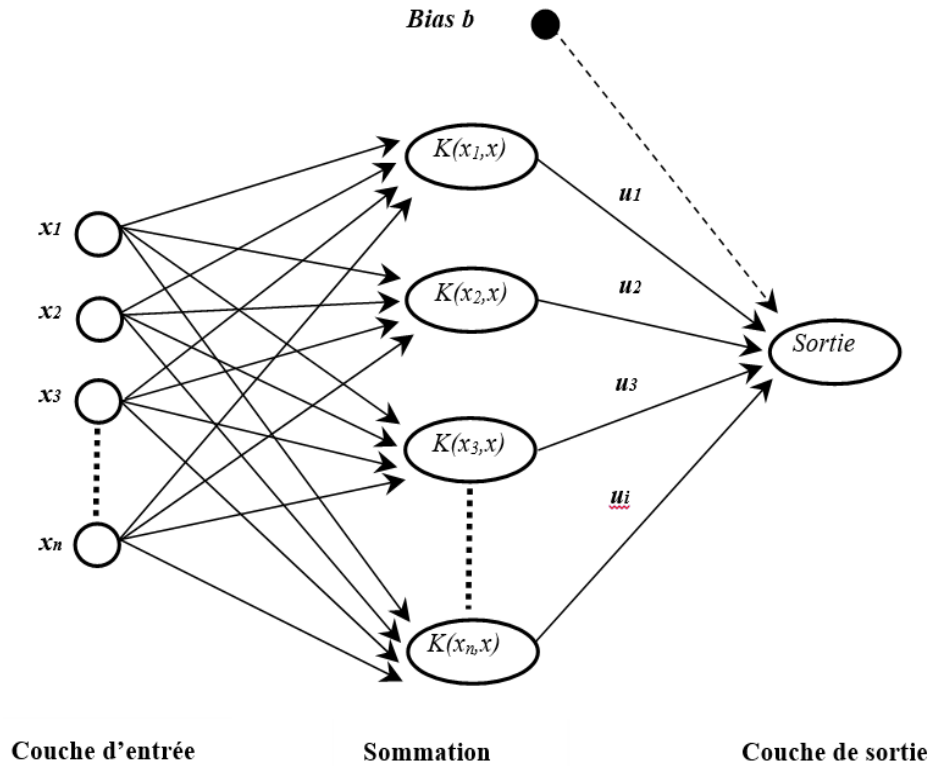


Fig. 3.7 :Schéma d'un SVM[20,54,55]

### 3.8.4. Le réseau de neurones probabiliste (PNN)

Les propriétés du réseau PNN est très intéressantes pour les solutions de classification, ils ont comme avantage pas de valeurs minimales locales, et comme inconvénient le nombre de neurones cachés est le même que le nombre des valeurs d'apprentissage.

Le vecteur observé  $e$  de dimension  $d$  est placé dans des groupes de  $C_i$ ,  $i=1, 2, \dots, m$  prédéfini ; où  $m$  est le nombre de groupes possibles.

La limitation du classificateur par  $d$  et  $m$ . Le PNN met en œuvre le modèle de la règle de Bayes de probabilité conditionnelle que la probabilité  $P(C_i|e)$  pour  $e$  d'appartenir à la classe  $C_i$ . Cette probabilité donnée par [56, 57] :

$$P(C_i|e) = \frac{P(e|C_i)P(C_i)}{\sum_{j=1}^m P(e|C_j)P(C_j)} \quad (3.3)$$

Où  $P(C_i|e)$  est la fonction de densité de probabilité conditionnelle de la fonction PNN de  $e$  sachant que  $C_i$  et  $P(C_j)$  est la probabilité de choisir les valeurs de l'échantillon en couche d'entrée de la classe  $C_j$ .

Un vecteur en entrée  $e$  est classifié comme une entrée de la valeur  $C_i$  si [56, 57] :

$$P(C_i|e) > P(C_j|e); \forall j = 1, 2, \dots, m; j \neq i \quad (3.4)$$

Les pré-calculs et simulation de l'apprentissage de ces probabilités est réalisées en utilisant les processus de fenêtrage de Parzen pour les calculs estimatique des fonctions de densités [58].

Les pré-calculs et les simulations de fonction PNN utilise pour les réseaux [56-58] :

$$f_A(e) = \frac{1}{2\pi^{p/2}\sigma^p} \frac{1}{m} \exp\left[-\frac{(X - X_{ai})^t(X - X_e)}{2\sigma^2}\right] \quad (3.5)$$

$X_{ai}$  est le  $i^{\text{ème}}$  échantillon appartenant à la classe  $C_A$  et  $\sigma$  est un paramètre de lissage.

Donnée par cette structure :

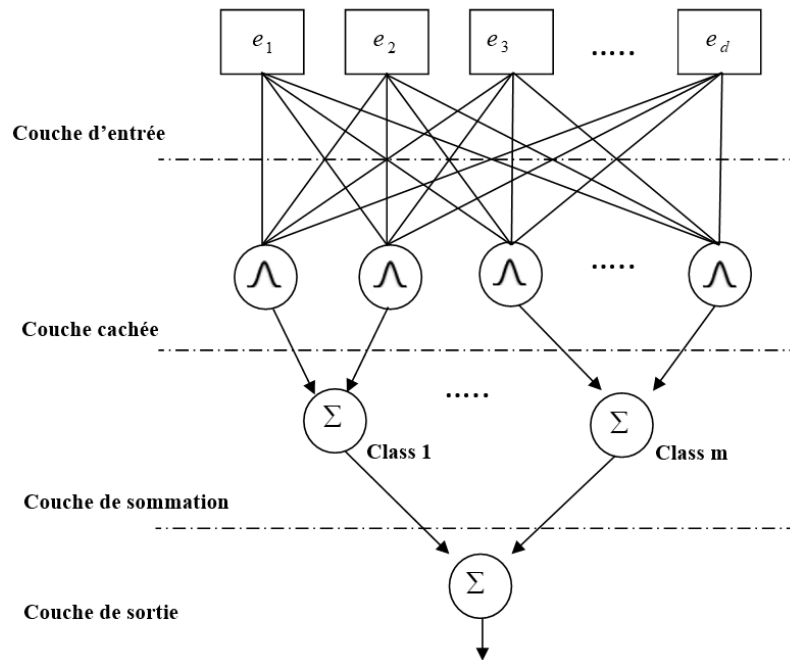


Fig. 3.8 : Schéma d'un PNN [54-58]

Un réseau probabiliste d'apprentissage, chaque valeur en entrée doit être normalisée comme suit [59,60] :

$$\sum_{i=1}^n e_i^2 = 1 \quad (3.6)$$

Le nombre des valeurs de neurones en couche d'entrée est égal au nombre des valeurs de paramètres de la forme à classier [54, 56].

Les valeurs d'échantillons de la base d'apprentissage doit être liées à un neurone appartenant à les valeurs en couche cachée toute en étant connectées avec les valeurs de neurones d'entrée de façon que :

$$w_k = e_k \text{ Pour } k=1, 2, \dots, n. \quad (3.7)$$

La relation créée vers les valeurs de neurone de couche de classification doit correspondre aux groupes et les valeurs de l'échantillon [58].

### 3.8.4.1. Algorithme d'apprentissage modifié

L'apprentissage standard d'un réseau PNN est réalisé avec l'algorithme modifié d'apprentissage de tous les types du réseau de neurone dans le but de supprimer les neurones qui sont assez similaires et additionnelles. Dans l'algorithme, il est possible de changer les valeurs et les unités en couche cachées en ajoutant des valeurs de neurones cachés avec leurs connexions et liaisons.

Cet algorithme comprend deux étapes :

**PNN initial :** Utilisation de la fonction standard d'apprentissage du réseau PNN (Figure 3.9), pour construire un format initial de PNN. Dans ce cas, le nombre des valeurs de neurones en couche cachés est égal au nombre des valeurs de neurone d'échantillons d'apprentissage.

**La taille du réseau PNN :** Le PNN initial de la première étape modifie la fonction et l'algorithme pour réduire un réseau PNN\* finale (Figure 3.9) [20, 61].

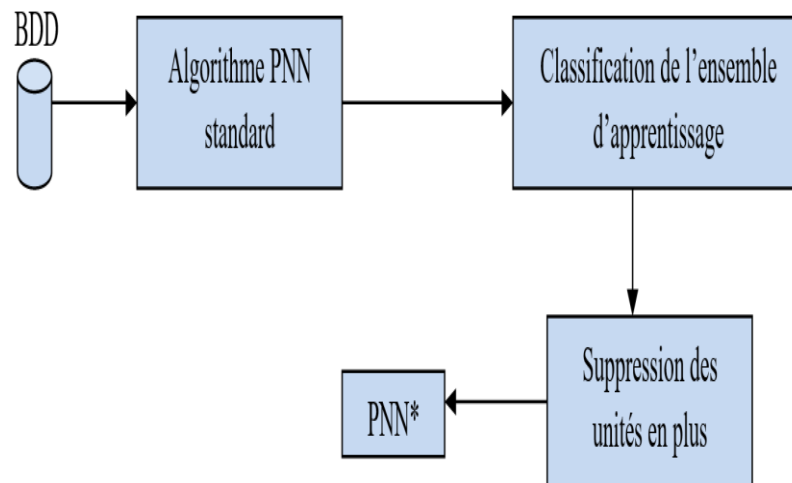


Fig. 3.9 : Algorithme de PNN final [20,61]

### 3.9. Fonctions d'activation

La fonction de neurones d'un réseau possèdent des algorithmes d'activation qui vont transformer les valeurs émises par les neurones de la couche précédente à l'aide d'un algorithme mathématique appelée fonction d'activation du réseau de neurone.

Pour appliquer la classification par l'apprentissage automatique, nous utilisons la fonction de l'algorithme softmax [20, 58] avec la fonction de l'algorithme identité (fonction pour les valeurs en couche caché).

STATISTICA un modèle de Réseaux de Neurones Automatisés propose des algorithmes pour activer les fonctions de neurones (Tableau 3.1).

**Tableau 3.1**– Fonctions d'activation de neurones[32,33].

Fonction	Définition	Description	Intervalle de définition
Identité	$a$	L'activation du neurone est transmise directement en sortie	$(-\infty + \infty)$
Sigmoïde logistique	$\frac{1}{1 + e^{-a}}$	Une courbe en "S"	$(0,1)$
Tangente hyperbolique	$\frac{e^a - e^{-a}}{e^a + e^{-a}}$	Une courbe sigmoïdale similaire à la fonction logistique.	$(-1,+1)$
Exponentielle	$e^{-a}$	La fonction exponentielle négative	$(0,+\infty)$
Sinus	$\sin(a)$	Distribution radiale des données	$[0,1]$
Softmax	$\frac{\exp(a_i)}{\sum \exp(a_i)}$	Construction des réseaux de neurones avec plusieurs sorties normalisées permettant une meilleure adaptation à la création de classifications par les réseaux de neurones avec des sorties probabilistes.	$[0,1]$
Gaussienne	$\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right]$	Ce type de fonction d'activation isotropique  Gaussienne n'est utilisé que par les unités cachées d'un réseau de neurones RBF.	$(-\infty + \infty)$

### 3.10. Sélection des variables d'entrée

Pour les valeurs de neurone en couche entrées qui n'ont pas de lien avec la variable cible de sortie, nous pouvons détériorer la présentation du réseau et la base de données comportant des valeurs inférieures pour les couches d'entrées et de cette façon, on n'aura pas besoin les modéliser de manière précise par un réseau de neurones [61, 62].

### 3.11. Complexité du réseau de neurones

La complexité des réseaux de neurones réside dans les valeurs de nombre de neurones au niveau de la couche de somation. Plus un réseau de neurones comporte des fonctions de neurones, plus l'algorithme et le système mis en démarrage le neurone avec flexibilité. Les réseaux de neurones flexibles permettent d'approcher des fonctions d'algorithme complexes entre les couches d'entrées et les couches de sorties avec les valeurs de cible [33, 54].

### 3.12. Apprentissage des réseaux de neurones

La fonction d'apprentissage des réseaux de neurones effectué un processus au cours d'un nombre fini de réputation et d'itérations sur la fonction d'apprentissage réelle et complète. Pour cela, il faut qu'une fonction et algorithme d'apprentissage itératif ajuste les nombres des valeurs du réseau de neurones de façon à ce que pour toutes les valeurs en couche d'entrée  $e$ , le réseau de neurones produit des valeurs variables ou classe de sortie proche de  $c$  (cible).

### 3.13. Algorithme d'apprentissage

Toutes les fonctions des algorithmes les plus utilisés pour l'apprentissage sont les algorithmes BFGS (Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno) et Scaled Conjugate Gradient. Ces fonction des algorithmes permettent lacatégorisation par la suppression et minimisation des valeurs unidimensionnelles en traitement et en classification [20, 47].

Les fonctions utilisées pour l'apprentissage des RBFs sont différentes de celles utilisées pour les PNN et SVM et PMC [63]. Pour les réseaux RBFs, il est composé par les processus d'apprentissage en deux étapes :

- Etape 1 : La fonction positionnée et dispersion radiale des fonctions de base utilise les valeurs en couche d'entrée [47-50].
- Etape 2 : Les fonctions radiales aux neurones de couche de sortie appliquée sur les variables de cible [47-50].

### **3.14. Conclusion**

Dans ce chapitre, on a présenté le principe des algorithmes de fonction des réseaux de neurones et d'apprentissage automatique tel que (MLP, RBF, PNN, SVM) dont l'avantage est la réduction de la taille avec un taux de classification similaires à un algorithme d'apprentissage automatique.

Dans le chapitre suivant, nous allons appliquer deux méthodes SVM et PNN sur les micro-ondes acoustiques tout en analysant les données pour détecter les ondes de fuite dans le cas d'un métamatériau piézoélectrique (LiNbO<sub>3</sub>).

**CHAPITRE 4**

**TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE**

**AUTOMATIQUE POUR DETECTER LES ONDES**

**DE FUITE**

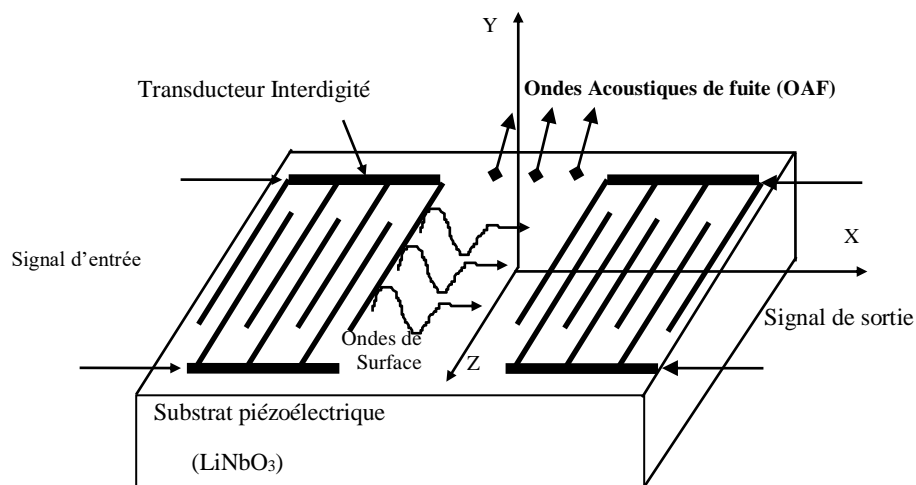
## CHAPITRE 4

# TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE POUR DETECTER LES ONDES DE FUITE

### 4.1. Introduction

Dans ce paragraphe, nous présentons la structure cristalline sur la quelle nous allons appliquer l'apprentissage automatique en utilisant les classificateurs SVM et PNN pour la détection des ondes acoustiques de fuite dans les cristaux piézoélectriques (Exp. Niobate de Lithium  $\text{LiNbO}_3$ ). Nous avons utilisé l'apprentissage automatique par deux méthodes SVM et PNN pour une analyse numérique plus efficace dans laquelle nous obtenons des heatmaps par classificateur SVM et des groupes (classes) par le classificateur PNN de toutes les valeurs des parties réelles et imaginaires des coefficients d'atténuation transversale afin de crée un modèle de détection des ondes de fuite..

Le signal d'entrée est appliqué aux électrodes du transducteur qui engendre à son tour des déformations (déplacement du point matériel), cela engendrera une onde de surface(Fig. 4.1).



**Fig. 4.1** : Excitation du matériau piézoélectrique par un transducteur interdigité



La figure 4.2 représente le diagramme des deux techniques pour la détection des micro-ondes acoustiques et les caractéristiques du métamatériau piézoélectrique  $\text{LiNbO}_3$  de Coupe Y-Z ou Y-X.

Dans cet exemple, nous avons obtenue six (06) coefficients d'atténuation transversale complexe : Partie réel présente la propagation de l'information et la partie imaginaire nous informe sur la présente des pertes ou de bruits.

Les coefficients doivent être traités par la classification (PNN).

## 4.2. Métamatériau de Coupe Y.X

Pour le cas de la coupe Y-X, les ondes de fuite correspondent aux parties réelles positives à condition que les parties imaginaires soient nulles.

Dans ce cas l'équation propre devient :

$$\text{Det}(A) = \sum_{i=0}^6 A_i \cdot \alpha^i = 0 \quad (4.1)$$

Alors la solution générale est obtenue en fonction de six termes ( $n = 6$ ):

$$U_i = \sum_{n=1}^6 u_i^n \cdot \exp\{j\beta \cdot \alpha^n \cdot Y + j\beta \cdot X - j \cdot \omega \cdot t\} \quad (4.2)$$

Où :

$u_i^n$  ( $i=1, 2,3$ ) : Amplitudes de déplacement (m)

$u_i^n$  ( $i=4$ ) : Amplitude du potentiel électrique (V)

$\beta$  : Constante de propagation (rad/m)

$\alpha^n$  : Coefficient d'atténuation transversal

$\omega$  : Fréquence angulaire (rad/s)

### 4.3. Identification des ondes de fuite

La détection des OAF se dans le  $\text{LiNbO}_3$  est en grande relation avec la vitesse acoustique.

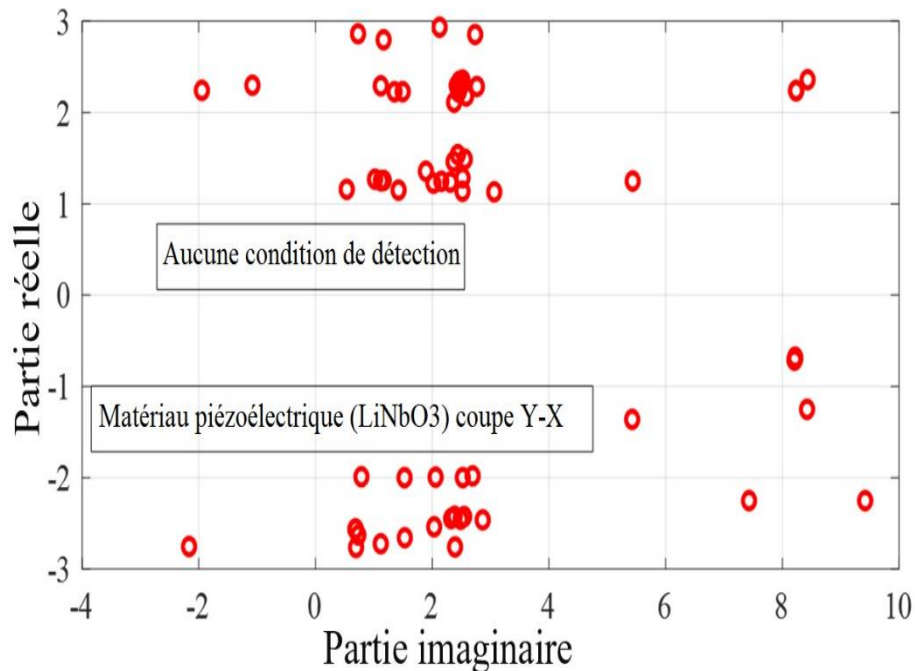
Le coefficient d'atténuation transversale  $\alpha$  est donné par :

$$\alpha = \alpha_{re} + j \alpha_{im} \text{ et } \alpha = \alpha_{re} - j \alpha_{im} \quad (4.3)$$

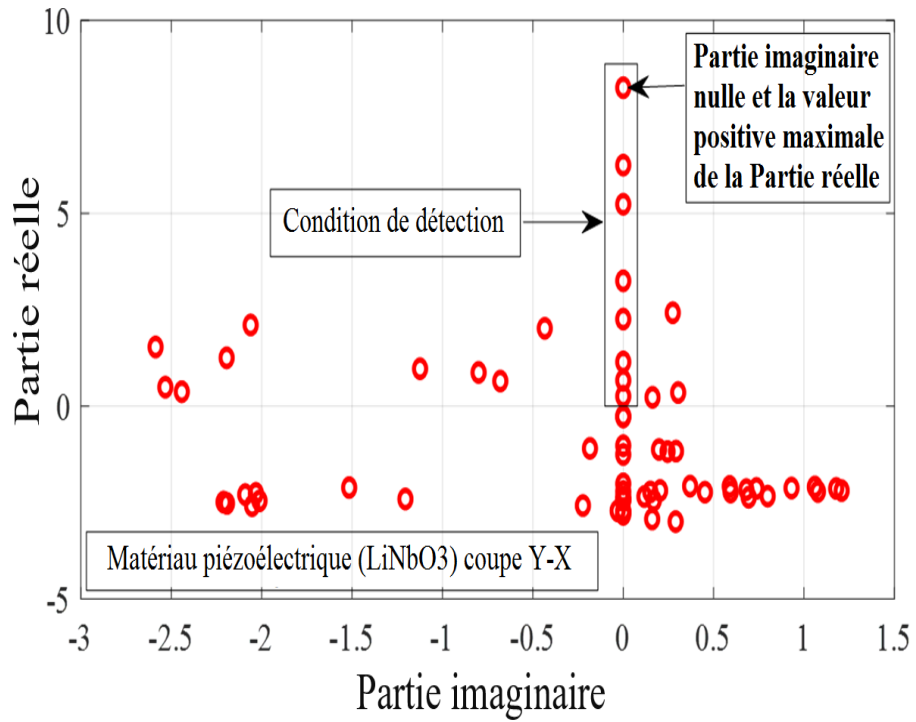
$\alpha$  : représente deux racines conjuguées deux à deux

Les figures (4.3, 4.4 et 4.5), présentent les variations des parties réelles et imaginaires des coefficients d'atténuation transversale ( $\alpha_1, \alpha_2$  et  $\alpha_3$ ).

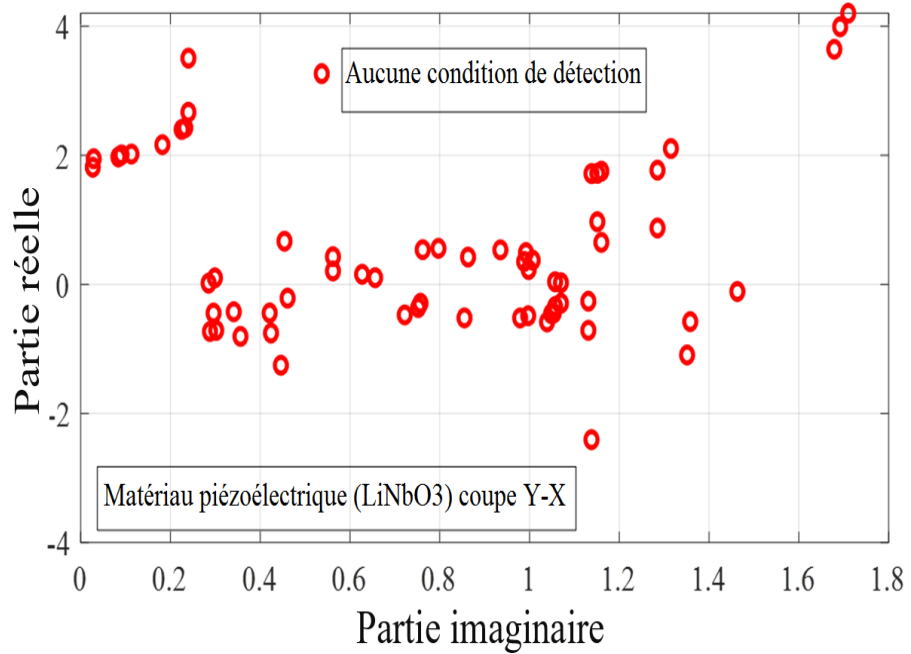
La présence des ondes acoustiques de fuite se fait à partir de la partie imaginaire nulle et de la partie réelle positive et pour une meilleure détection des ondes de fuite nous prenons la valeur positive max de la partie réelle (PIC) et pour analyser les données (valeurs de la partie réelle et la partie imaginaire) par l'application du support à vecteur de machine SVM.



**Fig.4.3 : Partie réelle  $\alpha_1$  Vs partie imaginaire  $\alpha_1$**



**Fig.4.4** : Partie réelle  $\alpha_2$  Vs la partie imaginaire  $\alpha_2$



**Fig.4.5** : Partie réelle  $\alpha_3$  Vs la partie imaginaire  $\alpha_3$

## 4.4. Application de la classification par (PNN et SVM classificateurs)

Les deux techniques présentent un apprentissage automatique par jeu d'apprentissage bien classé : 100,00%

### 4.4.1. Classification par PNN

L'application de la classification par PNN nous a permis de cibler les valeurs exactes de la partie réelle et de la partie imaginaire qui représentent le coefficient d'atténuation transversale et la vitesse acoustique, nous donnons :

- Les valeurs en entrée : Partie imaginaire et Partie réelle.

- La valeur en sortie :

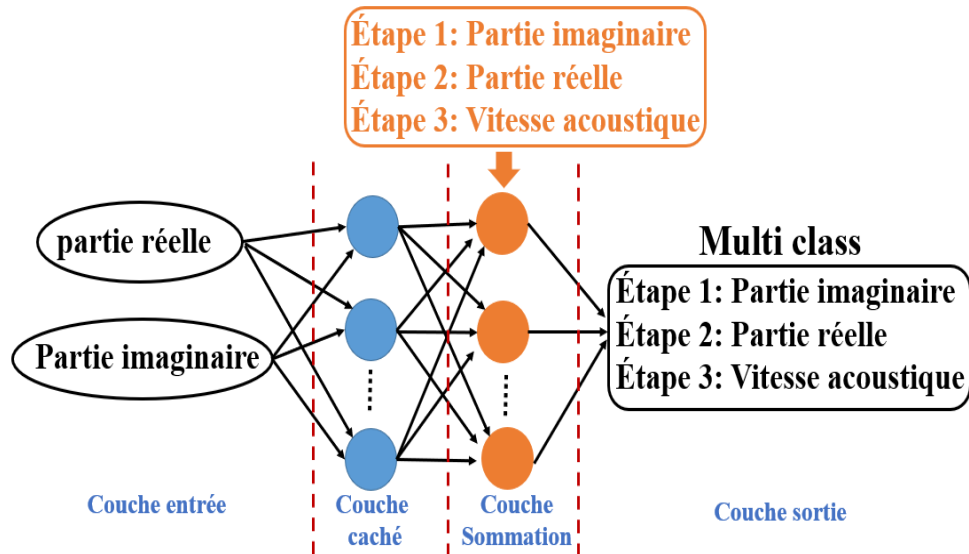
- ✓ Etape 1 : Partie imaginaire
- ✓ Etape 2 : Partie réelle
- ✓ Etape 3 : Vitesse acoustique

- Facteur de classification :

- ✓ Etape 1 : Partie imaginaire
- ✓ Etape 2 : Partie réelle
- ✓ Etape 3 : Vitesse acoustique

- Le nombre de sujets dans le jeu d'apprentissage :65.

La Figure. 4.6 présente l'architecture d'un réseau PNN en fonction des données de la méthode.



**Fig. 4.6** : Architecture d'un réseau de neurones probabiliste (PNN)

Les figures (4.8, 4.9 et 4.10) présentent la classification par PNN. Nous définissons les valeurs de la partie imaginaire, que nous allons chercher dans cette classification.

#### 4.4.2. Classification par SVM

L'application de la classification par SVM nous a permis de connaître le nombre des valeurs de la partie réelle en fonction de la partie imaginaire qui représentent le coefficient d'atténuation transversal, nous donnons :

- Les valeurs en entrée : Partie imaginaire et Partie réelle.

- La valeur en sortie :

- ✓ Etape 1 : Partie imaginaire

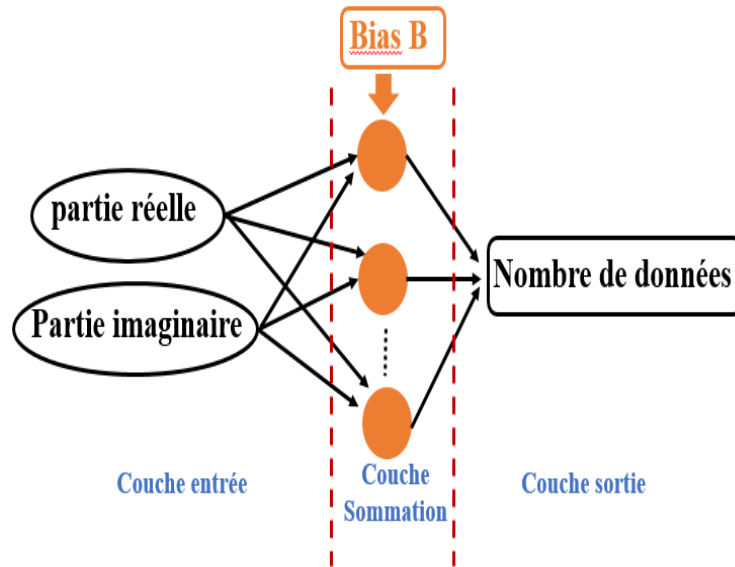
- ✓ Etape 2 : Partie réelle

- Facteur de classification :

- ✓ Nombre

- Le nombre de sujets dans le jeu d'apprentissage : 65.

La figure. 4.7 présente l'architecture (SVM) par les données de notre méthode.



**Fig. 4.7 :** Architecture de Machine à vecteurs de support (SVM)

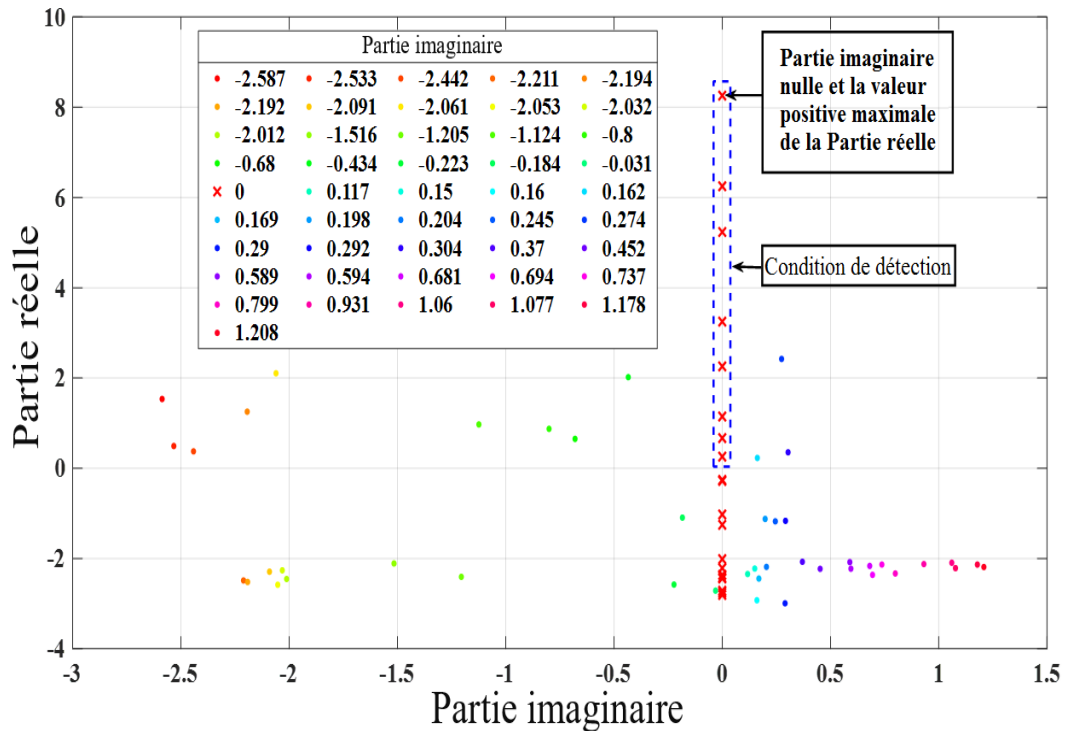
Les figures (4.11, 4.12 et 4.13) présentent une classification par SVM. Nous définissons le nombre des valeurs de la partie imaginaire en fonction de la partie réelle.

## 4.5. Résultats et discussion (Coupe Y.X)

### 4.5.1 Résultats pour de coefficient ( $\alpha_2$ ) par PNN

**Etape 1 :** La figure 4.8 présente les résultats de la classification de la première étape, les valeurs en entrée est la partie imaginaire et la partie réelle. Le facteur de classement est la partie imaginaire. Les valeurs en sortie est la partie imaginaire et le nombre de sujets dans le jeu d'apprentissage est de 65.

Nous cherchons à trouver la valeur positive max de la partie réelle avec la partie imaginaire nulle.



**Fig.4.8 :** Classification par PNN - Partie imaginaire Vs Partie réelle (Partie imaginaire)

**Etape 2 :** La figure 4.9 présente les résultats de la classification de la deuxième étape, les valeurs en entrée est la partie imaginaire et la partie réelle. Le facteur de classement est la partie réelle.

Les valeurs en sortie est la partie réelle et le nombre de sujets dans le jeu d'apprentissage est de 65. La partie positive maximale de la partie réelle égale à 8,258.

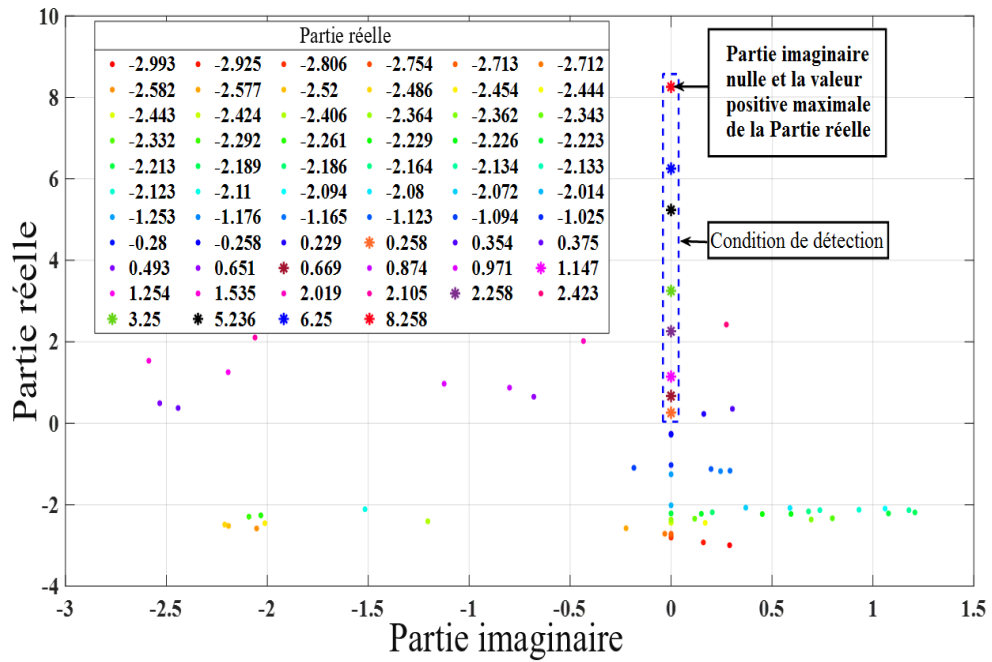


Fig.4.9 : Classification par PNN - Partie imaginaire Vs Partie réelle (Partie réelle)

**Etape 3 :** La figure 4.10 présente les résultats de la classification de la troisième étape, les valeurs en entrée est la partie imaginaire et la partie réelle. Le facteur de classement est la vitesse acoustique, Les valeurs en sortie est la vitesse acoustique et le nombre de sujets dans le jeu d'apprentissage est de 65.

La valeur positive max de la partie réelle (8,258) correspond à la valeur de la vitesse acoustique (3300 m / s).

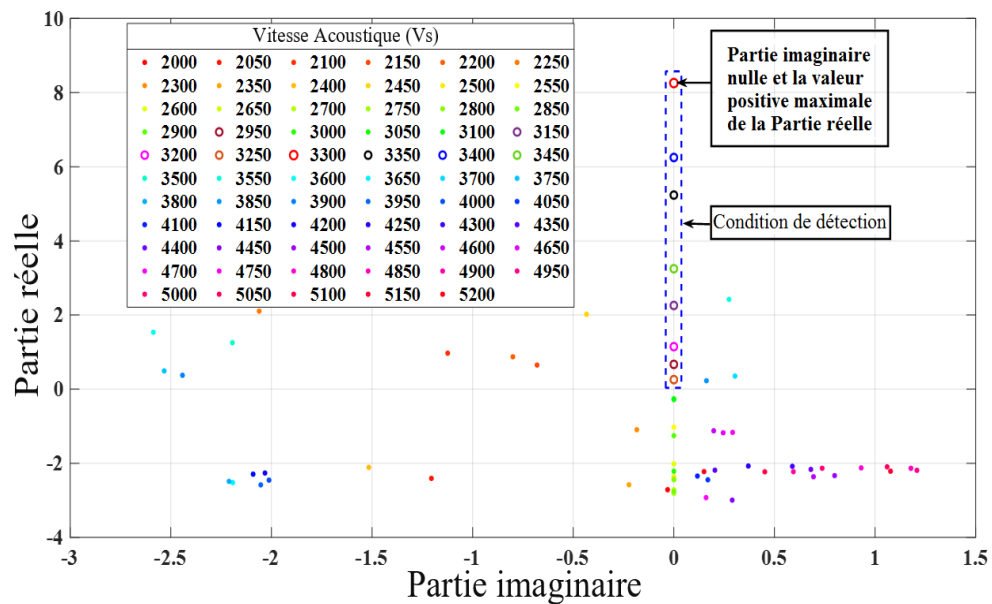


Fig.4.10 : Classification par PNN - Partie imaginaire Vs Partie réelle (Vitesse acoustique)

Le tableau 4.1 résume les résultats obtenus par le classificateur PNN.

Coefficient d'atténuation transversale	Partie imaginaire	Partie réelle	Vs (m/s)	Onde de fuite (O.F)
$\alpha_1$	Toutes les valeurs	Toutes les valeurs	Toutes les valeurs	Pas de détection
$\alpha_2$	0	0,258	3250	Détection
	0	0,669	2950	Détection
	0	1,147	3200	Détection
	0	2,258	3150	Détection
	0	3,25	3450	Détection
	0	5,236	3350	Détection
	0	6,25	3400	Détection
	<b>0</b>	<b>8,258</b>	<b>3300</b>	<b>Bonne détection</b>
$\alpha_3$	Toutes les valeurs	Toutes les valeurs	Toutes les valeurs	Pas de détection
$\alpha_4$	Toutes les valeurs	Toutes les valeurs	Toutes les valeurs	Pas de détection
$\alpha_5$	Toutes les valeurs	Toutes les valeurs	Toutes les valeurs	Pas de détection
$\alpha_6$	Toutes les valeurs	Toutes les valeurs	Toutes les valeurs	Pas de détection

#### 4.5.2 Résultats du coefficient ( $\alpha_2$ ) par SVM

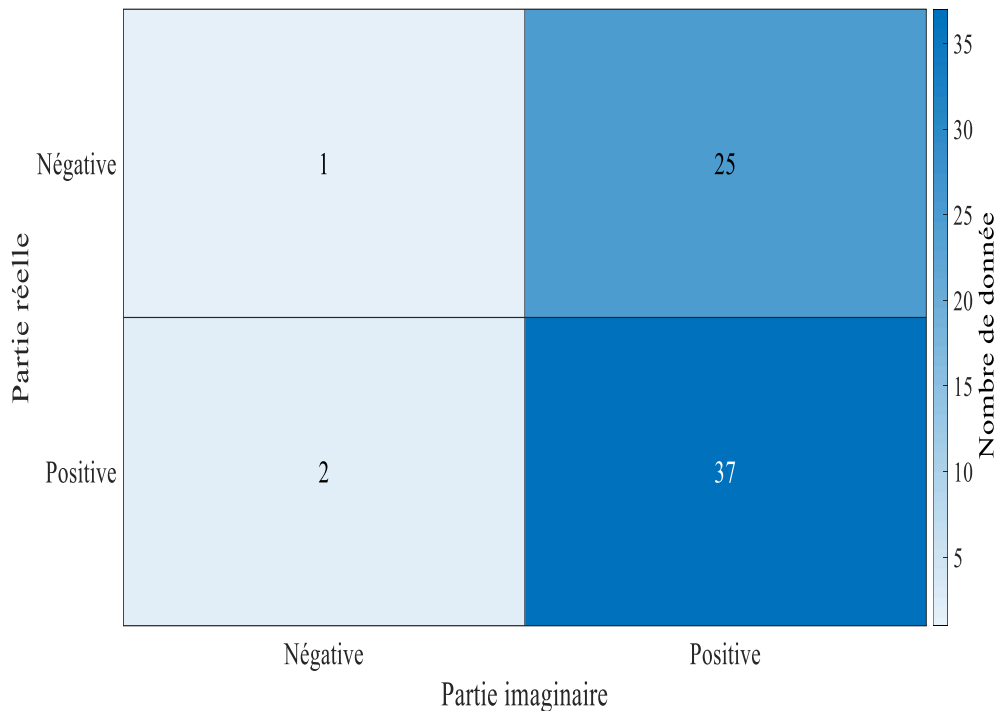
Les figures (4.11, 4.12 et 4.13) présentent les variations des nombres de données des parties réelles et imaginaires des coefficients d'atténuation transversale ( $\alpha_1, \alpha_2$  et  $\alpha_3$ ).

Les résultats de la classification par SVM des coefficients d'atténuation ainsi que les valeurs en entrée sont partie imaginaire et partie réelle sont montrées également.

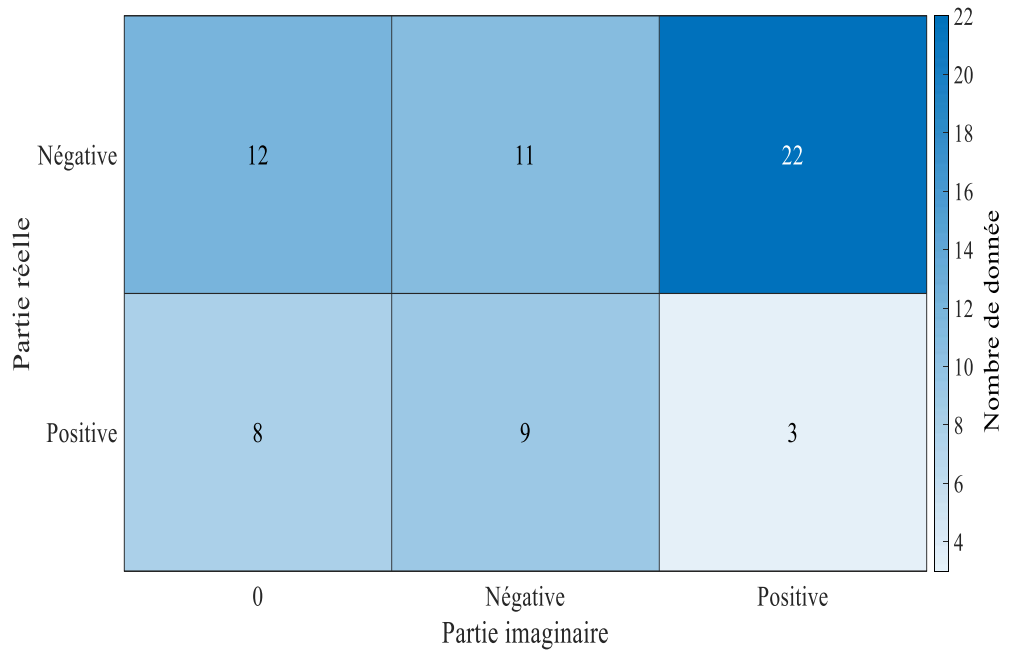
Le facteur de classement est le nombre de données. Les valeurs en sortie sont le nombre de données et le nombre de sujets dans le jeu d'apprentissage est de 65.

Nous cherchons le nombre de données avec les conditions de détection des ondes de fuite.

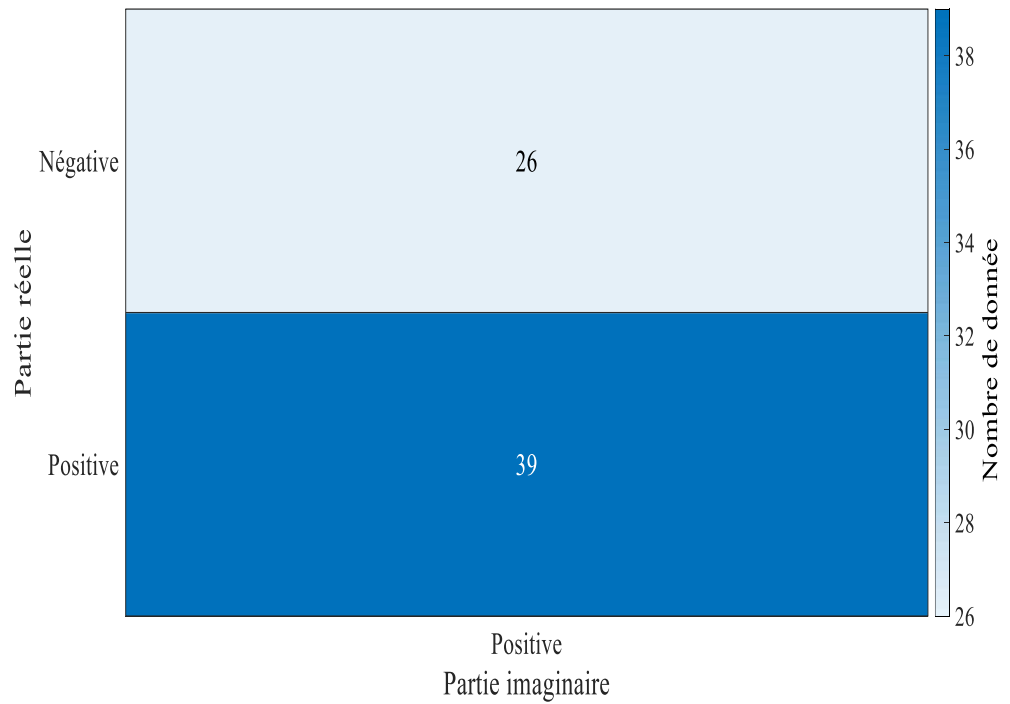
La présence des OAFs dépend de la partie imaginaire nulle et la partie réelle positive par l'application de support à vecteur de machine SVM



**Fig. 4.11** : Classification par SVM – Nombre de données des valeurs de la partie imaginaire et partie réelle ( $\alpha_1$ )



**Fig. 4.12** : Classification par SVM – Nombre de donnée des valeurs de la partie imaginaire et partie réelle ( $\alpha_2$ )



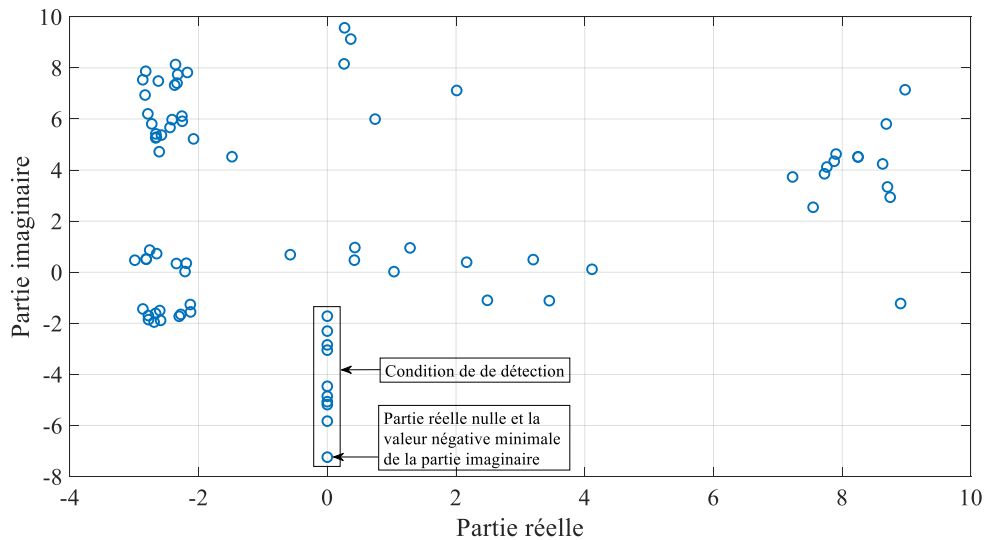
**Fig. 4.13** : Classification par SVM – Nombre de donnée des valeurs de la partie imaginaire et partie réelle ( $\alpha_3$ )

## 4.6. Métamatériau de Coupe Y.Z

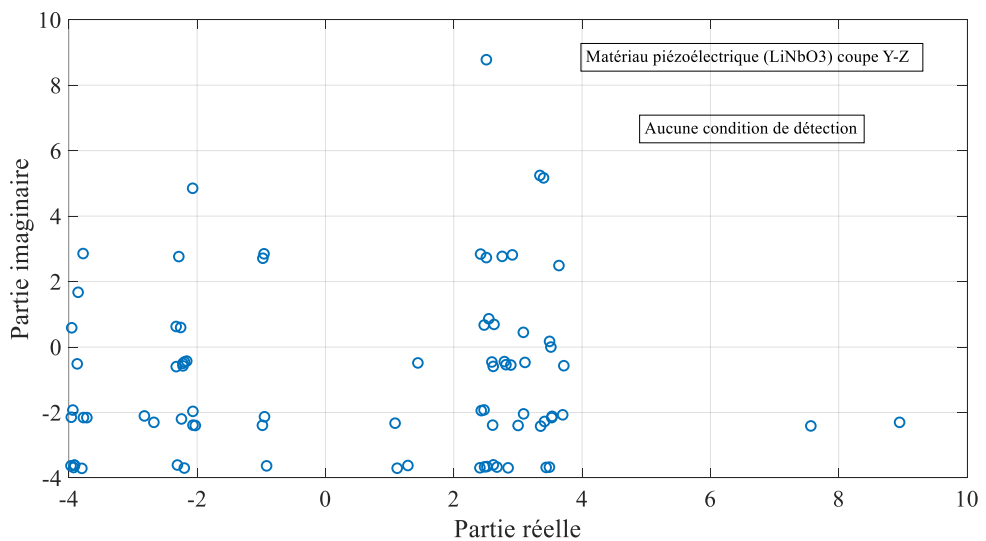
Dans ce cas, la présence des OAF correspond aux parties imaginaires négatives à condition que les parties réelles soient nulles).

Les figures(4.14, 4.15 et 4.16) présentent les variations des parties réelles et imaginaires des coefficients d'atténuation transversale ( $\alpha_1$ ,  $\alpha_2$  et  $\alpha_3$ ).

La présence des ondes acoustiques de fuite se fait à partir de la partie réelle nulle et la partie imaginaire négative et pour une meilleur détection des ondes de fuite nous prenons la valeur négative minimale de la partie imaginaire et pour analyse les donnée (valeurs de la partie réel et la partie imaginaire) par l'application de support à vecteur de machine SVM.



**Fig.4.14** : Partie réelle  $\alpha_1$  Vs partie imaginaire  $\alpha_1$



**Fig.4.15** : Partie réelle  $\alpha_2$  Vs partie imaginaire  $\alpha_2$

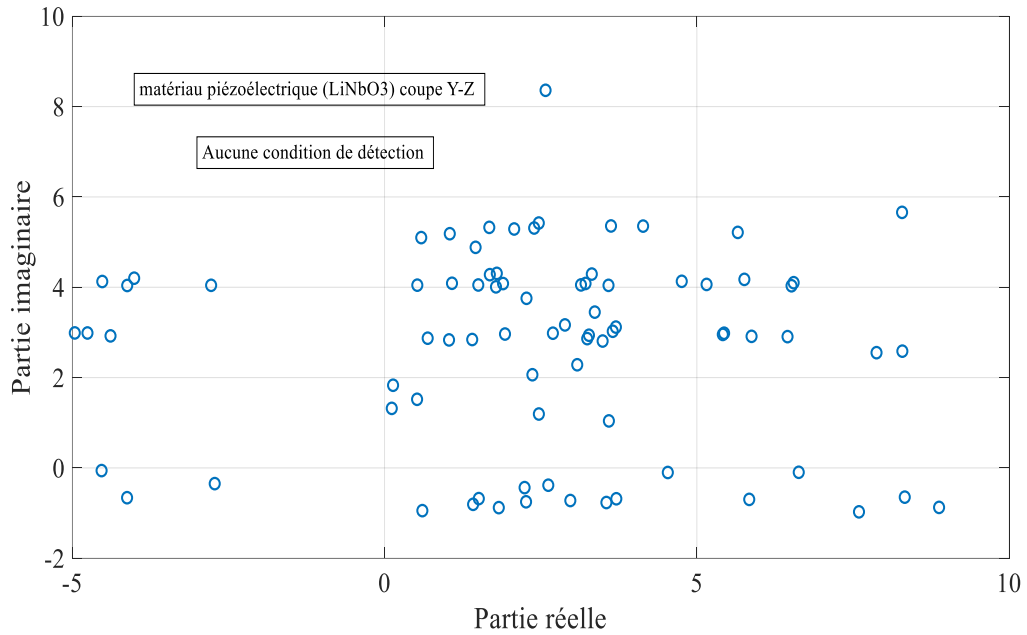


Fig.4.16 : Partie réelle  $\alpha_3$  Vs partie imaginaire  $\alpha_3$

#### 4.7. Application de la classification par (PNN et SVM classificateurs)

Les deux techniques présentent un apprentissage automatique par jeu d'apprentissage bien classé : 100,00%

##### 4.7.1. Classification par PNN

L'application de la classification par PNN nous a permis de connaître les valeurs exactes de la partie réelle et la partie imaginaire qui représentent le coefficient d'atténuation transversale et la vitesse acoustique.

Nous donnons :

- Les valeurs en entrée : Partie imaginaire et Partie réelle.

- La valeur en sortie :

- ✓ Etape 1 : Partie réelle
- ✓ Etape 2 : Partie imaginaire
- ✓ Etape 3 : Vitesse acoustique

- Facteur de classification :

- ✓ Etape 1 : Partie réelle
- ✓ Etape 2 : Partie imaginaire
- ✓ Etape 3 : Vitesse acoustique

- Le nombre de sujets dans le jeu d'apprentissage :80.

La Figure. 4.6 présente l'architecture d'un réseau de neurones probabiliste (PNN) par les données de notre méthode.

Les figures (4.17, 4.18 et 4.19) présentent une classification par PNN. Nous déterminons les valeurs de la partie imaginaire par classification.

#### **4.7.2. Classification par SVM**

L'application de la classification par SVM nous a permis de connaître le nombre des valeurs de la partie réelle en fonction de la partie imaginaire qui représentent le coefficient d'atténuation transversal, nous donnons :

- Les valeurs en entrée : Partie imaginaire et Partie réelle.

- La valeur en sortie :

- ✓ Etape 1 : Partie imaginaire
- ✓ Etape 2 : Partie réelle

- Facteur de classification :

- ✓ Nombre

- Le nombre de sujets dans le jeu d'apprentissage :80.

La figure. 4.7 présente l'architecture support (SVM) par les données de notre méthode.

Les figures (4.20, 4.21 et 4.22) présentent une classification par SVM. Nous définissons le nombre des valeurs de la partie imaginaire en fonction de la partie réelle.

## 4.8. Résultats et discussion (Coupe Y.Z)

### 4.8.1 Résultats du coefficient ( $\alpha_1$ ) par PNN

**Etape 1 :** La figure 4.17 présente les résultats de classification de cette première étape, les valeurs en entrée est la partie imaginaire et la partie réelle.

Le facteur de classement est la partie réelle. Les valeurs en sortie est la partie réelle et le nombre de sujets dans le jeu d'apprentissage est de 80.

Nous cherchons la valeur négative minimale de la partie imaginaire avec la partie réelle nulle.

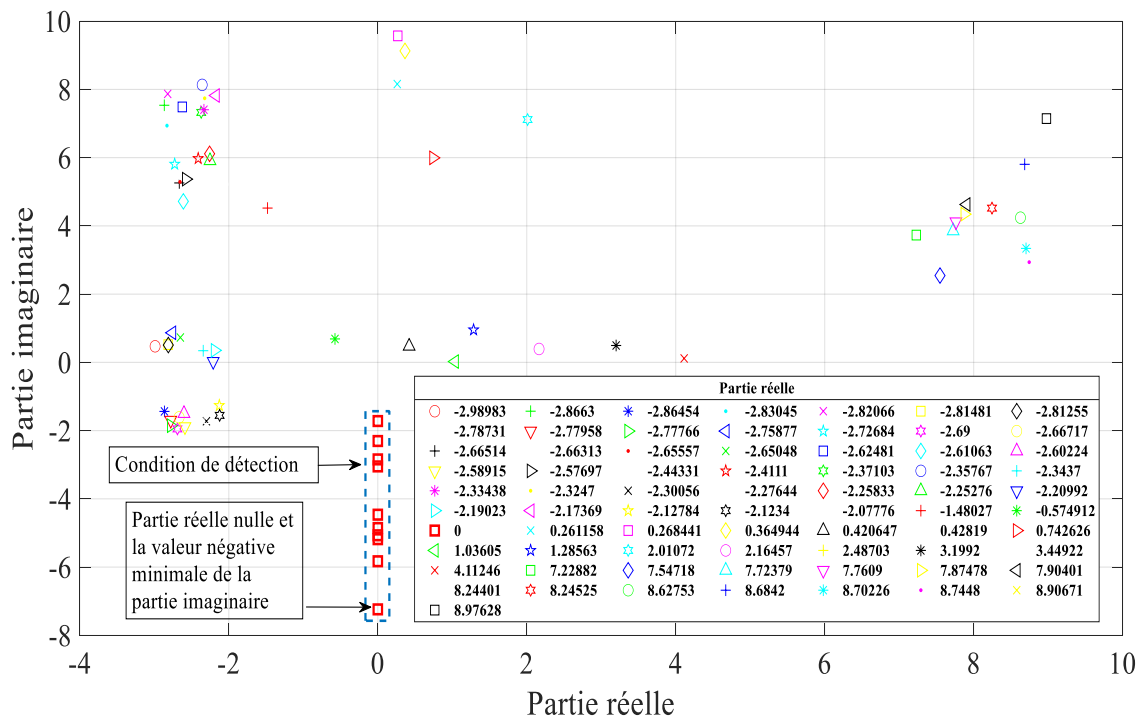
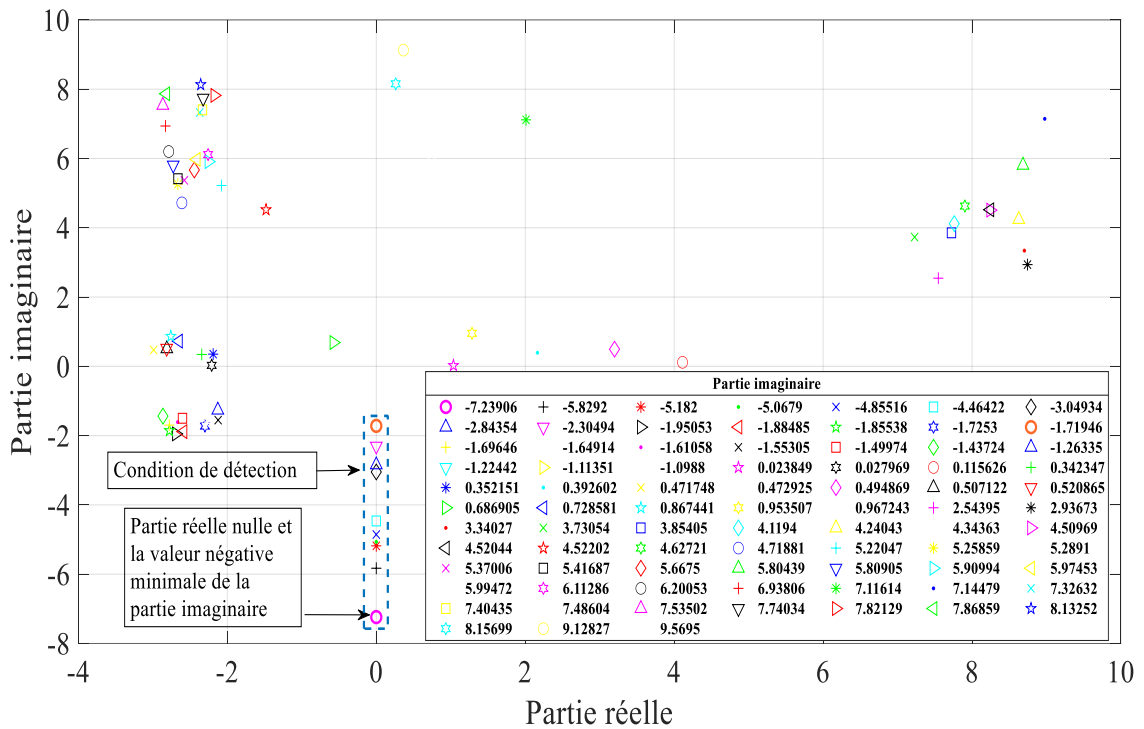


Fig.4.17 : Classification par PNN - Partie imaginaire Vs Partie réelle (Partie réelle)

**Etape 2 :** La figure 4.18 présente les résultats de classification de la deuxième étape, les valeurs en entrée est la partie imaginaire et la partie réelle.

Le facteur de classement est la partie imaginaire, les valeurs en sortie est la partie imaginaire et le nombre de sujets dans le jeu d'apprentissage est de 80.

La valeur négative minimale de la partie imaginaire égale à -7,23906.



**Fig.4.18 :** Classification par PNN - Partie imaginaire Vs Partie réelle (Partie imaginaire)

**Etape 3 :** La figure 4.10 présente les résultats de classification de la deuxième étape, les valeurs en entrée est la partie imaginaire et la partie réelle.

Le facteur de classement est la vitesse acoustique, les valeurs en sortie est la vitesse acoustique et le nombre de sujets dans le jeu d'apprentissage est de 65. La valeur positive minimale de la partie réelle (-7,23906).

Dans ce cas, la vitesse acoustique est égale à 4100 m / s.

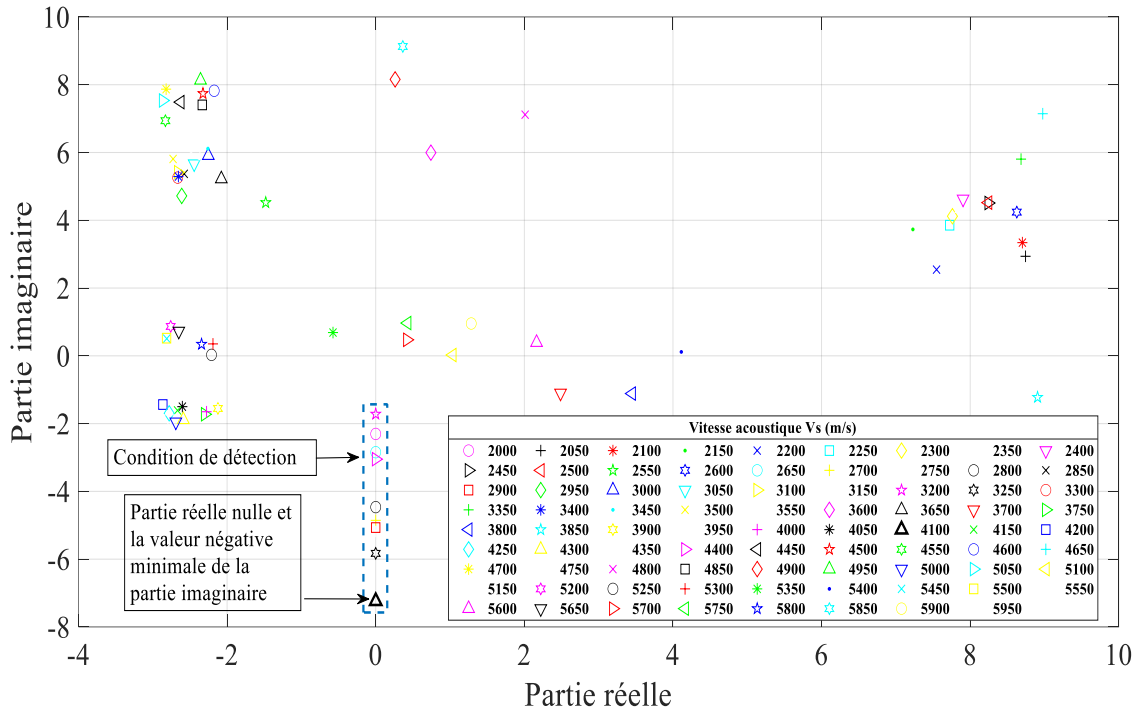


Fig.4.19 : Classification par PNN - Partie imaginaire Vs Partie réelle (Vitesse acoustique)

Tableau 4.2 : Résultats de la détection des ondes de fuite dans le Cas de LiNbO<sub>3</sub> coupe Y-Z.

Coefficient d'atténuation transversale	Partie imaginaire	Partie réelle	Vs (m/s)	Onde de fuite (O.F)
$\alpha_1$	-2,304936	0	2000	Détection
	-2,843542	0	2650	Détection
	-5,067899	0	2900	Détection
	<b>-7,23906</b>	<b>0</b>	<b>4100</b>	Meilleure détection
	-4,464222	0	2800	Détection
	-3,049343	0	4400	Détection
	-1,719461	0	3200	Détection
	-5,829198	0	3250	Détection
	-4,855162	0	2700	Détection
	-5,181998	0	2750	Détection
$\alpha_2$	Toutes les valeurs	Toutes les valeurs	Toutes les valeurs	Pas détection
$\alpha_3$	Toutes les valeurs	Toutes les valeurs	Toutes les valeurs	Pas détection
$\alpha_4$	Toutes les valeurs	Toutes les valeurs	Toutes les valeurs	Pas détection
$\alpha_5$	Toutes les valeurs	Toutes les valeurs	Toutes les valeurs	Pas détection
$\alpha_6$	Toutes les valeurs	Toutes les valeurs	Toutes les valeurs	Pas détection

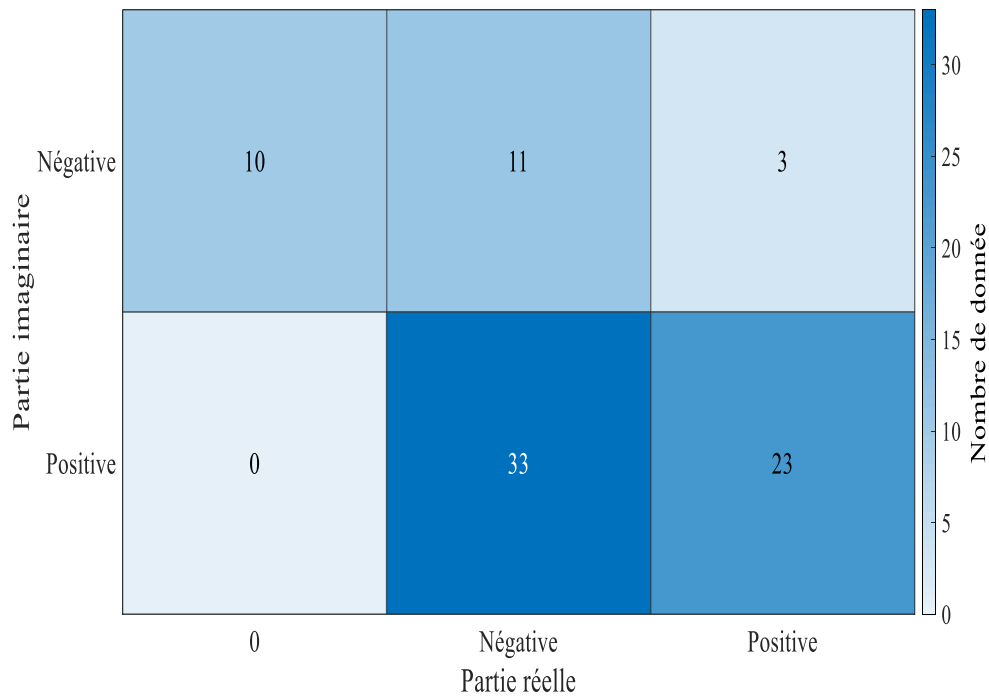
#### 4.8.2 Résultats du coefficient ( $\alpha_1$ ) par SVM

Les figures (4.20, 4.21 et 4.22) présentent les variations des nombres de données des parties réelles et imaginaires des coefficients d'atténuation transversale ( $\alpha_1, \alpha_2$  et  $\alpha_3$ ).

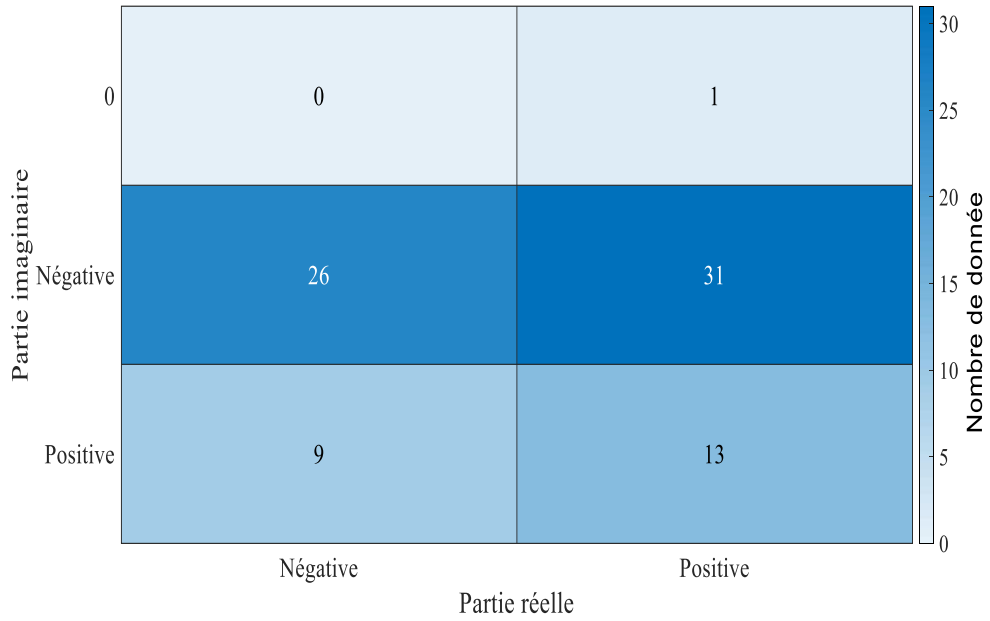
Les résultats de classification par SVM de Coefficients d'atténuation, les valeurs en entrée est la partie imaginaire et la partie réelle, le facteur de classement est le nombre de donnée.

Les valeurs en sortie est le nombre de donnée et le nombre de sujets dans le jeu d'apprentissage est de 80.

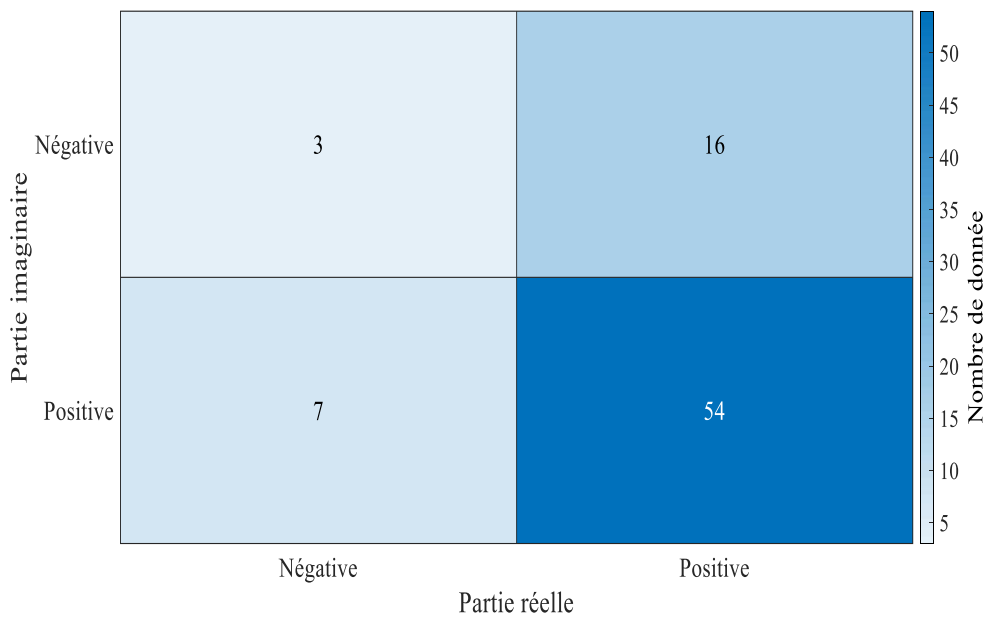
Nous cherchons le nombre de donnée avec les conditions de détection des ondes de fuite ; La présence des ondes acoustiques de fuite se fait à partir de la partie réelle nulle et la partie imaginaire négative par l'application du support à vecteur de machine SVM.



**Fig. 4.20** : Classification par SVM – Nombre de donnée des valeurs de la Partie imaginaire et Partie réelle ( $\alpha_1$ )



**Fig. 4.21** : Classification par SVM – Nombre de donnée des valeurs de la Partie imaginaire et Partie réelle ( $\alpha_2$ )



**Fig. 4.22** : Classification par SVM – Nombre de donnée des valeurs de la Partie imaginaire et Partie réelle ( $\alpha_3$ )

## **4.9. Conclusion**

Deux méthodes de classification ont été proposées dans ce chapitre : les PNNs et les SVMs (Classificateurs). Ces méthodes sont applicables sur n'importe quelle structure piézoélectrique.

L'importance majeure de cette modélisation réside dans le fait de trouver avec précision la valeur de la vitesse acoustique permet de préparer notre métamatériau pour le mode convoité en ajustant la distance interdites. Par exemple pour le mode de fuite, nous pouvons modéliser les métamatériaux piézoélectriques pour une fonction donnée utilisées dans les dispositifs à ultrasons (Capteurs de proximité et micro antenne portable).

## **CONCLUSION GÉNÉRALE**

## *Conclusion générale*

Nous avons contribué à la modélisation de la propagation des micro-ondes acoustiques dans les structures piézoélectriques excitées par des transducteurs interdigités sur les quels nous avons appliqué une tension électrique porteur d'information permettant ainsi la conversion de l'information électrique en une information électro élastique.

L'information en question subira une modification au niveau de sa vitesse de propagation entraînant un changement de comportement des coefficients d'atténuation transversal ; d'où l'apparition de certaines ondes secondaires, ces dernières et selon leurs sens de propagation, nous les qualifiant par ondes de fuite (O.A.F) dont leurs propagation s'effectuent hors cristal piézoélectrique sous forme d'ondes électromagnétiques.

Pour détecter les ondes de fuite, nous avons utilisé deux méthodes : la méthode graphique qui se base sur des résultats numériques en utilisant le langage Matlab et la deuxième méthode est basée sur les techniques d'intelligence artificielle.

Le contexte original de notre méthode réside dans l'application de l'une des techniques de l'intelligence artificielle représentée par les réseaux probabilistes de neurones en vue d'une meilleure classification d'où une meilleure précision.

Nous citons les deux méthodes :

La première concerne les coefficients d'atténuation transversale, à savoir le comportement de leurs composantes réelles et imaginaires par rapport aux choix des vitesses acoustiques, nous renseignent sur la présence des (pseudo-ondes), permettant la distinction des différents modes de propagation en particulier les ondes acoustiques de fuite (O.A.F).

La deuxième méthode est basée sur l'application des SVMs (Support Vector Machine) et les réseaux probabilistes de neurones (PNNs). Ces deux approches, pour ne pas dire ils sont complémentaires, nous aident à clarifier et avec une certaine précision les ondes de fuite pendant l'excitation de notre métamatériau.

Dans ce contexte, nous avons choisi comme classificateur les réseaux probabilistes de neurones comme une approche numérique et dans lequel nous avons classé toutes les valeurs du

coefficient d'atténuation transversal en fonction de la vitesse acoustique menant ainsi à l'élaboration d'un modèle très efficace pour la détection des OAFs.

L'application des PNNs peut être élargie à d'autres types de métamatériaux possédant la classe cristallographique. Cependant des changements doivent être opérés au niveau de certains paramètres caractéristiques du matériau considéré

L'intérêt de détecter les OAFs réside dans son application dans le domaine des capteurs de proximité.

Et comme perspectives, cette étude sera très intéressante dans le domaine expérimental. Nous souhaitons dans la future de tester la validité de nos résultats à travers une réalisation pratique et de faire des comparaisons adéquates avec des logiciels de simulation.

## Bibliographie

- [1] N. i Fan : "Analyse et simulation de résonateurs piézoélectriques pour des applications de filtrage", *Thèse de Doctorat*, Université de Limoges, 2009.
- [2] D. Royer et E. Dieulesaint : "Ondes élastiques dans les solides", Tome 1, "*propagation libre et guidée*", Ed. Masson, Paris, 1996.
- [3] E. Dieulesaint et D. Royer : "Ondes élastiques dans les solides", (*Edition Masson et compagnie*, 1974)
- [4] D. Benatia and M. Benslama: "Analysis of Leaky and Bulk Acoustic Microwaves by Wavelet Technique," *Journal of Communications in Numerical Methods in Engineering*, 2000, Vol. 16, pp. 165-175.
- [5] K. H. Yen, K. F. Lau and R. S. Kagiwada : "Recent advances in shallow bulk acoustic wave devices", *Proc. IEEE Ultrasonics Symposium*, 1979, pp. 776-785
- [6] M. Planat : "Propagation non linéaire des ondes acoustique dans les solide –*applications aux dispositifs électroacoustiques*", *Thèse de Doctorat*, Université de FRANCHE-COMTE, (Mars 1984).
- [7] D. F. Specht : "Probabilistic neural networks", *Neural networks*, 1990, Vol. 3, No. 1, pp. 109–118.
- [8] M. W. Kim and M. Arozullah: "Generalized probabilistic neural network based classifiers", *International Joint Conference on*, 2002, Vol. 3, pp. 648–653.
- [9] V. Georgiou, P. Alevizos, and M. Vrahatis: "Fuzzy Evolutionary Probabilistic Neural Networks", *Artificial Neural Networks in Pattern Recognition*, 2008, pp. 113–124.
- [10] P. Burrascano: "Learning vector quantization for the probabilistic neural network", *IEEE Transactions on Neural Networks / a Publication of the IEEE Neural Networks Council*, 1991, Vol. 2, No. 4, pp. 458-461.
- [11] I. De Falco, A. Della Cioppa and E. Tarantino: "Facing classification problems with Particle Swarm Optimization", *Applied Soft Computing*, Juin 2007, Vol. 7, pp. 652–658.
- [12] I. Gallecke and J. Castellanos : "A rotated kernel probabilistic neural network (RKPNN) for multi-class classification", in *Proceedings of the Artificial and natural neural networks 7th international conference on Computational methods in neural modeling – Vol. 1*, Berlin, Heidelberg, 2003, pp. 152–157.
- [13] I. Gallecke and J. Castellanos: "A rotated kernel probabilistic neural network (RKPNN) for multi-class classification", *Computational Methods in Neural Modeling*, 2003, pp. 1040–1045.
- [14] D. K. Kim, D. H. Kim, S. K. Chang and S. K. Chang: "Modified probabilistic neural network considering heterogeneous probabilistic density functions in the design of breakwater", *KSCE Journal of Civil Engineering*, Mars 2007 , Vol. 11, No. 2, pp. 65-71.
- [15] M. Bullo: "Modélisation et commande du moteur piézoélectrique à onde progressive", *MAGELEC 98*, Avril 1998, pp.15-28.
- [16] F. Patat : "Elaboration et caractérisation de céramique ferroélectrique de type PZT",. Thèse de Doctorat de l'INSA, Lyon, 1999.
- [17] N. Rizet : "Controle actif de vibrations utilisant des matériaux piézo-actifs", Thèse de doctorat, INSA Lyon, 1999.
- [18] C. Zimmermann : "Conception, réalisation et étude de micro-capteurs a ondes de love pour applications en milieu gazeux. Cas de la détection de composes organophosphorés",. Thèse de Doctorat de école doctorale de sciences physiques et de l'ingénieur, l'université bordeaux 1, 2002.

- [19] H. Frayssignes : "Etude des effets non-linéaires et des pertes dans les moteurs ultrasonores Introduction au problème de couplage mécanique entre les voies", Thèse de Doctorat de l'INSA, Lyon, 2001.
- [20] H. HAFDAOUI : Détection et génération des micro-ondes acoustiques de volume dans les structures piézoélectriques. Thèse de Doctorat. Université de Batna 2, 2016.
- [21] H. Hafdaoui and D. Benatia: "A comparative study for two LiNbO<sub>3</sub> cuts (YZ and YX) in detecting bulk acoustic microwaves using Probabilistic Neural Network." *Engineering Science and Technology, an International Journal* 21.3 (2018): 527-531.
- [22] M. Bullo : "Modélisation et commande du moteur piézoélectrique à onde progressive", Thèse doctorat de Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, 2005.
- [23] MARENÍĆ, Eduard, SEYCHAL, Guillem, et PASSIEUX, Jean-Charles. Data driven approach in multiphysics framework: application to coupled electro-mechanical problems. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2022, vol. 395, p. 114959.
- [24] LIAO, JinJing, ZENG, Jun-Jie, GONG, Qi-Ming, et al. Design-oriented stress-strain model for FRP-confined ultra-high performance concrete (UHPC). *Construction and Building Materials*, 2022, vol. 318, p. 126200.
- [25] LI, Tao et LEE, Pooi See. Piezoelectric Energy Harvesting Technology: From Materials, Structures, to Applications. *Small Structures*, 2022, vol. 3, no 3, p. 2100128.
- [26] LI, Zhong, FAN, Xing, YI, Jia, et al. Outstanding piezoelectric sensitivity of poly (vinylidene-trifluoroethylene) for acceleration sensor application. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 2022, vol. 29, no 3, p. 808-814.
- [27] D. Benatia et M. Benslama : "Identification des Ondes de fuite et de volume dans les Matériaux piézoélectriques. Cas du Niobate de Lithium (LiNbO<sub>3</sub> Coupe Y-Z)", *3rd International conference: Sciences of electronic, technologies of Information and telecommunications* March 27-31, 2005 – TUNISIA.
- [28] D. Benatia, T. Fortaki et M. Benslama : "Détection des ondes de fuite dans les matériaux piézoélectriques", *4th International conference: Sciences of electronic, technologies of information and telecommunications* March 25-29, 2007 – TUNISIA.
- [29] H. Hafdaoui et D. Benatia : Identification of Acoustics Microwaves (Bulk Acoustic Waves) in Piezoelectric Substrate (LiNbO<sub>3</sub> Cut Y–Z) by Classification Using Neural Network. *Journal of Nanoelectronics and Optoelectronics*, 2015, vol. 10, no 3, p. 314-319.
- [30] D. Benatia : "Modélisation des ondes de volume rampantes sous la surface (SSBW) par une technique mixte ondelettes et fractales", Thèse de Doctorat d'Etat. Université de Constantine, institut d'électronique, Décembre 1999.
- [31] H. HAFDAOUI, C. MEHADJEBIA and D.BENATIA : Using probabilistic neural network (PNN) for extracting acoustic microwaves (BAW) in piezoelectric material. In : *Artificial Intelligence in Renewable Energetic Systems: Smart Sustainable Energy Systems*. Springer International Publishing, 2018. p. 308-315.
- [32] H. Hafdaoui and D. Benatia. Comparative between (LiNbO<sub>3</sub>) and (LiTaO<sub>3</sub>) in detecting acoustics microwaves using classification. *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, 2019, vol. 8, no 1, p. 33.
- [33] H. HAFDAOUI and D. BENATIA : Regrouping of acoustics microwaves in piezoelectric material (ZnO) by SVM classifier. *International Journal of Digital Signals and Smart Systems*, 2019, vol. 3, no 1-3, p. 110-120.
- [34] ORTEGA SANZ, Diego, GÓMEZ MUÑOZ, Carlos Quiterio, BENÉITEZ, Guillermo, et al. A Hybrid Neural Network Model Based on Convolutional Cascade Neural Networks: An Application for Image Inspection in Production. In : *Sustainability: Cases and Studies in Using*

- Operations Research and Management Science Methods. Cham : Springer International Publishing, 2023. p. 99-117.
- [35] MA, Jia, WANG, Jie, HAN, Yan, et al. Towards data-driven modeling for complex contact phenomena via self-optimized artificial neural network methodology. *Mechanism and Machine Theory*, 2023, vol. 182, p. 105223.
- [36] PANTIC, Igor, PAUNOVIC, Jovana, CUMIC, Jelena, et al. Artificial neural networks in contemporary toxicology research. *Chemico-Biological Interactions*, 2022, p. 110269.
- [37] RATHORE, Anurag S., NIKITA, Saxena, THAKUR, Garima, et al. Artificial intelligence and machine learning applications in biopharmaceutical manufacturing. *Trends in Biotechnology*, 2022.
- [38] KAVEH, Mehrdad et MESHGARI, Mohammad Saadi. Application of meta-heuristic algorithms for training neural networks and deep learning architectures: a comprehensive review. *Neural Processing Letters*, 2022, p. 1-104.
- [39] BORISOV, Vadim, LEEMANN, Tobias, SEBLER, Kathrin, et al. Deep neural networks and tabular data: A survey. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2022.
- [40] S. Haykin: "*Neural Networks: A Comprehensive Foundation*". New York: Macmillan Publishing. (1994).
- [41] NZOBONIMPA 1 2, Stany. L'utilisation des technologies d'apprentissage automatique par la police préoccupe-t-elle les intervenants québécois? Analyse d'une récente consultation publique. *Criminologie*, 2022, vol. 55, no 1, p. 271-310.
- [42] AICHE, ABLA. La notification et l'agrégation des rapports d'échecs à l'aide du routage directionnel et de l'apprentissage automatique dans WSN. 2022. Thèse de doctorat. UNIVERSITY of M'SILA.
- [43] LAAROUSSI, Mouhcine. Modèles d'apprentissage automatique pour un système manufacturier intelligent: Application au cas du pilotage d'un processus de séchage de bois. 2023. Thèse de doctorat. École de technologie supérieure.
- [44] BOUCHEREAU, Aymeric et ROXIN, Ioan. Usages de l'apprentissage artificiel pour l'éducation. Enjeux et dispositif de régulation. *Communication, technologies et développement*, 2022, no 12.
- [45] NZOBONIMPA 1 2, Stany. L'utilisation des technologies d'apprentissage automatique par la police préoccupe-t-elle les intervenants québécois? Analyse d'une récente consultation publique. *Criminologie*, 2022, vol. 55, no 1, p. 271-310.
- [46] GUENDOOUZ, Jihad. Traitement et amélioration des données de mise en forme du verre float au niveau du MFG via l'Apprentissage Automatique (Machine Learning). 2021. Thèse de doctorat. Ecole Nationale Supérieure des Mines et de la Métallurgie. Amar Laskri. Annaba.
- [47] A. Makhloufi: Application des réseaux de neurones à la commande d'un système d'entraînement électrique: Charge mécanique entraînée par machine Asynchrone. 2022. Thèse de doctorat. university center of abdalhafid boussouf-MILA.
- [48] HAMIDACHE, Nesrine, et al. Déanonymisation de clients dans le réseau Bitcoin à l'aide de l'apprentissage automatique. 2020. Thèse de doctorat. Université Mouloud Mammeri.
- [49] LEFZA, Ayyoub et MELLIT, Adel Encadreur. Application des réseaux de neurones profonds pour la prédiction de la puissance produite par un micro-réseau, dédié au chargement des véhicules électriques. 2020. Thèse de doctorat. Université de Jijel.
- [50] J. Schmidhuber: "Deep learning in neural networks: An overview", *Neural Networks*, 2015, Vol. 61, pp. 85-117.

- [51] Y.-qun Deng and P.-ming Wang: "Predicting the shrinkage of thermal insulation mortar by probabilistic neural networks", *Journal of Zhejiang University SCIENCE A*, févr. 2010, Vol. 11, No.3, pp. 212-222.
- [52] A. Lotfi, K. Mezzoug, and A. Benyettou: "Rotated Kernel Neural Networks for Radar Target Detection in Background Noise", *Journal of Applied Sciences*, Dec. 2010, Vol. 10, No. 13, pp. 1331-1335.
- [53] A. Lotfi, R. Tlemsani et A. Benyettou : "Un Nouvel Algorithme d'Apprentissage pour les Réseaux Probabilistes" ,*Vers une Réduction des PNN*. CARI 2012.
- [54] HAFDAOUI.H, KOUADRI BOUDJELTHIA.EA, BOUCHAKOUR.S, BELHAOUAS.N, Using Machine Learning for Analysis a Database Outdoor Monitoring of Photovoltaic System. *International Journal of Integrated Engineering*, 2022, vol. 14, no 6, p. 275-280.
- [55] HAFDAOUI.H, KOUADRI BOUDJELTHIA.EA, CHAHTOU.A, BOUCHAKOUR.S, BELHAOUAS.N, Analyzing the performance of photovoltaic systems using support vector machine classifier. *Sustainable Energy, Grids and Networks*, 2022, vol. 29, p. 100592.
- [56] CHAKI, Soumi, ROUTRAY, Aurobinda, et MOHANTY, William K. A probabilistic neural network (PNN) based framework for lithology classification using seismic attributes. *Journal of Applied Geophysics*, 2022, vol. 199, p. 104578.
- [57] ZHANG, Yin, GUO, Jun, ZHOU, Qian, et al. Research on damage identification of hull girder based on Probabilistic Neural Network (PNN). *Ocean Engineering*, 2021, vol. 238, p. 109737.
- [58] LIN, Ying, XIAO, Maohua, LIU, Huijia, et al. Gear fault diagnosis based on CS-improved variational mode decomposition and probabilistic neural network. *Measurement*, 2022, vol. 192, p. 110913.
- [59] SHAH, Akash A., DEVANA, Sai K., LEE, Changhee, et al. Development of a novel, potentially universal machine learning algorithm for prediction of complications after total hip arthroplasty. *The Journal of Arthroplasty*, 2021, vol. 36, no 5, p. 1655-1662. e1.
- [60] SHRESTHA, Ajay et MAHMOOD, Ausif. Review of deep learning algorithms and architectures. *IEEE access*, 2019, vol. 7, p. 53040-53065.
- [61] MA, Fuzhe, SUN, Tao, LIU, Lingyun, et al. Detection and diagnosis of chronic kidney disease using deep learning-based heterogeneous modified artificial neural network. *Future Generation Computer Systems*, 2020, vol. 111, p. 17-26.
- [62] APICELLA, Andrea, DONNARUMMA, Francesco, ISGRÒ, Francesco, et al. A survey on modern trainable activation functions. *Neural Networks*, 2021, vol. 138, p. 14-32.
- [63] HAN, Hong-Gui, MA, Miao-Li, YANG, Hong-Yan, et al. Self-organizing radial basis function neural network using accelerated second-order learning algorithm. *Neurocomputing*, 2022, vol. 469, p. 1-12.