

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique



UNIVERSITE DE M'SILA
FACULTE DE TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE



MEMOIRE DE MASTER

DOMAINE : SCIENCES ET TECHNOLOGIE

FILIERE : GENIE ELECTRIQUE

OPTION : INSTRUMENTATION ET MAINTENANCE INDUSTRIELLE

Thème

**Mise en œuvre et élaboration d'un capteur de
force logiciel à base d'ultrasons utilisé en
contrôle non destructif**

Présenté par :

Adel MOHADI

Encadré par :

Dr. Mohamed BOUAMAR

N° d'ordre : 2012/ / 85/125/

Promotion : JUIN 2012

Remerciement

Au terme de ce modeste travail, je tiens d'abord à remercier Dieu pour m'avoir donné la force et la patience pour mener à terme ce travail ainsi que mes parents qui m'ont toujours encouragé et soutenu morale et financier durant toute la durée de mes études.

*J'adresse mes remerciements à mon directeur de mémoire **Dr. BOUAMAR Mohamed**, Maître de Conférences au département d'électronique, pour avoir accepté de m'encadrer et me guider sur le bon chemin durant l'accomplissement de ce travail.*

*Je remercie également Monsieur **LADJAL Mohamed**, enseignant au département d'électronique, pour ses conseils et ses orientations pour mieux élaborer ce mémoire.*

*Je remercie Monsieur **DJRIOUI Mohamed**, enseignant au département d'électronique, pour ses conseils et ses orientations.*

Je remercie également tous les enseignants et enseignantes du département d'électronique de M'sila.

Je remercie enfin ma famille et mes amis et tous ceux et celles qui m'ont soutenu et encouragé durant ces années.

MOHADI Adel

Dédicace

Après de longues années d'études et de travail, sachant l'importance de l'aide des êtres qui n'aiment, je voudrais humblement leurs, dédier ce modeste travail tout en avant qu'ils méritent le meilleur qui soit.

Je dédie ce travail :

À ma chère mère

qui a fait tant de sacrifice pour m'élever et m'instruire et qui ma encourage tout le long de mon parcours scolaire et académique.

À mon cher père

m'encourager et suer et à tant travail pour pouvoir m'instruire.

À mes frères

À mes sœurs

À mes oncles

À mes grands pères

À mes grands-mères

Tout en lui souhaitant bonne santé et longue vie.

À mes chers enseignants qui mont dirigé et aidé et surtout soutenu.

À tout mes amis et camarades d'études

« la chique de la pente de l'exprès promo de l'électronique »

Adel MOHADI

Liste des figures

Figure I-1 Principe d'un capteur	3
Figure I-2: Capteur de pression de type résistance variable sensible à la pression, FSR (Force Sensor Resistance)	5
Figure I-3 : Capteur de flexion de type résistance variable.....	6
Figure I-4 : Capteur de pression avec film polymère FSR data sheet (Interlink). Diamètre 15 mm, épaisseur 1 mm.....	7
Figure I-5 : Capteur piézoélectrique.....	7
Figure I-6: Le pont d'extensomètre.....	9
Figure I-7 : Jauge juste avant son collage sur la structure.....	9
Figure I-8: Jauge a fil métallique et jauge semi-conductrice.....	10
Figure I-9 : Jauge a fil et jauge a trame pelliculaire.....	10
Figure I-10 : Vue schématique des jauges en forme de boucle.....	11
Figure I-11 : Schéma du pont de Wheatstone pour la détection de variation d'impédance.....	12
Figure I-12 : Jauge simple.....	13
Figure I-13: Mini, micro jauge.....	13
Figure I-14 : Rosette de jauges.....	14
Figure I-15 : Jauge de contrainte résiduelle.....	14
Figure I-16 : Jauge longue.....	15
Figure I-17 : Vue de dessus d'une jauge à deux brins actifs déposée à la surface de la poutre (a), implémentée au sein du pont de Wheatstone (b)	15
Figure II-1 : Schéma synoptique de CND.....	19
Figure II-2 : Domaines de fréquence des sons.....	21
Figure II-3 : Propagation des ondes longitudinales dans un solide.....	23
Figure II-4 : Propagation des ondes transversales dans un solide.....	24
Figure II-5: Onde de Lamb.....	25
Figure II.6 : Réflexion des ultrasons à une interface	25
Figure II.7 : Structure d'un palpeur ultrasonore.....	28
Figure II.8 : Divergence du faisceau d'ultrasons.....	30
Figure II.9 : Intensité acoustique sur l'axe du faisceau.....	30
Figure II.10 : Distribution de l'amplitude perpendiculairement à l'axe du faisceau ultrasonore, en différents points de l'axe.....	31
Figure II.11 : Variation de la pression en fonction de la distance.....	32

Figure II.12 : Méthode de contrôle par contact.....	32
Figure II.13 : Méthode de contrôle en immersion.....	33
Figure. II.14: Mode de contrôle par écho (a) Dispositif de contrôle (b) Signal reçu (c) Réflexion du faisceau ultrasonore sur les faces de la pièce.....	34
Figure II.15 : Mode de contrôle en transmission.....	34
Figure II.16 : Propagation de l'onde selon la loi de Snell Descartes.....	36
Figure II-17 : Système de CND en réflexion.....	38
Figure II-18 : Système de CND en transmission	38
Figure III. 1 : Méthode pour le capteur logiciel basé sur l'ACP et les RNA.....	41
Figure III.10 : Architecture du perceptron Multicouche.....	43
Figure III.3 : Principe de l'extraction de caractéristiques.....	43
Figure III.4 : Structure générique d'un RNA.....	51
Figure III.5 : Réseau de neurones à n entrées, une couche de Nc neurones cachés et N0 neurones de sortie.....	52
Figure III.6 : Réseau de neurone bouclé.....	54
Figure III.7: Organigramme de conception d'un réseau de neurones.....	58
Figure III.8 : Architecture d'un perceptron.....	59
Figure III.9 : Exemple d'un réseau de type perceptron multicouche.....	59
Figure III.2 : Principe de la sélection de variables.....	61
Figure IV.1 : les différents points de mesure sur l'éprouvette.	66
Figure IV.2 : présente les étapes pour extrait les composantes principales.	68
Figure IV.3: Structure générale du programme d'apprentissage par réseau de neurones.	71
Figure IV.4: Structure générale du programme de généralisation par réseau de neurones.....	72
Figure IV.5: Réseaux à une entrée et trois couches cachées.	74
Figure IV.6 : la sortie de RNA et la sortie désirer pour la Base de données de (75,25)	75
Figure IV.7 : la sortie de RNA et la sortie désirer pour la Base de données de (75,25)	76
Figure IV.8 : la sortie de RNA et la sortie désirer pour la Base de données de (75,25)	77
Figure IV.9 : la sortie de RNA et la sortie désirer pour la Base de données de (75,25)	78
Figure IV.10: Réseaux à deux entrées et quatre couches cachées.	78
Figure IV.11 : la sortie de RNA et la sortie désirer pour la Base de données de (75,25)	79
Figure IV.12 : la sortie de RNA et la sortie désirer pour la Base de données de (75,25)	80
Figure IV.13 : la sortie de RNA et la sortie désirer pour la Base de données de (75,25)	81

Figure IV.14 : la sortie de RNA et la sortie désirer pour la Base de données de (75,25)	82
Figure IV.15 : Réseaux à quatre entrées et quatre couches cachées.	83
Figure IV.16 : la sortie de RNA et la sortie désirer pour la Base de données de (75,25)	84
Figure IV.17 : principe du mode de mesure $c - d_3$ sur l'éprouvette.....	84
Figure IV.18 : principe du mode de mesure $c - d_3$ sur l'éprouvette.....	85

Sommaire

Remerciements

Dédicace

Liste des figures

Sommaire

Introduction générale.....1

Chapitre I : capteur de force et de contrainte des matériaux

1. Introduction3

2. Définition d'un capteur3

2.1. Qualité des capteurs3

2.1.1. Paramètres du capteur4

2.1.2. Fiabilité4

2.2. Domaines d'utilisation des capteurs5

3. Capteur de force5

4. Conception de nouveaux capteurs6

4.1. Choix du procédé de mesure des forces6

5. Capteur piézo-électrique7

6. Capteur de force par extensomètre7

6.1. Rappel des principes de l'extensomètre8

6.1.1. Les jauges de déformation8

6.1.2. Le pont d'extensomètre8

7. Jauge de contrainte9

7.1. Structure d'une jauge11

7.2. Mesure de contraintes.....11

7.2.1. Sensibilité11

7.2.2. Seuil de détection12

7.3. Différents types de jauges13

7.3.1. Les jauges simples13

7.3.2. Les minis et micro jauges13

7.3.3. Rosettes14

7.3.4. Les jauges des contraintes résiduelles	14
7.3.5. Les jauges longues	14
7.4. Circuit de détection amélioré et jauge à deux brins	15
8. Conclusion.....	16

Chapitre II : contrôle non destructif à base d'ultrasons

1. Introduction.....	17
2. Le contrôle non destructif	17
2.1. Les objectifs du CND	17
2.2. Les différentes techniques du CND.....	19
2.3. Principes généraux.....	19
3. Contrôle par ultrasons	20
3.1. Historique	20
3.2. Définition	21
3.3. Principe	21
3.4. Avantages Inconvénients	22
3.5. Physique des ultrasons	23
3.5.1. Propagation des ultrasons dans un milieu solide	23
3.5.2. Différents types d'ondes	23
3.5.3. Réflexion et réfraction de l'onde ultrasonore	26
3.5.4. Vitesse de propagation des ultrasons	27
3.5.5. Génération et détection de l'énergie ultrasonique	28
3.5.6. Description du faisceau émis par un transducteur	30
3.5.7. Atténuation des ultrasons	32
4. Technique et modes de contrôle ultrasonore	33
4.1. Techniques de contrôle	33
4.1.1. Contrôle par contact	33
4.1.2. Contrôle en immersion	34
4.2. Les modes de contrôle	34
4.2.1. Mode par écho	34
4.2.2. Mode en transmission	35
5. Changement de milieu de propagation.....	36

5.1. Caractérisation des milieux acoustiques	36
5.2. Cas de l'incidence normale	36
5.3. Cas de l'incidence oblique	36
6. Champ d'application du contrôle ultrasonore	37
6.1. Détection des défauts internes	37
6.2. Localisation des défauts en profondeur	37
6.3. Dimensionnement des défauts	38
7. Choix du système de contrôle non destructif	38
7.1. Système en réflexion	38
7.2. Système en transmission	39
8. Conclusion	40

Chapitre III : Technique de mise en œuvre de capteur logiciel à base d'ultrasons

1. Introduction	41
2. Description du capteur logiciel	41
3. Méthode d'analyse en composantes principales.....	42
3.1. Catégories de réduction des dimensions.....	42
3.2. Les différentes méthodes de réduction.....	43
3.3. Analyse en composantes principales (ACP).....	44
3.3.1. Présentation.....	44
3.3.2. Historique.....	44
3.3.3. Principe.....	45
3.3.4. Calcul des covariances et des corrélations.....	46
3.3.5. Projection.....	47
4. Les réseaux de neurones artificiels.....	48
4.1. Définition.....	49
4.2. Principe de fonctionnement	49
4.3. Architecture des réseaux de neurones	51
4.3.1. Les réseaux de neurones non bouclés	51
4.3.2. Les réseaux de neurones bouclés.....	53
4.4. Conception d'un réseau de neurones.....	54
4.4.1. Détermination des entrées/sorties du réseau de neurones	55
4.4.2. Choix et préparation des échantillons.....	55

4.4.3. Elaboration de la structure du réseau.....	55
4.4.4. Apprentissage.....	56
4.4.5. Validation et Tests.....	57
4.5. Les réseaux de neurones les plus utilisés.....	58
4.5.1. Les Perceptrons.....	58
4.5.2. Les réseaux à fonction radiale.....	59
4.5.3. Les cartes auto-organisatrices de Kohonen (SOM).....	60
4.5.4. Les réseaux de Hopfield.....	60
4.6. Le perceptron multicouche.....	60
4.6.1. Apprentissage du perceptron multicouche.....	61
4.6.2. Considérations pratiques pour le choix du RNA.....	63
4.6.3. Evaluation	63
5. Conclusion.....	64

Chapitre VI : application et simulation

1. Introduction.....	65
2. Position du problème.....	65
3. La base de données réelle.....	65
4. Réduction de dimensions par l'ACP	67
4.1. Algorithme de l'ACP.....	67
5. Détermination les composantes principales.....	68
5.1. Table de corrélation.....	68
6. La base de données	69
7. Réseaux de neurones artificiels (RNAs)	70
8. Mise en oeuvre de l'algorithme RNA	70
8.1 Apprentissage	70
8.2. Généralisation	72
9. Simulation.....	73
9.1. Résultats d'apprentissage et de généralisation.....	73
10. Conclusion.....	85
Conclusion générale.....	86

INTRODUCTION GENERALE :

Les processus industriels et les pièces fabriquées sont devenus de plus en plus complexes tout au long du siècle dernier. Les procédés non destructifs (CND) employés de nos jours en contrôle industriel sont assez nombreux. En fait, à chaque procédé de CND correspondent des champs d'application spécifiques. Le contrôle non destructif, dernière étape du processus industriel, vise à contrôler sans endommager la qualité des pièces, en particulier mécanique. Le CND est devenu une nécessité industrielle, la défaillance de ces pièces pouvant entraîner des conséquences plus ou moins importantes. Comme toutes les techniques de contrôle non destructif, le contrôle par ultrasons permet, sans nuire à l'intégrité d'une structure, de caractériser les défauts qu'elle contient et de porter ainsi un jugement sur l'acceptation des pièces réalisées. Cette méthode peut être employée à différents stades du développement de la structure considérée (fabrication, mise en service, réparation). Elle ne quantifie pas un défaut mais nécessite une comparaison avec un étalon. De plus, les limites et les probabilités de détection sont variables selon l'appareil, le matériau, la surface à inspecter et l'opérateur. [1]

Les méthodes de contrôle non destructif (CND) sont fortement sollicitées et utilisées dans le monde industriel et jouent un rôle fondamental dans plusieurs domaines, notamment dans l'habitat, afin de contrôler la qualité d'une structure sans la détruire. L'usage de ce type de techniques est plus simple, de moindre coût, et économiquement plus rentable : la rapidité et la fiabilité des techniques employées sont capitales pour la réduction des coûts de maintenance et l'optimisation de la durée de vie des installations. Nous proposons dans la carte de ce thème, l'étude et l'élaboration d'un capteur de force logiciel à concevoir à partir d'une base de données réelle déjà élaborée et issue de mesures d'ultrasons appliqués en contrôle de qualité des matériaux[2]. L'application est d'un intérêt particulier en contrôle de la construction, puisqu'il s'agit d'un domaine vital, et le contrôle employé est non destructif capable de caractériser un matériau sans l'endommager. En effet, un appareil de mesure à ultrasons a été utilisé dans ce cadre et a permis d'obtenir des mesures de résistance mécanique sur un type de matériau donné. Il est demandé dans ce travail, que les mesures ultrasonores prélevées de plusieurs points sur le matériau, formant ainsi une base de données réelle, sont à affiner en utilisant la technique d'analyse en composantes principales(ACP), et à adapter au niveau d'un réseau de neurones artificiel (RNA) ayant pour sortie une estimation de la force

appliquée sur le matériau. Le réseau ainsi obtenu forme le capteur logiciel qu'on cherche à élaborer. Une évaluation des performances de ce capteur est enfin sollicitée.

Ce mémoire est axé autour de quatre chapitres qui sont présentés comme suit :

Le premier chapitre est consacré à une étude générale sur le capteur de force et différent type, et leur caractéristique et les procédés de mesure des forces, et on a présenté par conséquent, les différents appareils et les différentes jauges de contrainte et les capteurs utilisés à cette fin.

Le deuxième chapitre présentée les bases physiques de certaines techniques de contrôle non destructif du point de vue principe de contrôle, avantages et inconvénients de chaque technique. Une partie du chapitre est consacrée à la technique des ultrasons en décrivant les différents types d'ondes générées par les transducteurs, les modes et méthodes de contrôle. Par la suite, on étudie le phénomène de propagation des ondes élastiques dans les matériaux en définissant les équations qui lient les vitesses de propagation aux constantes élastiques.

Le troisième chapitre consisté à développer un capteur logiciel basé sur la méthode d'analyse en composantes principales (ACP) et un réseau de neurones artificiel (RNA) permettant de prédire la force de résistance, sur la base des caractéristiques mesurées du béton. Nous présentons la méthodologie utilisée pour la construction du capteur logiciel à base de réseaux de neurones. Nous décrivons le modèle proprement dit ainsi que la méthode utilisée pour l'apprentissage et la sélection de l'architecture optimale du réseau et en particulier le recours à l'ACP (analyse en composantes principales) pour la détermination des entrées de ce capteur.

Le chapitre quatrième nous présenterons la simulation de la technique d'analyse statistique des données ACP utilisée pour la réduction de dimension comme une étape préliminaire pour l'extraction des paramètres d'entrée des capteurs logiciels. Et la mise en œuvre de la technique RNAs appliquée au contrôle de qualité des matériaux de construction. Une étude en simulation est réalisée pour valider et évaluer ses performances en matière d'apprentissage et de taux de reconnaissance

Une conclusion générale donnera une synthèse du travail effectué, et résumera les principaux résultats obtenus, ainsi que les perspectives envisagées pour d'éventuelles améliorations.

Chapitre I : capteur de force et de contrainte des matériaux

1. Introduction

Les capteurs physiques nous permettent de traduire le geste instrumental en termes de données. Ils utilisent des phénomènes physiques comme la gravitation, l'électromagnétisme, la propagation des ondes, la génération ou la conduction du courant électrique à travers des matériaux ou des circuits électroniques. Un capteur se caractérise par le type de grandeurs physiques qu'il mesure mais aussi par la technologie qu'il utilise, ses dimensions et sa structure. D'autres considérations, comme le type de tension électrique qu'il délivre ou sa réaction à l'application d'une tension, sont importantes dans la réalisation d'un instrument mais sont plutôt de l'ordre technique que de la conception. On peut globalement regrouper en deux grandes familles les capteurs physiques, celle des capteurs de mouvement et celle des capteurs de forces [3].

Ce chapitre est apporté une vue sur le capteur de force et leur caractéristique et les procédés de mesure des forces, et on a présenté par conséquent, les différents appareils et les différentes jauges de contrainte et les capteurs utilisés à cette fin.

2. Définition d'un capteur

Un capteur est un organe de prélèvement d'information qui élabore à partir d'une grandeur physique (information entrante) une autre grandeur physique de nature différente (la plus part du temps, électrique). Cette grandeur, représentative de la grandeur prélevée, est utilisable à des fins de mesure ou de commande. [4]

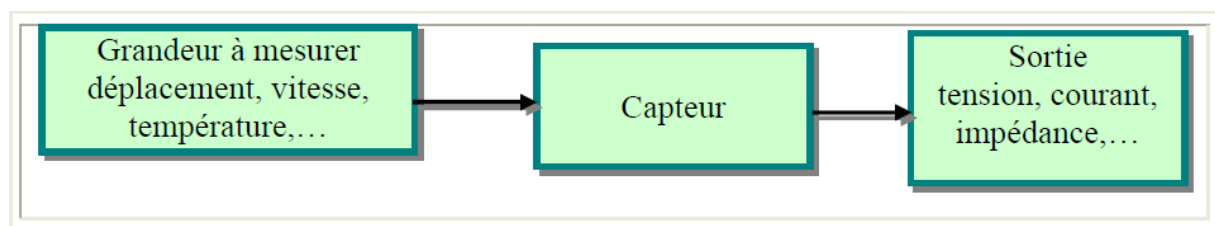


Figure I-1 Principe d'un capteur

2.1. Qualité des capteurs

Nous allons maintenant aborder les problèmes liés à la qualité et à l'utilisation en continu de ces différents capteurs. En effet, pour que le fonctionnement de l'ensemble d'une boucle de mesure soit correct, il est essentiel de s'assurer de la compatibilité de chacun des

instruments de la boucle et en particulier du capteur. L'information ainsi délivrée, doit être la plus représentative possible de la valeur vraie du paramètre mesuré et être très fiable [5].

2.1.1. Paramètres du capteur

Comme beaucoup de composants ou ensembles électroniques, il existe un certain nombre de paramètres électriques communs à tous les capteurs. Ils caractérisent les performances et donc leurs utilisations dans un environnement donné. [4]

a) Précision

La précision d'un capteur est caractérisée par l'incertitude absolue obtenue sur la grandeur électrique obtenue à la sortie du capteur. Elle s'exprime en fonction de la grandeur physique mesurée.

b) Sensibilité

Ce paramètre caractérise l'aptitude du capteur à détecter la plus petite variation de la grandeur à mesurer.

c) Étendue de mesure

Cette caractéristique donne la plage de fonctionnement du capteur pour la grandeur à mesurer. Elle est souvent notée E.M.

d) Linéarité :

Un capteur est dit linéaire s'il présente la même sensibilité sur toute l'étendue de sa plage d'emploi.

e) Fidélité

Un capteur est dit fidèle si le signal qu'il délivre ne varie pas pour une série de mesures concernant la même valeur de la grandeur d'entrée.

2.1.2. Fiabilité

La fiabilité est définie comme la capacité du capteur à fonctionner correctement, c'est-à-dire à fournir des données avec la précision annoncée. Elle dépend naturellement de la

qualité de conception du matériel qui doit être robuste et avoir été entretenu conformément aux spécifications du constructeur [6].

2.2. Domaines d'utilisation des capteurs

<i>MECANIQUE</i>	<i>ELECTRIQUE</i>	<i>CLIMATIQUE</i>	<i>DIVERS</i>
indication de présence	tension	température	rayonnement
déplacement linéaire	courant	humidité	luminosité
déplacement angulaire	puissance	vent	niveau acoustique
vitesse	fréquence	pluviométrie	célérité acoustique
accélération	champ électrique	ensoleillement	champ magnétique
force	charge	durée d'insolation	débit
pression		durée de pluie	couleur
couple			salinité

Tableau I-1 Différents domaines d'application des capteurs

3. Capteur de force

La notion de force peut regrouper plusieurs quantités mesurables qui lui sont relatives. On peut mesurer par exemple la force avec laquelle une touche de clavier est enfoncée, et dans ce cas la vitesse d'enfoncement peut être considérée comme équivalente [3].

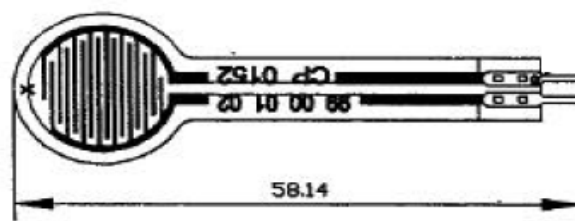


Figure I-2: Capteur de pression de type résistance variable sensible à la pression, FSR (Force Sensor Resistance)

La mesure de la déformation d'un matériau piézoélectrique ou piézo-résistif est aussi en quelque sorte la mesure d'une force appliquée à celui-ci. La mesure d'une flexion, comme elle peut se faire par exemple dans le cadre de la capture du mouvement des doigts avec un gant équipé de capteurs correspond à une déformation d'un capteur qui peut être une

piézorésistance ou une fibre optique par exemple. Ce type de capteur a été utilisé dans deux des réalisations décrites en deuxième partie [5].

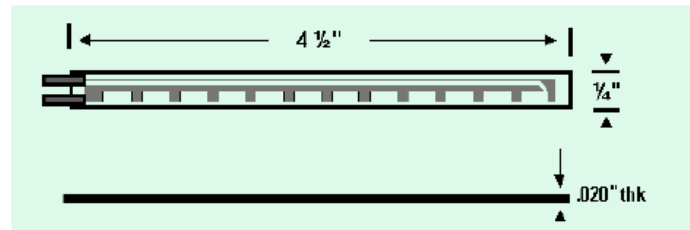


Figure I-3 : Capteur de flexion de type résistance variable

4. Conception de nouveaux capteurs

La conception de ce nouveau système consistait principalement à apporter une solution à une question essentielle : quels types de capteurs devions-nous utiliser pour mesurer les efforts ?

4.1. Choix du procédé de mesure des forces

Il existait de nombreux moyens de mesurer une force de pression [7] :

- **les capteurs piézo-électriques** : Ceux ci utilisaient la propriété qu'ont certains matériaux de produire une charge proportionnelle à la contrainte qui leur était appliquée (et inversement de se déformer en fonction du champ électrique).

- **les capteurs de force par extensométrie (à jauges de contraintes)** : ils reposaient sur l'effet d'une pression sur les caractéristiques d'une résistance, appelée jauge de contrainte, soumise à la même déformation que le matériau sur lequel elle était collée. La variation de la géométrie de la jauge se traduisait par une variation de sa résistivité permettant d'identifier l'amplitude de la contrainte.

- **Les films en polymère (Figure I-4) de type « capacitif »** : ils indiquaient une variation de tension proportionnelle à la force qui leur était appliquée. Leur faible épaisseur (de 0,15 à 1 mm) autorisait la réalisation des semelles baropodométriques.



Figure I-4 : Capteur de pression avec film polymère FSR data sheet (Interlink). Diamètre 15 mm, épaisseur 1 mm.

- **Les capteurs de force tri axiaux:** ces capteurs réalisés à partir d'un copolymère rigide (PVDF-TrFE) étaient capables de mesurer les forces suivant les trois axes de l'espace.

5. Capteur piézo-électrique



Figure I-5 : Capteur piézoélectrique

En raison de la haute impédance des matériaux piézoélectriques (**Figure I. 5**), leur emploi comme capteurs implique la proximité de l'amplificateur, dont l'impédance d'entrée doit évidemment être très grande, afin de limiter l'influence des câbles de liaison. La tendance est d'ailleurs de plus en plus à l'intégration de l'électronique dans le boîtier. On note que cette obligation de proximité induit un effet pervers. En effet l'effet piézoélectrique est peu sensible à la température et de ce fait une jauge piézoélectrique peut être a priori utilisée France des températures relativement élevées puisque les céramiques utilisées ont généralement une stabilité chimique France des températures très élevées. Cependant, la présence de l'électronique, du fait de la limitation du silicium à 200°C environ, à proximité immédiate de la membrane réduit quasi à néant cet avantage des capteurs piézoélectriques [5].

6. Capteur de force par extensomètre

6.1. Rappel des principes de l'extensomètre

Le capteur de force à jauges extensométriques est composé essentiellement [7] :

- d'un corps d'épreuve déformable (un anneau, dans notre cas)
- d'une ou plusieurs jauges de déformation collées sur celui-ci.
- d'un pont d'extensomètres enregistrant la déformation de cette jauge.

Le terme déformable signifie que sous une contrainte de pression (ici, le pied du marcheur) le corps d'épreuve se déforme de façon élastique, c'est-à-dire que celui-ci reprend sa forme initiale à la cessation de la contrainte de compression.

6.1.1. Les jauges de déformation

Une jauge était composée d'un fil conducteur très fin ou d'une trame métallique, collé sur une feuille très mince, afin de mesurer une déformation via la variation de longueur du fil ou de la trame métallique [7].

Il existait plusieurs types de jauges de déformation en fonction de:

- l'environnement (température, allongement maximal, nombre de cycles).
- les conditions de mise en œuvre (commodités de collage et câblage).
- la nature physique de la structure (coefficient de dilatation de la structure).
- la nature géométrique de la structure (dimensions et causes de contraintes).
- l'instrumentation (matériel à utiliser pour le conditionnement, l'amplification, l'acquisition des données).

6.1.2. Le pont d'extensomètre

Le pont d'extensomètre était un pont de Wheatstone à haute sensibilité dont certaines des quatre résistances ont été remplacées par des jauges de déformation. L'une des branches était soumise à une tension d'entrée (V_e) et la tension de sortie (V_s) était mesurée. La résistance de chacune des jauges variait en fonction de la déformation du matériel étudié et créait ainsi le déséquilibre du pont. Il était alors possible de mettre en évidence leurs

variations de résistance et donc de déduire l'allongement du matériau résultant d'une force appliquée sur celui-ci [7].

Ce pont pouvait être monté en quart, en demi ou en pont complet. Le montage dépendait du nombre de jauges de mesure utilisé.

Pour ce capteur nous avons choisi de n'utiliser qu'une jauge montée en quart de pont. Cette jauge était collée sur la face externe de l'anneau.

Le montage en quart de pont de Wheatstone permettait de mesurer la déformation ($\mu\text{m}/\text{m}$) de la jauge donc de l'anneau dans le sens longitudinal :

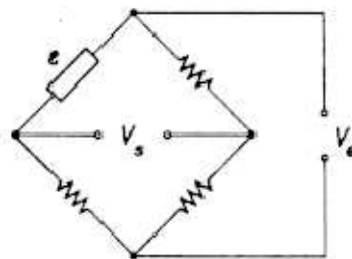


Figure I-6: Le pont d'extensomètre

- ε_r : Déformation réelle
- ε_i : Déformation mesurée
- ε En m/m
- V_e Tension d'entrée en volt
- V_s Tension de sortie en volt

7. Jauge de contrainte

La jauge est un capteur passif traduisant, en variation de résistance électrique, sa propre déformation qui est en principe égale à celle de la structure à l'endroit où il est collé. Pratiquement, son allongement est habituellement limité à environ 3%. En général, une jauge est constituée d'une grille formée par un conducteur collé sur un support isolant.

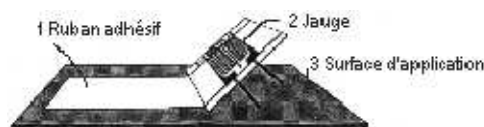


Figure I-7 : Jauge juste avant son collage sur la structure

Le conducteur est soit d'origine métallique, souvent des alliages à base de nickel, soit c'est un semi-conducteur. Le nombre de brin de la grille diffère selon le type du conducteur. Il varie entre 10 et 20 pour un conducteur métallique et est égal à 1 pour les jauges semi-conductrices (**Figure I-8**).



Figure I-8: Jauge à fil métallique et jauge semi-conductrice

Le support isolant est en papier ou, le plus souvent, en plastique. C'est ce support qui est collé sur la pièce dont on veut connaître les déformations et c'est lui qui transmet les déformations au circuit métallique. On conçoit que, pour transmettre avec fidélité les déformations, le support doit avoir des caractéristiques bien particulières (bonne aptitude au collage, coefficient de dilatation pas trop important afin d'éviter un décollement de la jauge par cisaillement, l'adhérence ou faculté du support de pouvoir être bien collé au circuit métallique...) [8]. On peut encore différencier les jauges métalliques par la réalisation de la grille. En effet, il existe des jauges dites à fil et d'autres dites à trame pelliculaire comme elle est montrée dans la (**Figure I-9**). C'est les plus fréquentes. Elles sont réalisées selon les procédés de fabrication des circuits imprimés.

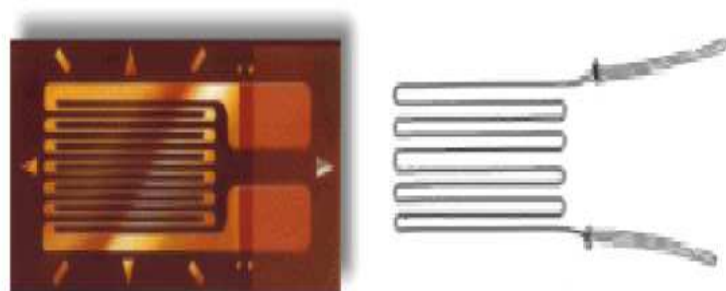


Figure I-9 : Jauge à fil et jauge à trame pelliculaire

La résistance électrique d'un fil conducteur est définie par la loi de Pouillet qui est le produit scalaire de la résistivité du matériau par la longueur du fil d'une section du fil :

$$R = \frac{\rho \cdot L}{s} \dots\dots\dots (I.1)$$

7.1. Structure d'une jauge

Afin d'étudier l'influence des différents paramètres sur le seuil de détection, on suppose une jauge déposée à la surface de la poutre d'épreuve, formant une boucle. Les dimensions des jauges sont cependant différentes en fonction des cas étudiés. Ainsi, pour les structures soumises à une contrainte normale, on suppose que la jauge recouvre toute la largeur de la poutre (entrefer nul impliquant $w_j = w/2$ **Figure I-10 .a**) alors que pour les jauges soumises à une force tangentielle, la jauge ne recouvre que la moitié de la surface de la poutre ($w_j = w/4$ – figure 46.b). Par ailleurs, la longueur totale de la jauge est de 2λ , c'est-à-dire que l'on néglige le morceau permettant de relier les deux brins de la jauge [8].

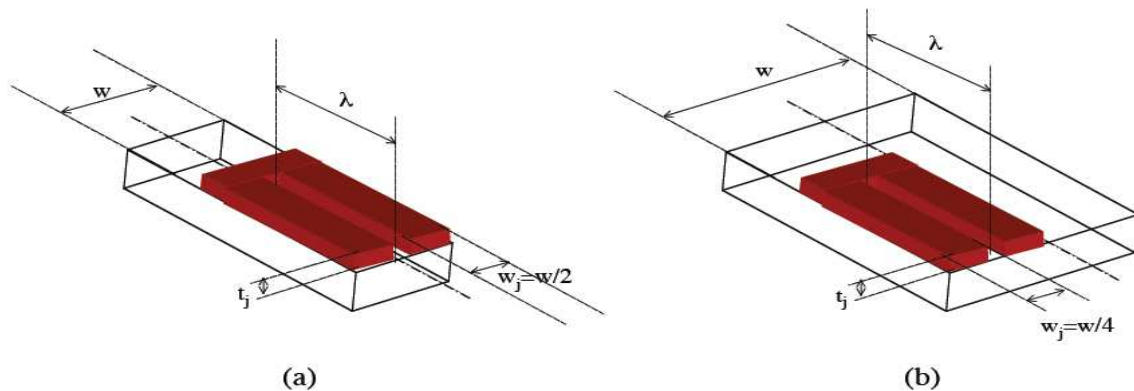


Figure I-10 : Vue schématique des jauges en forme de boucle. (a) Jauge déposée sur la largeur de la poutre pour la détection normale, (b) jauge déposée sur la demi-largeur pour la détection tangentielle

7.2. Mesure de contraintes

7.2.1. Sensibilité

La sensibilité est définie comme étant la variation de l'information de sortie d'un capteur, en fonction de la variation de la grandeur à mesurer. Pour le cas d'un capteur de force à détection piézorésistive, la variation de résistance est liée à la déformation relative de la jauge par :

$$\frac{\Delta R}{R} = K \cdot \varepsilon \quad \dots\dots\dots (I.2)$$

Avec K le facteur de jauge et ε la déformation relative, en considérant seulement les composantes longitudinales. Le facteur de jauge dépend du matériau utilisé ainsi que du dopage comme le montre P.J. French [5].

7.2.2. Seuil de détection

La seconde caractéristique importante pour un capteur est le niveau minimal détectable de la grandeur mesurée. La force minimale que l'on peut détecter est ainsi appelée seuil de détection. Cette grandeur est définie en identifiant la source de limitation des performances du capteur qui, en général, est le bruit. Dans notre cas, le bruit mécanique (lié à la résonance de la structure) et le bruit électrique (thermique) sont les deux principales sources de bruit. Afin de déterminer le seuil de détection, il convient tout d'abord de préciser la chaîne de mesure. On considère ici la jauge piézorésistive insérée dans le montage électrique qui transforme la variation de résistance en variation de tension : le pont de Wheatstone (**Figure I-11**). [9]

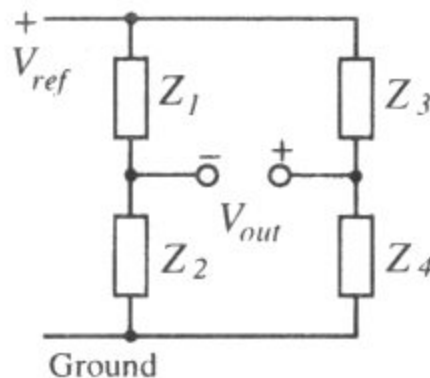


Figure I-11 : Schéma du pont de Wheatstone pour la détection de variation d'impédance.

Les conditions d'équilibre du pont font que si les impédances Z_2 et Z_4 , et Z_1 et Z_3 sont identiques deux à deux, alors la tension différentielle de sortie V_{out} sera nulle. Si une des impédances varie, le pont est déséquilibré et la tension V_{out} ne sera plus nulle. En pratique, on prend généralement la même valeur pour les quatre impédances, afin d'obtenir un maximum de dynamique (V_{out+} et V_{out-} valent alors $V_{ref}/2$).

En plaçant la piézorésistance à la place de l'impédance Z_2 par exemple, on peut donc détecter la variation de résistance due à la déformation de la jauge. La tension de sortie du pont de Wheatstone vaut alors [9] :

$$V_{out} = \frac{\Delta R}{4R} V_{ref} \quad \text{..... (I.3)}$$

La plus petite tension mesurable correspondant au niveau de bruit ($V_{out} = V_{bruit}$) et en notant $\varepsilon = F \times \gamma$. On peut alors définir le seuil de détection comme étant :

$$F_{min} = \frac{4}{V_{ref}} \frac{V_{bruit}}{k_\gamma} \quad \text{..... (I.4)}$$

7.3. Différents types de jauges

On va donner un aperçu sur les types de jauges, utilisées en analyse des contraintes. Chaque type correspond bien évidemment à une application particulière.

7.3.1. Les jauges simples

Ce type est utilisé pour la mesure des déformations en vue du calcul des contraintes. Elles ont des formes classiques avec une grille rectangulaire.

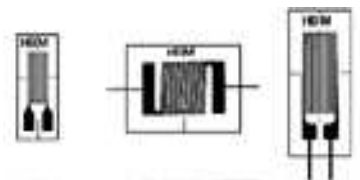


Figure I-12 : Jauge simple

7.3.2. Les minis et micro jauges

Les minis, micro jauges (voir **Figure I-13**) sont utiles aux points de concentration de contraintes. Certaines ont des dimensions de l'ordre de 0.2 mm. (Chainette de jauges).

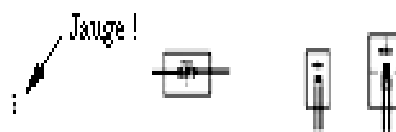


Figure I-13: Mini, micro jauge

7.3.3. Rosettes

Ce sont des associations de jauges fixées sur un support unique et dont les directions des brins font entre elles des angles parfaitement définis. Elles sont utilisées quand on souhaite connaître simultanément les déformations dans plusieurs directions. Lorsque les directions principales des déformations sont inconnues, il faut pour les déterminer mesurer les déformations dans trois directions : on emploie pour cela des rosettes de 3 jauges à 120° ; lorsque l'une des directions principales est présumée probable, on utilise des rosettes à 45° , la jauge centrale étant alignée avec cette direction. Les rosettes à deux jauges perpendiculaires sont utilisées quand on connaît les directions principales de déformation. D'autres rosettes à deux jauges sont adaptées à la mesure des déformations de torsion [5].

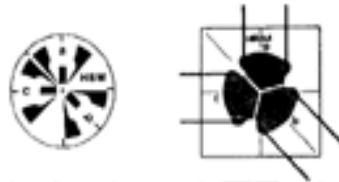


Figure I-14 : Rosette de jauges

7.3.4. Les jauges des contraintes résiduelles

On colle la jauge, puis on la perce d'un trou à l'endroit indiqué sur la jauge, puis on mesure les contraintes induites par des jauges résiduelles (*Figure I-15*) [5].



Figure I-15 : Jauge de contrainte résiduelle

7.3.5. Les jauges longues

On utilise les jauges longues dans la (*Figure I-16*) pour mesurer la moyenne d'une déformation intégrée sur une certaine longueur, par exemple sur des matériaux hétérogènes, tel le béton [5].

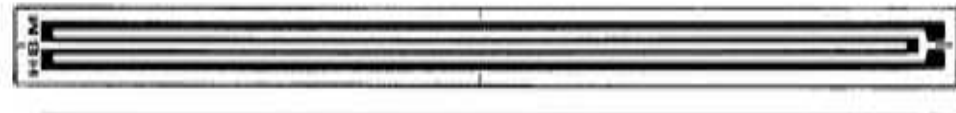


Figure I-16 : Jauge longue

7.4. Circuit de détection amélioré et jauge à deux brins

Comme il a été précisé précédemment, le circuit de détection en pont de Wheatstone est basé sur la dissymétrie engendrée par variation d'une des résistances. Par ailleurs, seulement la moitié de la poutre était jusque-là mise à contribution pour détecter les déformations. En déposant un second brin actif constituant une seconde jauge sur la deuxième moitié de la poutre, et en implémentant le circuit de détection de la manière suivante (**Figure I-17**), on peut doubler la sensibilité du capteur [9].

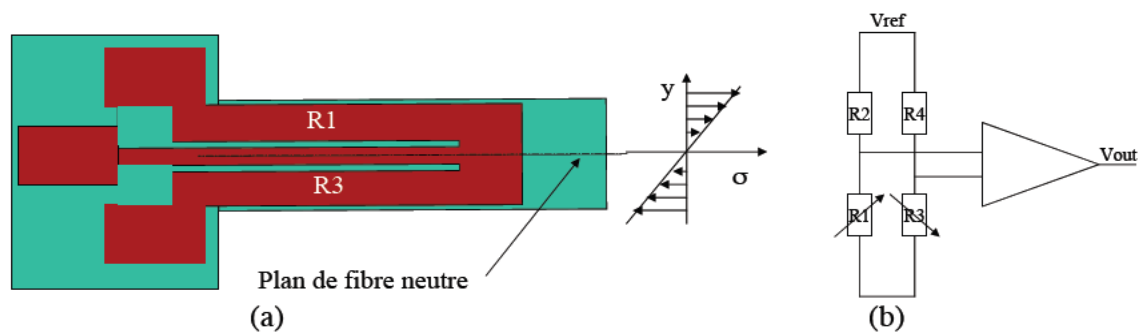


Figure I-17 : Vue de dessus d'une jauge à deux brins actifs déposée à la surface de la poutre (a), implémentée au sein du pont de Wheatstone (b).

En effet, lors d'une déformation, de la poutre d'épreuve, les résistances électriques des brins $R1$ et $R3$ vont varier de manière égale mais opposée, et la différence de potentiels électriques à l'entrée de l'amplificateur va varier deux fois plus que s'il n'y avait qu'une seule jauge. La sensibilité est donc doublée et le seuil de détection divisé par deux puisque les équations (I.5) et (I.6) relatives à la tension de sortie du pont et à la force minimale détectable sont alors [9] :

$$V_{out} = \frac{\Delta R}{2R} V_{ref} \dots\dots\dots (I.5)$$

$$F_{min} = \frac{2}{V_{ref}} \frac{V_{bruit}}{k_Y} \dots\dots\dots (I.6)$$

8. Conclusion

Nous avons passé en revue le capteur de force et différents types de mesure du force et leur caractéristique et les procédés de mesure des forces, et on a présenté par conséquent, les différents appareils et les différentes jauges de contrainte. La majeure partie des nouvelles capteurs de force disponibles dans le marché pour la mesure du force est basée sur le principe de détection de type jauge de contrainte et de type piezorésistif vu la compatibilité de cette structure.

Un certain nombre de techniques existe et chacune présente certains avantages et inconvénients. Il n'est pas question ici d'établir une liste exhaustive des techniques utilisées dans le domaine du contrôle non destructif (CND), mais de donner un aperçu global des techniques les plus répandues industriellement.

Chapitre II : contrôle non destructif à base d'ultrasons

1. Introduction

Comme toutes les techniques de contrôle non destructif, depuis une vingtaine d'années, les méthodes ultrasonores ont montré leur efficacité dans la caractérisation de différentes propriétés macroscopiques de matériaux et dans la détection de défauts [10]. Les tests par ultrasons représentent environ le tiers des essais non destructifs de matériaux ou de structures en tout genre, et dans des secteurs d'applications très diversifiés (Aéronautique, industries des transports, de l'énergie, Génie Civil, etc...). Parmi ces tests, on peut distinguer les contrôles non destructifs (CND). Ils concernent la détection, la localisation voire la résistance et le dimensionnement d'inhomogénéités (craques, fissures, délaminages, etc...) pouvant constituer des défauts préjudiciables ou pas, selon certains critères d'acceptabilité et de tolérance aux dommages. [11]

La caractérisation des bétons par propagation d'ondes ultrasonores est une voie usuelle pour évaluer la résistance potentielle d'un ouvrage. L'utilisation de techniques éprouvées telle que la transmission, le pulse écho ou les ondes de surfaces permettent de repérer des zones à faibles caractéristiques mécaniques, voire à détecter la résistance des structures. De fait, la plupart des méthodes de CND nécessitent une bonne connaissance de la physique du matériau et de son endommagement pour détecter et caractériser les défauts, la connaissance fine de la propagation des ondes dans le béton et les avantages qu'elle pourra apporter sur le point de vue théorique deviennent essentiels pour envisager des contrôles sur site et faire des choix de procédures ou de paramètres de contrôle. [12]

Ce chapitre présente les bases physiques de certaines techniques de contrôle non destructif du point de vue principe de contrôle, avantages et inconvénients de chaque technique. Une grande partie du chapitre est consacrée à la technique des ultrasons en décrivant les différents types d'ondes générées par les transducteurs, les modes et méthodes de contrôle. Par la suite, on étudie le phénomène de propagation des ondes élastiques dans les matériaux en définissant les équations qui lient les vitesses de propagation aux constantes élastiques.

2. Le contrôle non destructif

2.1. Les objectifs du CND

Le contrôle non destructif a pour objectif, comme son nom l'indique, de contrôler l'état des pièces industrielles sans pour autant que les examens correspondants ne puissent nuire à leur utilisation future. Ceci peut correspondre à un type de contrôle : il s'agit en général de défauts, qui peuvent être par exemple des fissures, des inclusions, des porosités, des effets de la corrosion ou de la fatigue mécanique. Cette procédure de contrôle se produit souvent plusieurs fois au cours de la vie d'une pièce et doit satisfaire au mieux les critères suivants [1]:

- **la rapidité d'exécution**

Il faut que le contrôle soit rapide pour qu'il ne soit pas trop pénalisant à la fois en termes d'immobilisation physique de chaque pièce, mais aussi au niveau des coûts que sont le temps de travail de la main-d'œuvre ou les frais de fonctionnement de l'usine.

- **le coût**

Le contrôle qualité représente sur les pièces complexes un coût non négligeable et qui doit être minimisé dans la mesure du possible.

- **la reproductibilité**

La mesure ne doit pas souffrir des circonstances extérieures : une même pièce contrôlée plusieurs fois doit toujours donner le même résultat.

- **la fiabilité**

Le contrôle doit remplir son cahier des charges, et par exemple détecter tous les défauts qu'il est censé être capable de détecter, indépendamment des conditions d'inspection.

- **la sensibilité**

La sensibilité est le rapport des variations de la mesure et du mesurande. Plus la sensibilité est grande, plus les petites variations du mesurande sont détectables, comme par exemple les défauts de faibles dimensions.

- **la résolution**

La résolution est la plus petite variation de signal pouvant être détecté, par exemple la dimension du plus petit défaut. Usuellement est défini le pouvoir de résolution, ici la dimension du plus petit défaut visible. Le pouvoir de résolution est fort si cette dimension est petite.

Parmi ces six critères, il est naturel de penser que la rapidité, la reproductibilité et la sensibilité sont respectivement fortement liées au coût, à la fiabilité et à la résolution. Il est très souvent nécessaire de consentir à des compromis entre les trois groupes ainsi définis.

2.2. Les différentes techniques du CND

Les techniques de CND sont nombreuses, Citons à titre d'exemple [4]:

- L'examen visuel.
- Le ressuage.
- La magnétoscopie.
- Les ultrasons.
- La radiographie.
- La thermographie
- Les courants de Foucault.

Le contrôle non destructif permet de caractériser l'état d'intégrité des structures industrielles, sans les dégrader, soit au cours de la production (les pièces qui sortent des fonderies ne sont jamais exemptes de défaut), soit en cours d'utilisation (apparition de défaut). Il faut donc déterminer, à la casse et de façon empirique, quelle taille de défaut est acceptable et ensuite pouvoir les détecter, sans casser la pièce et la remplacer si besoin, ces techniques sont très utilisées dans :

- L'industrie automobile (contrôle des blocs moteurs)
- L'industrie navale (contrôle des coques des bateaux)
- L'aéronautique (poutres, ailes d'avion)

2.3. Principes généraux

Quelque soit la technique adoptée, on peut représenter la mise en œuvre d'un système CND selon le synoptique de la (**Figure II-1**).

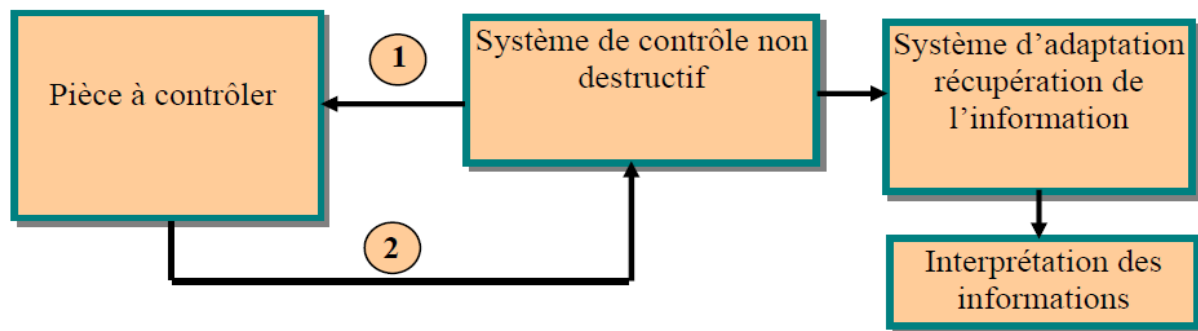


Figure II-1 : Schéma synoptique de CND

Quelle que soit la nature de la cible (pièce à tester), magnétique ou amagnétique, elle se caractérise par un ensemble de paramètres (R , σ ,...), que l'on va chercher à estimer afin de formuler un diagnostic d'intégrité.

Le système de contrôle non destructif représente la technique (ressuage, ultrason, magnétoscopie, contrôle par courants de Foucault.....) utilisée pour déterminer l'état de la cible, Le système d'adaptation et récupération de l'information est un système d'acquisition, dont le rôle est de concrétiser les résultats du contrôle. Les moyens utilisés dans cette étape diffèrent suivant le type de procédé utilisé, on peut trouver une impédance mètre, un microscope, un caméscope ou l'œil nu. [4]

3. Contrôle par ultrasons

3.1. Historique

Un peu plus d'un siècle s'est écoulé depuis les premières expériences sur les ultrasons par le scientifique britannique F. Galton en 1883. Celui-ci, grâce à son sifflet, produisit des vibrations juste au-dessus des fréquences audibles. Pendant trente ans les ultrasons resteront une curiosité assez mal connue dont on n'imaginait pas d'autres applications que le sifflet à chien. L'intérêt pour ces vibrations a été éveillé par la catastrophe du Titanic en avril 1912. À cette occasion, L. F. Richardson entrevoit la possibilité d'utiliser une méthode d'écho ultrasonore pour la détection d'obstacles immergés comme les icebergs, les épaves, récifs et autres écueils océaniques. Cette idée prend corps durant la Première Guerre mondiale pour le repérage des sous-marins ennemis et un système de détection rudimentaire mais opérationnel, est mis au point par P. Langevin, utilisant le phénomène de la piézoélectricité. C'est l'ancêtre du sonar (Sound Navigation and Ranging), équivalent

au radar (Radio Detecting and Ranging) pour les déplacements en mer. Les ultrasons se développèrent par la suite en bénéficiant des progrès parallèles de l'électronique. En 1925, grâce à Pierce, les ultrasons atteignent des fréquences de quelques mégahertz. Puis en 1932, les équipes de Debye et Sears, d'une part, de Lucas et Biquard, d'autre part, travaillant indépendamment l'une de l'autre, réalisent les premières expériences de diffraction de la lumière par les ultrasons et vérifient les prévisions théoriques de L. Brillouin faites en 1922. La propagation des ultrasons, d'abord limitée aux fluides, s'étend ensuite aux solides. L'utilisation des ultrasons pour la détection des défauts d'homogénéité dans les matériaux denses remonte aux travaux de Sokolov en 1934, qui peuvent être considérés comme les premiers pas en contrôle non destructif (CND) (NDT Non Destructive Testing). Ces techniques se développeront beaucoup après la dernière guerre dans les domaines de l'industrie, des services et de la médecine. Des ultrasons de très hautes fréquences (on peut en produire jusqu'à 100 GHz) peuvent être excités à l'heure actuelle. Leur utilisation concerne la recherche physique de base et trouve également son application dans les télécommunications et les techniques modernes de calculateur. [13], [14], [17]

3.2. Définition

Les ultrasons sont des vibrations mécaniques (ondes acoustiques sinusoïdales) qui se propagent dans tout support matériel (solide, liquide ou gaz) présentant une certaine élasticité. Ils correspondent à des fréquences oscillatoires supérieures à la limite d'audibilité de l'oreille humaine et s'étendant dans une large gamme allant de 16 kHz à plus de 100 MHz. L'onde ultrasonore subit plusieurs phénomènes tels que la réflexion, la réfraction, la diffusion et l'interférence. Elle est caractérisée par sa longueur d'onde, c'est-à-dire la distance parcourue par l'onde pendant une période. Une onde ultrasonore se propageant dans un milieu déterminé peut aussi être caractérisée d'une part par sa célérité, d'autre part par la perte d'énergie qu'elle subit par unité de longueur de milieu traversé, c'est-à-dire par un coefficient d'absorption. [16]

3.3. Principe

Le son est émis par des corps animés d'un mouvement vibratoire et se propage sous forme d'ondes mécaniques susceptibles de subir des réflexions (échos), des réfractions, et des interférences. Le son n'est pas transmis par le vide, contrairement aux rayonnements

électromagnétiques, il se propage dans tout milieu matériel : fluide, solide homogène ou inhomogène, isotrope ou anisotrope. Les molécules et les atomes du milieu traversé par le son subissent des phénomènes de compression et de raréfaction successifs et transmettent ces perturbations aux atomes et molécules voisins. Le son est audible dans une gamme de fréquence comprise entre 40 Hz et 16 kHz, variable selon les individus, intervalle qui diminue avec leur âge. En deçà, on a affaire aux infrasons et au-delà c'est le domaine des ultrasons que nous décrirons ici (voir **Figure II-2**). Les ultrasons possèdent toutes les propriétés générales des ondes acoustiques (champ de pression,...). [13]

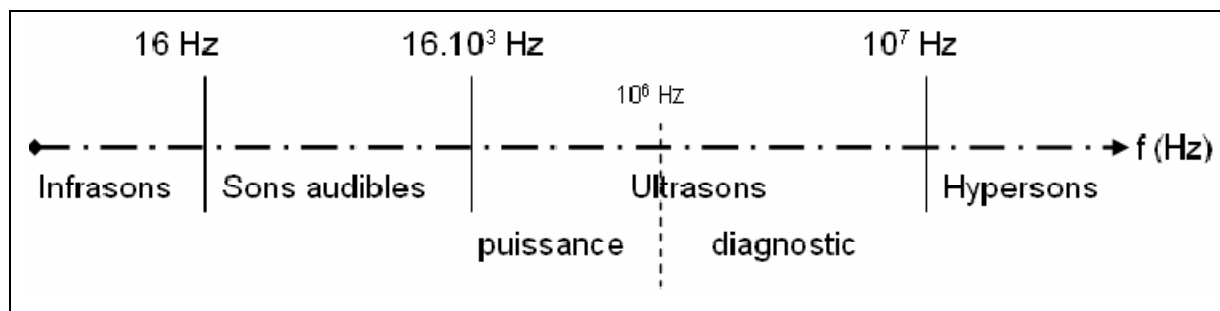


Figure II-2 : Domaines de fréquence des sons

3.4. Avantages Inconvénients

a) Avantages

- Détection précise de la position des défauts dans le volume de la pièce.
- Grande sensibilité surtout pour les défauts plans correctement orientés.
- Souplesse d'utilisation (Utilisation sur chantier aussi bien qu'en contrôle automatisé).

b) Inconvénients

- Nécessité d'utiliser un milieu de couplage entre le palpeur et la pièce. Interprétation de la nature des défauts et de leur dimension délicate nécessitant un personnel qualifié.
- Mise en œuvre difficile sur certains matériaux (Fonte par exemple).
- Sensibilité fortement fonction de l'orientation du défaut vis à vis de la direction principale du faisceau acoustique. [17]

3.5. Physique des ultrasons

Les ondes ultrasonores, concentrées sous forme de faisceaux vont interagir avec la matière qu'elles traversent. L'amplitude de ces ondes décroît au cours de la propagation car les liaisons entre atomes ou entre molécules ne sont pas purement élastiques. Il se produit plusieurs phénomènes qui aboutissent à leur atténuation :

- Une absorption dans les milieux homogènes, lorsque l'onde ultrasonore se propage elle cède une partie de son énergie au milieu.
- Des réflexions, réfractions et diffusions aux changements de milieux (interface acoustique). [17]

3.5.1. Propagation des ultrasons dans un milieu solide

La propagation d'ultrasons dans les milieux solides, dépendamment de la puissance du transducteur, peut produire un échauffement ou une vibration. Dans les solides cependant, non seulement les forces de compression sont transmises, mais aussi les forces de cisaillement. C'est pourquoi, en plus des ondes longitudinales, des ondes transversales et des ondes de torsion peuvent se propager. La nature des ondes existantes dans un milieu dépend beaucoup de la forme et des dimensions de ce milieu. [18]

3.5.2. Différents types d'ondes

a) Onde longitudinale ou onde de compression

Si on s'intéresse à un solide de dimension finie, les ondes longitudinales ou de compressions sont caractérisées par le fait que la direction de la vibration des particules est parallèle à la direction de propagation de l'onde, tel qu'illustrée à la **Figure II-3**. La vitesse des ondes longitudinales est donnée par la formule suivante [18]:

$$v_L = \sqrt{\frac{E_Y}{\rho}} \dots\dots\dots (II.1)$$

Où E_Y est le module de Young en $\text{kg} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$ et ρ la densité du milieu en $\text{kg} \cdot \text{m}^{-3}$.

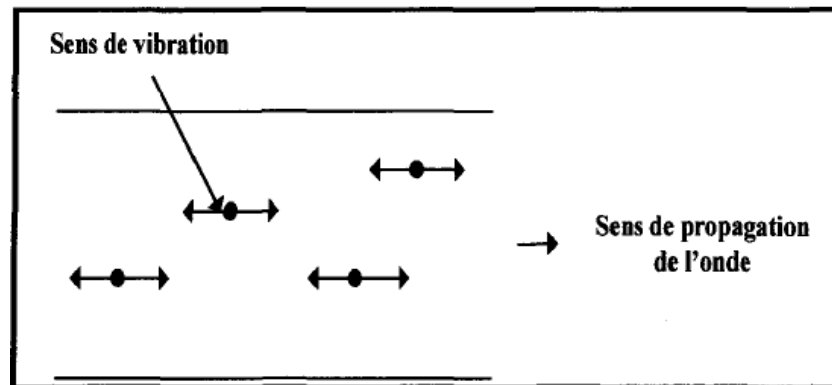


Figure II-3 : Propagation des ondes longitudinales dans un solide

b) Ondes transversales ou onde de cisaillement

Par opposition, on peut distinguer les ondes transversales ou de cisaillement, lorsque la direction de vibration des particules est perpendiculaire à la direction de propagation de l'onde, comme illustré à la **Figure II-4**. La vitesse des ondes transversales est donnée par [18]:

$$v_t = \sqrt{\frac{\mu_s}{\rho}} \dots\dots\dots (II.2)$$

Où:

- μ_s est le module d'élasticité transverse.

Puisque $E_Y = 2 \mu_s (1 + \nu)$, avec ν est le coefficient de Poisson, l'équation II.3 peut s'écrire comme suit :

$$v_t = \sqrt{\frac{E_Y}{2\rho(1+\nu)}} \dots\dots\dots (II.3)$$

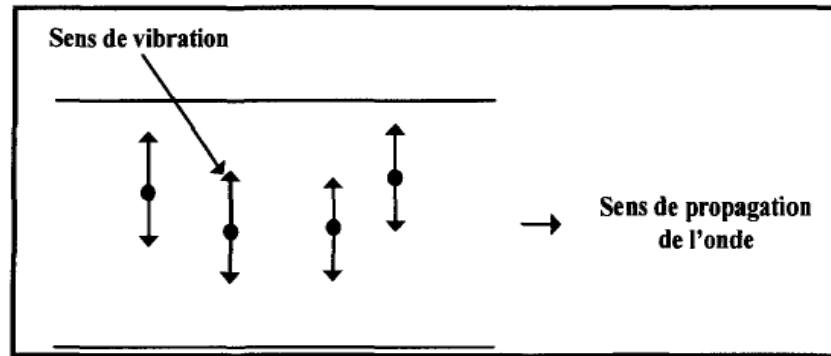


Figure II-4 : Propagation des ondes transversales dans un solide

Enfin, en plus des ondes longitudinales et transversales, des ondes de surface (ou de Rayleigh) peuvent se propager sous certaines conditions, le long de la surface d'un solide sans pénétrer dans le volume. De telles ondes sont une combinaison de déplacements longitudinaux et transversaux. La vitesse est donnée par l'expression ci-dessous [18]:

$$v_s = \frac{0,87+1,12\nu}{1+\nu} \sqrt{\frac{\mu_s}{\rho}} \dots\dots\dots (II.4)$$

c) Ondes de surfaces ou Rayleigh

A la surface des corps solides se propagent des ondes de surface qui sont des ondes composites constituées à la fois par des déplacements longitudinaux et transversaux, déphasés de $\pi/2$. [19]

d) Ondes de plaques ou ondes de Lamb

Lorsque le milieu est limité par deux plans parallèles d'épaisseur de l'ordre de la longueur d'onde, on obtient les ondes de Lamb, ces ondes peuvent être symétriques ou antisymétriques (**Figure II-5**). [19]

- Une onde quasi-longitudinale
- Une onde quasi-transversale

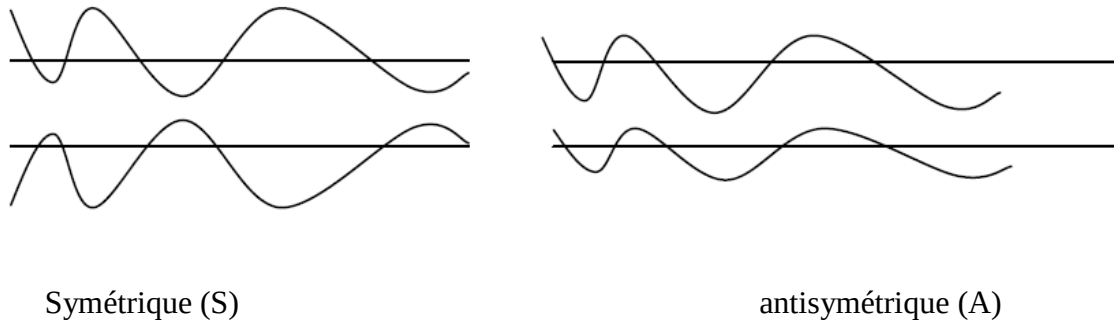


Figure II-5: Onde de Lamb.

3.5.3. Réflexion et réfraction de l'onde ultrasonore

Lors du passage d'une onde ultrasonore à travers une interface séparant deux milieux de caractéristiques acoustiques différentes, une partie de l'onde incidente est réfléchiée et une autre est réfractée. L'énergie contenue dans l'onde réfractée est égale à l'énergie de l'onde incidente diminuée de celle contenue dans l'onde réfléchiée. Le mécanisme de réflexion d'une onde ultrasonore est un point important dans l'étude de propagation d'ondes ultrasonores dans un milieu.

Soit une onde acoustique qui arrive, avec un angle d'incidence θ_i par rapport à la verticale, l'interface séparant les milieux 1 et 2, tel qu'illustrée à la (**Figure II.6**). Cette dernière donne naissance à l'interface, à une onde réfléchiée et une onde transmise. Les directions de propagation de ces ondes font respectivement des angles θ_r et θ_t , avec la normale à l'interface [20].

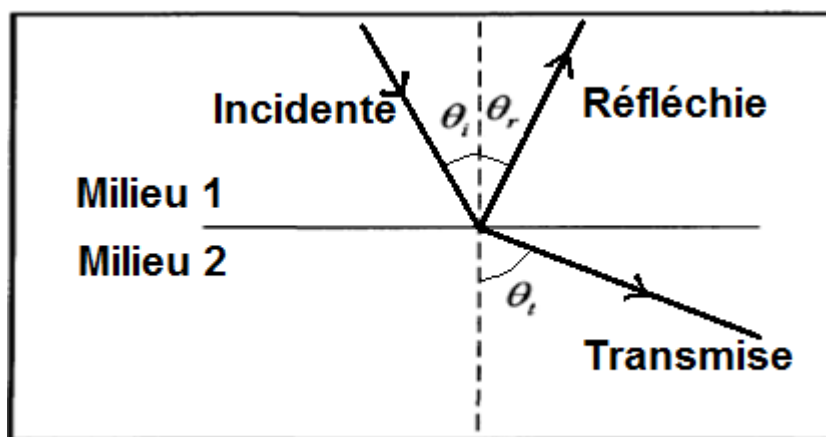


Figure II.6 : Réflexion des ultrasons à une interface

3.5.4. Vitesse de propagation des ultrasons

On démontre par la théorie des milieux élastiques que les vitesses de propagations des ondes ultrasonores longitudinales (V_L), transversale (V_T) et de Rayleigh (V_R), en m/s, sont liées aux caractéristiques du matériau par les relations suivantes :

$$V_L = \sqrt{\frac{E(1-\nu)}{\rho(1+\nu)(1-2\nu)}} \dots\dots\dots(II.5)$$

$$V_T = \sqrt{\frac{E}{2\rho(1+\nu)}} \dots\dots\dots(II.6)$$

$$G = \frac{E}{2(1+\nu)} \dots\dots\dots(II.7)$$

$$V_R = 0.9 V_T$$

Avec :

- E: module de Young (Pa).
- ν : Coefficient de poisson (sans dimension)
- ρ : Masse volumique (kg / m^3)

Le tableau II.1 donne quelques exemples des vitesses moyennes V_L et V_T pour les matériaux couramment utilisés. Il s'agit de valeurs moyennes, car les paramètres élastiques des matériaux dépendent de l'état physique et chimique précis de ceux-ci (analyse et microstructure pour les métaux, par exemple). [21]

Vitesse et Impédance Acoustique (valeurs moyennes arrondies)			
Matériau	ρ (Kg/m ³)	V_L (m/s)	V_T (m/s)
Aciers	7,8	5900	3250
Fonte	3,2	4600	2150
Aluminium	2,7	6300	3100
cuivre	8,9	4700	2250
plexiglas	1,2	2700	1100
verre	2,5	5650	4400
huile	0,8	1500	.
eau	1,0	1450	.
glycérine	1,3	1900	.

Tableau II.1 : Représentation de la vitesse et l'impédance acoustique.

3.5.5. Génération et détection de l'énergie ultrasonique

La production d'énergie dans la plupart des applications industrielles des ultrasons repose sur les transducteurs électriques. Transducteur est le terme généralement employé pour un système qui transforme une forme d'énergie en autre forme d'énergie. Les systèmes intéressant la transformation d'énergie électrique en énergie acoustique sont appelés électroacoustique et peuvent être classés en quatre catégories [22]:

- Électromagnétique (à noyau ou à armature mobile),
- Electrostatique (type condensateur),
- Magnétostrictifs,
- Piézoélectriques.

L'inspection ultrasonore nécessite des fréquences très élevées, supérieures à 500 kHz, pour la détection de très petits défauts, et les sondes piézoélectriques utilisés sont, en fait, les seuls susceptibles de permettre l'émission et la réception de la fréquence aussi élevée.

a) Effet piézoélectrique

La grande majorité des palpeurs ultrasonores utilisés en CND sont des transducteurs piézoélectriques. La réciprocité du phénomène (production d'une vibration mécanique à partir

d'une impulsion de tension électrique) fut mise en évidence à la même époque, ouvrant la voie à la réalisation d'un transducteur ultrasonore. On accroît notablement l'effet piézoélectrique vibratoire en excitant le cristal ou le polycristal sur son mode de résonance mécanique; en pratique, cela revient à utiliser une lame piézoélectrique d'épaisseur a telle que:

$$f_0 = v / 2a \dots\dots\dots (II.8)$$

Où :

- v : vitesse du son dans le matériau.
- f : Fréquence fondamentale de vibration du transducteur.

Les films polymères piézoélectriques, constituent une nouvelle famille de matériaux piézoélectriques aptes à avoir des applications pratiques dans le domaine des ultrasons.

b) Palpeurs piézoélectriques

De façon générale, un palpeur ultrasonore comporte, outre la pastille céramique dont les faces sont métallisées et raccordées à un connecteur électrique, une face avant de protection et de couplage et un bloc amortisseur arrière pour, à la fois, dissiper l'énergie rayonnant vers l'arrière et moduler le spectre ultrasonore par amortissement de la résonance mécanique de la pastille .[19]

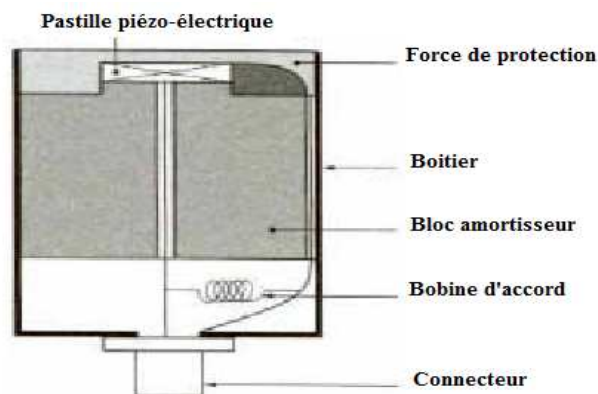


Figure II.7 : Structure d'un palpeur ultrasonore.

Une bobine électrique d'accord ou un transformateur adaptateur d'impédance peut être inclus dans le boîtier, constituant l'ensemble du palpeur qui est généralement utilisé en émetteur-récepteur [18].

Il existe plusieurs familles de palpeurs piézoélectriques adaptées aux différents modes d'utilisation : contrôle par contact ou en immersion, nature du produit à sonder, des défauts,...etc. Les 4 types de palpeurs les plus utilisés dans l'industrie sont les suivants: palpeur droit cylindrique, palpeur d'angle à sabot, palpeur droit focalisé, palpeur droit double avec émission et réception séparées (palpeurs SE). On caractérise un palpeur ultrasonore par les 2 paramètres à la base des lois de propagation rappelées précédemment : sa fréquence d'oscillation et son diamètre.

3.5.6. Description du faisceau émis par un transducteur

La longueur d'onde λ d'un train d'onde ultrasonore se déduit de la vitesse de propagation par la relation simple suivante : [21]

$$\lambda = v / f \dots\dots\dots (II.9)$$

Où f est la fréquence de la vibration.

Cette longueur d'onde λ est à prendre en considération dans la propagation des ondes, en particulier vis-à-vis de l'étalement où f est la fréquence de la vibration et du faisceau ultrasonore (directivité) et de l'atténuation de l'onde par le milieu. Nous avons vu que les ultrasons utilisés en CND se situent dans la gamme des fréquences 1 à 10 MHz, ce qui correspond, dans l'acier par exemple, à des longueurs d'onde de 6 à 0,6 mm en mode longitudinal. A ces courtes longueurs d'onde, les ultrasons se propagent essentiellement en ligne droite selon un faisceau plus ou moins étalé, constitué d'un lobe principal dans lequel la plus grande partie de l'énergie est concentrée (**Figure II.8**). C'est cette propriété qui les rend utiles pour localiser les défauts.

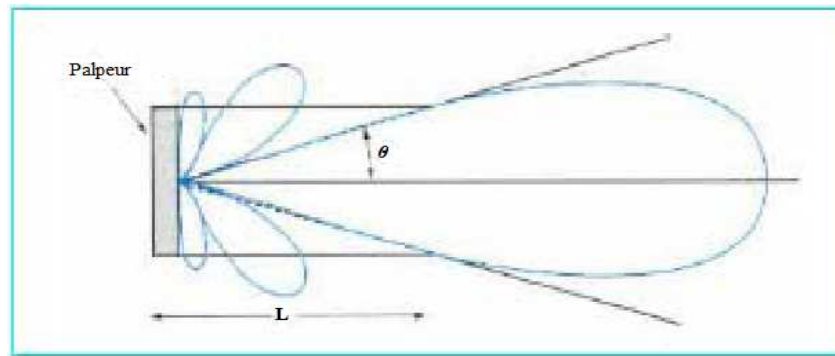


Figure II.8 : Divergence du faisceau d'ultrasons.

Près de la source ultrasonore, le faisceau est l'objet d'interactions vibratoires assez complexes donnant lieu à des maximums et des minimums d'énergie sur l'axe de propagation (figure II.8 et figure II.9); il s'agit du **champ proche** ou **zone de Fresnel** dont la longueur L est donnée par la relation: [18]

$$L = \frac{D^2}{4\lambda} \dots\dots\dots (II.10)$$

Où D étant le diamètre de l'élément sensible.

Ensuite, l'énergie devient monotone et le faisceau diverge selon un angle d'étalement (2θ) tel que : $\theta \approx 1,22\lambda / D$ Il s'agit du **champ lointain** ou **zone de Fraunhofer**, située en pratique à quelques centimètres du transducteur et donnant lieu à un étalement en général inférieur à quelques dizaines de degrés d'angle. L'énergie dans l'axe décroît régulièrement à cause de l'**étalement du faisceau**, mais aussi à cause de l'**atténuation de l'onde** par le milieu.

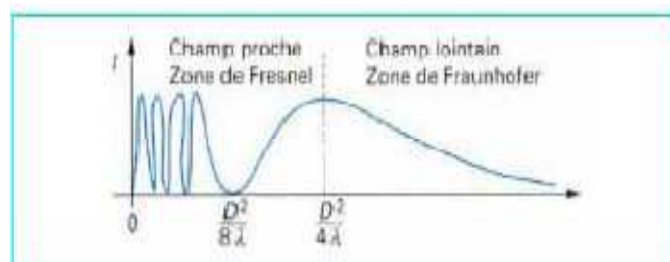


Figure II.9 : Intensité acoustique sur l'axe du faisceau.

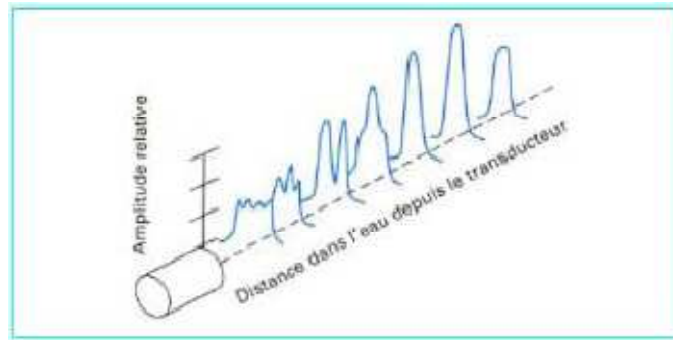


Figure II.10 : Distribution de l'amplitude perpendiculairement à l'axe du faisceau ultrasonore, en différents points de l'axe.

3.5.7. Atténuation des ultrasons

Lors de la traversée des matériaux, le faisceau est affaibli par trois phénomènes qui se superposent [20]:

- L'absorption qui est la conversion directe en chaleur à cause des frottements internes du matériau.
- La diffusion qui est une atténuation de l'onde due aux hétérogénéités (phases, joints de grains,...) qui se comportent comme de minis milieux de propagation entraînant des pertes dans la transmission des ondes. Ce qui implique un choix correct de la longueur d'onde et donc du palpeur.
- La forme divergente du faisceau ultrasonore.

Dans le cas d'une onde plane l'amplitude de la vibration décroît exponentielle en fonction du trajet parcouru.

$$A = A_0 \exp(-\alpha \cdot x) \dots\dots\dots (II.11)$$

Où :

A_0 : amplitude initiale.

A : amplitude après un parcours x .

α : coefficient d'atténuation.

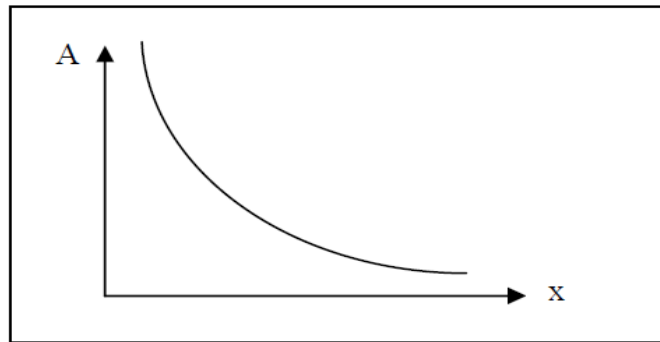


Figure II.11 : Variation de la pression en fonction de la distance.

4. Technique et modes de contrôle ultrasonore

4.1. Techniques de contrôle

Les ultrasons, aux fréquences utilisées de 1 à 10 Mhz, ne se propagent pas dans l'air. Pour assurer le passage des ultrasons entre le transducteur et la pièce à contrôler, il faut placer entre les deux, un milieu dit le couplage. Deux techniques existant pour assurer ce couplage :

Le contrôle par **contact** et le contrôle par **immersion**.

4.1.1. Contrôle par contact

Le transducteur est directement placé sur la pièce à contrôler. La liaison acoustique est assurée par un film d'agent de couplage qui est généralement soit une graisse ou une huile, soit de la colle cellulosique, ou des gels spéciaux. L'épaisseur des films de couplages est de l'ordre du dixième du millimètre. Cette technique de contrôle est surtout employée lors de contrôle manuels. [22]

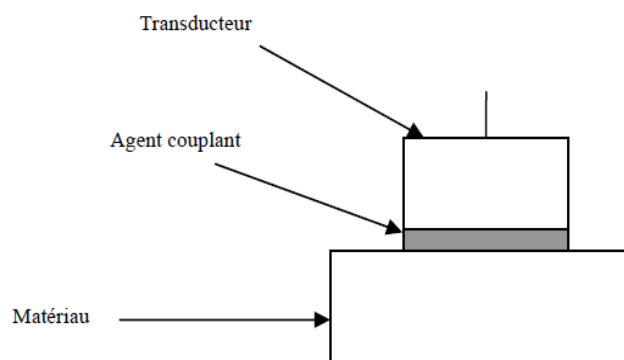


Figure II.12 : Méthode de contrôle par contact.

4.1.2. Contrôle en immersion

Comparée à la méthode de mesure ultrasonore par contact, la méthode en immersion (**Figure II.13**) présente plusieurs avantages. Le fait de pouvoir changer l'angle d'incidence rend les dispositifs en immersion d'une grande importance. Aussi, la reproductibilité de l'interface liquide – solide, se prête mieux aux mesures d'amplitude et d'atténuation que les méthodes par contact, quel que soit le soin apporté au couplage transducteur - matériau.

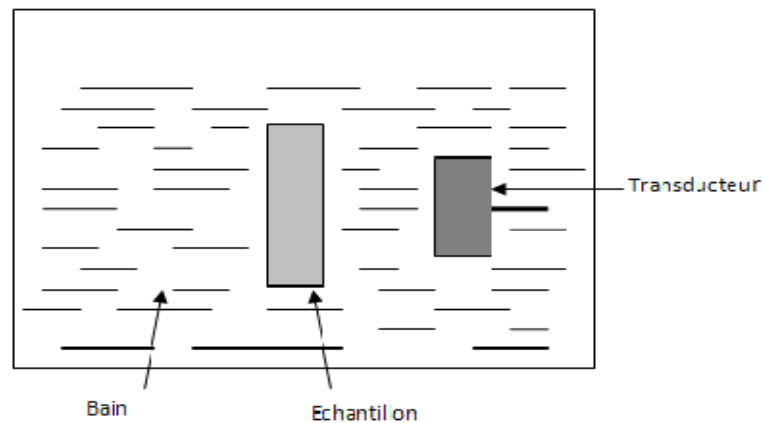


Figure II.13 : Méthode de contrôle en immersion.

4.2. Les modes de contrôle

Selon la nature des travaux à effectuer, on peut distinguer deux modes de contrôle ultrasonore :

4.2.1. Mode par écho

Son principe, très simple, est celui du radar : on envoie, dans la zone à inspecter, de brèves impulsions ultrasonores et l'on recueille en retour des échos renvoyés par les diverses hétérogénéités susceptibles de créer des ruptures d'impédance acoustique, en utilisant un seul transducteur ou deux transducteurs sur la même face de la pièce (**Figure II.14**). La distance entre échos correspond à des temps de propagation allé et retour de l'onde et permet donc de localiser les défauts en profondeur dans la pièce examinée. L'amplitude relative des échos d'émission, de défauts et de fond permet d'avoir une estimation de l'importance du défaut. Il faut toutefois ici être prudent, même lorsque l'on applique des calculs de correction d'atténuation de propagation. Le parcours mis en œuvre pour essayer d'obtenir des échos de

défaut peut être complexe et comporter des réflexions multiples, comme dans le cas du contrôle des soudures avec palpeur d'angle et ondes transversales par exemple.

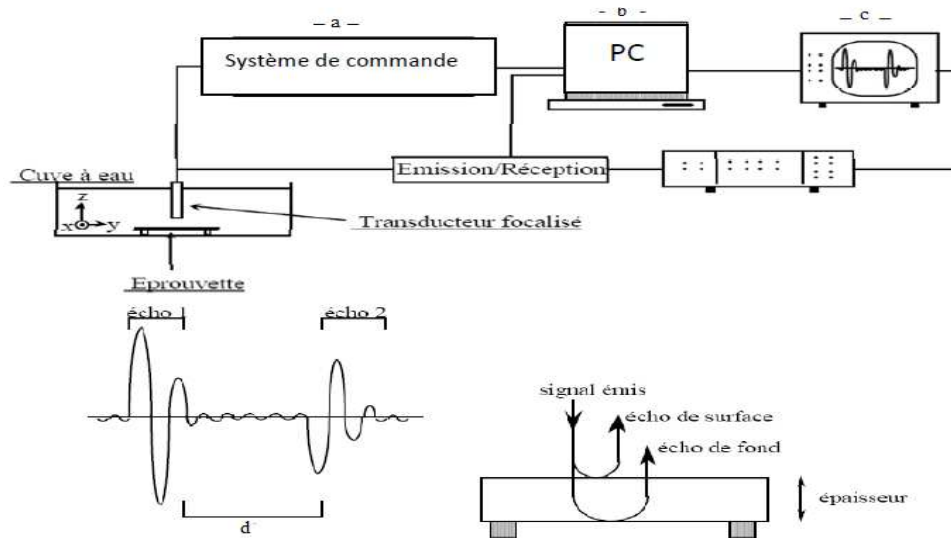


Figure II.14: Mode de contrôle par écho (a) Dispositif de contrôle (b) Signal reçu (c) Réflexion du faisceau ultrasonore sur les faces de la pièce.

4.2.2. Mode en transmission

Elle met en œuvre un faisceau ultrasonore reliant deux palpeurs disposés de part et d'autre de la pièce sondée (**Figure II.15**). Bien que décrite dans tous les manuels, son emploi a pratiquement moins par rapport au mode en écho, sauf dans quelques cas particuliers où l'atténuation ultrasonore est extrêmement forte et interdit l'utilisation de la méthode par échos. Son inconvénient majeur est en effet le risque qu'il y a à attribuer l'atténuation du signal à la présence d'un défaut alors que la cause peut être tout autre : rupture du couplage entre les palpeurs et la pièce, mauvais alignement, etc.

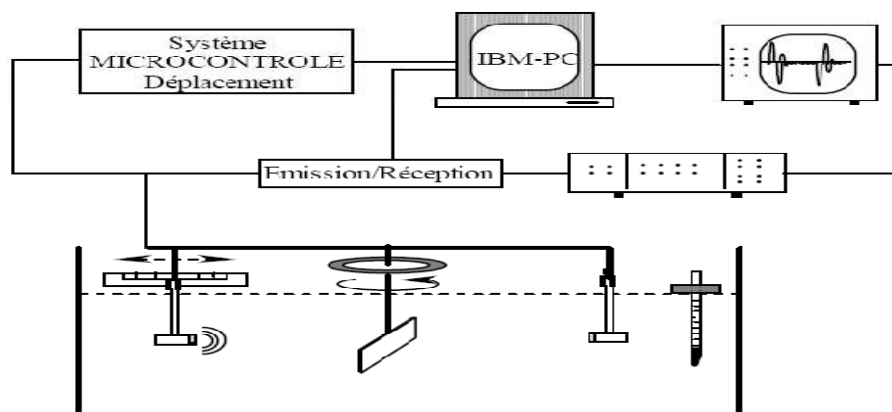


Figure II.15 : Mode de contrôle en transmission.

5. Changement de milieu de propagation

Les ondes ultrasonores se propagent en ligne droite. Lorsqu'il y a un changement de milieu de propagation, on observe, comme en optique, des phénomènes de réfraction et de réflexion. [17]

5.1. Caractérisation des milieux acoustiques

On caractérise les milieux traversés par leur impédance acoustique Z qui est égale au produit de leur masse volumique ρ par la vitesse de l'onde utilisée v . Par exemple pour l'acier et avec une onde longitudinale, l'impédance vaut :

Nous avons : $\rho = 7830 \text{ kg/m}^3$, $v = 5920 \text{ m/s}$ donc: $Z = 46472000 \text{ kg/m}^2\text{s}$

5.2. Cas de l'incidence normale

On constate une division de l'onde incidente en une onde réfléchie et une onde transmise. On définit un coefficient de transmission α_t et un coefficient de réflexion α_r par :

$$\alpha_t = \frac{\text{Energie transmise}}{\text{Energie incidence}} = \frac{4z_1z_2}{(z_1+z_2)^2} \dots\dots\dots (II.12)$$

$$\text{et } \alpha_r = \frac{\text{Energie réfléchie}}{\text{Energie incidence}} = \left(\frac{z_1-z_2}{z_1+z_2} \right)^2 \dots\dots\dots (II.13)$$

Avec :

z_1 : Impédance du matériau 1

z_2 : Impédance du matériau 2

5.3. Cas de l'incidence oblique

Dans ce cas, les ondes restent dans le plan défini par la normale à l'interface et l'onde incidente. Il faut noter qu'à l'interface les ondes changent de type (Une onde longitudinale

pouvant donner naissance à une onde transversale). La direction des ondes réfléchies et transmises est donnée par la loi de Snell Descartes (**Figure II.16**) :

$$\frac{\sin i}{V_i} = \frac{\sin \alpha_{l1}}{V_{L1}} = \frac{\sin \alpha_{t1}}{V_{T1}} = \frac{\sin \beta_{l2}}{V_{L2}} = \frac{\sin \beta_{t2}}{V_{T2}} \dots\dots\dots (II.14)$$

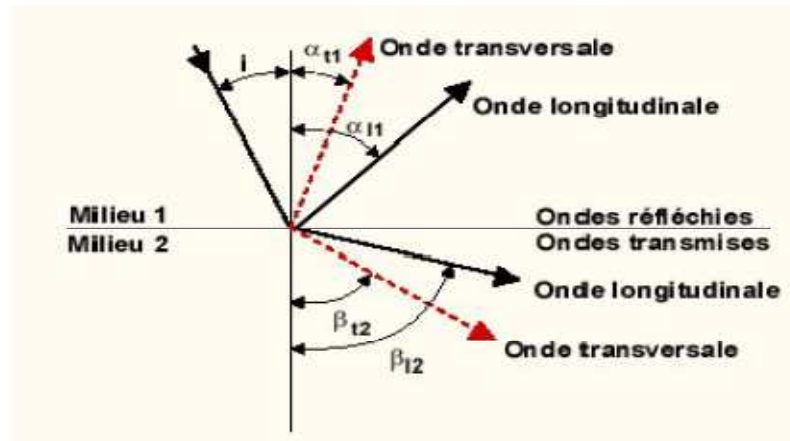


Figure II.16 : Propagation de l'onde selon la loi de Snell Descartes.

6. Champ d'application du contrôle ultrasonore

6.1. Détection des défauts internes

La détection de défauts internes par ultrasons est très utilisée en contrôle de fabrication en surveillance de structure en service et en maintenance. La remarquable sensibilité de l'échographie ultrasonore à la moindre discontinuité ou hétérogénéité interne dans les matériaux, en fait une méthode de choix, concurrente ou parfois complémentaire de la radiographie. [17]

6.2. Localisation des défauts en profondeur

La localisation de défauts en profondeur est aisée lorsqu'on travaille en échographie. Il existe toutefois une zone sous la surface de couplage pour laquelle l'écho de défaut peut être noyé dans l'écho d'émission ou d'interface, ce qui peut rendre à la fois la détection et la

localisation aléatoires. La localisation en plan se fera en relation avec le relevé manuel de la position du palpeur. [17]

6.3. Dimensionnement des défauts

Deux cas se présentent en théorie, selon que le champ du palpeur est censé être supérieur ou inférieur à la dimension moyenne du défaut. Dans le premier cas, tout le défaut est éclairé par le faisceau et l'on peut relier l'amplitude de l'écho de retour à la dimension du défaut à l'aide de diagrammes qui prennent en compte l'ensemble des paramètres ultrasonores du sondage. Lorsque le défaut est plus grand que le faisceau, ce que l'on peut parfois volontairement obtenir en utilisant l'étroit champ d'un palpeur focalisé, on trace son contour apparent, soit en repérant et en quantifiant le basculement entre écho de fond et écho de défaut, soit en utilisant la règle «des - 6dB » qui prend en compte un rapport 1/2 entre l'amplitude maximale de l'écho de défaut et celle obtenue lorsque les bords du défaut occultent environ à moitié la section du faisceau ultrasonore. [17]

7. Choix du système de contrôle non destructif

Dans un premier temps, nous allons discuter dans cette partie des différents systèmes de contrôle santé intégré c'est-à-dire le contrôle en transmission et le contrôle en réflexion. [22]

7.1. Système en réflexion

Le système de contrôle en réflexion consiste à prélever les signaux avant l'endommagement (voir *Figure II-17*), c'est-à-dire les signaux réfléchis par celui-ci. Un avantage indéniable de ce système est qu'il permet en même temps la mesure du signal incident et réfléchi, donc, les rapports des amplitudes ainsi que les coefficients de réflexion peuvent être déterminés en une seule mesure.

L'inconvénient majeur est que lorsque l'endommagement est suffisamment près de l'émetteur, il n'est plus possible de discerner l'onde incidente de l'onde réfléchie. De plus, les transducteurs situés entre l'émetteur et le récepteur perturbent le signal réfléchi. En effet, les transducteurs Panametrics sont vus par l'onde incidente comme une hétérogénéité. Enfin, pour certains types d'endommagement, la réflexion est trop faible pour être analysée.

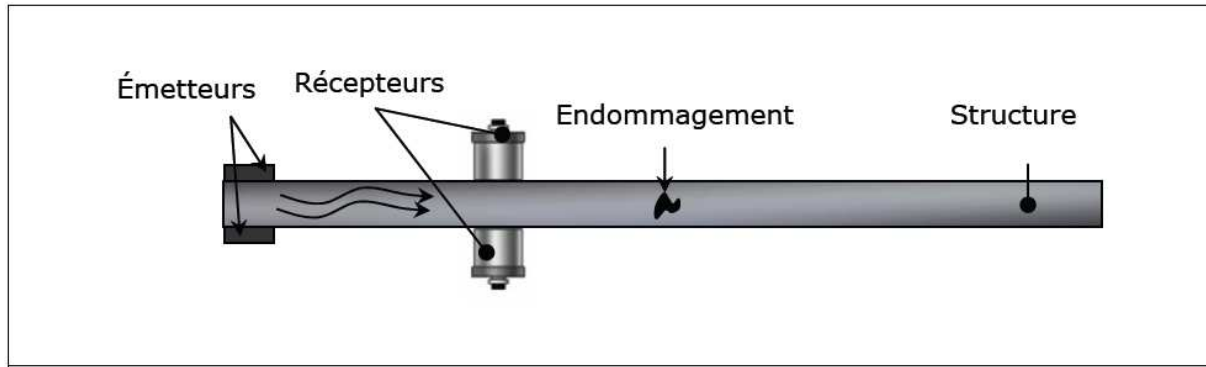


Figure II-17 : Système de CND en réflexion.

7.2. Système en transmission

Le système de contrôle en transmission consiste à prélever les signaux après l'endommagement (voir **Figure II-18**). L'avantage de ce système est qu'il permet de détecter la moindre anomalie dans la structure. De plus, le choix d'une distance adaptée entre l'émetteur et le récepteur permet de séparer les modes qui se propagent avec différentes vitesses. Donc, on peut identifier chaque paquet d'onde seulement avec un seul signal temporel mesuré à la surface de la plaque. En outre, le signal incident n'est pas perturbé par un transducteur placé entre l'émetteur et l'endommagement.

L'inconvénient majeur de ce système est qu'il faut d'abord caractériser la structure pour avoir un signal de référence afin de calculer les coefficients de transmission. De plus, les signaux réfléchis par le bord droit de la structure peuvent donc, dans certaines conditions, se chevaucher avec les signaux transmis.

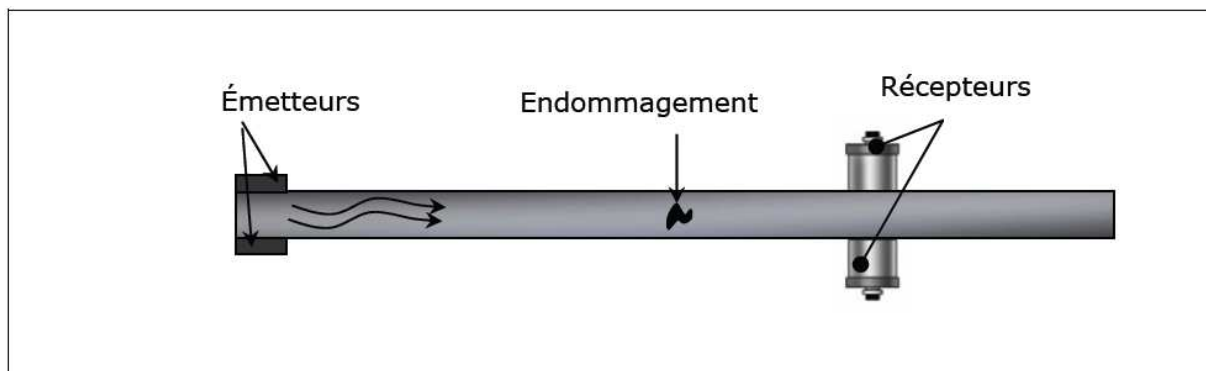


Figure II-18 : Système de CND en transmission.

8. Conclusion

Le contrôle par ultrasons consiste à émettre une onde ultrasonore dans un matériau par l'intermédiaire d'un milieu de couplage (tel que : eau, graisse, gel, ...). L'onde ultrasonore subit par la suite des transmissions, des réflexions et des diffusions à chaque changement de milieu. L'analyse des échos réfléchis permet de déduire la nature des milieux rencontrés. Ce contrôle non destructif par ultrasons peut être appliqué à la caractérisation, à la détection de la qualité de béton.

Enfin, il faut mentionner que le développement d'un capteur de force logiciel à base de réseaux neuromimétiques est une tâche délicate et qui nécessite beaucoup d'expérience.

Chapitre III :
Technique de mise en
œuvre de capteur
logiciel à base
d'ultrasons

1. Introduction

Le développement d'un capteur logiciel a demandé le recours à l'élaboration d'un modèle de comportement du système à partir des données caractéristiques du béton tel que la résistance[2], etc. Ce chapitre donc consisté à développer un capteur logiciel basé sur la méthode d'analyse en composantes principales (ACP) et un réseau de neurones artificiel (RNA) permettant de prédire la force de résistance, sur la base des caractéristiques mesurées du béton. Nous présentons la méthodologie utilisée pour la construction du capteur logiciel à base de réseaux de neurones. Nous décrivons le modèle proprement dit ainsi que la méthode utilisée pour l'apprentissage et la sélection de l'architecture optimale du réseau et en particulier le recours à l'ACP (analyse en composantes principales) pour la détermination des entrées de ce capteur.

2. Description du capteur logiciel

La technique de mise en œuvre de capteur logiciel est basée sur deux opérations, la première faire une réduction de dimension de la base de données réelle qui déjà élaborée[2], donc on à acquérir une nouvelle base de donner de dimension réduire. Et la deuxième on à exploit le réseau de neurones artificiel pour faire l'apprentissage et les tests après la partage de la base de données nouvelle, et la **figure** présent les défèrent étapes :

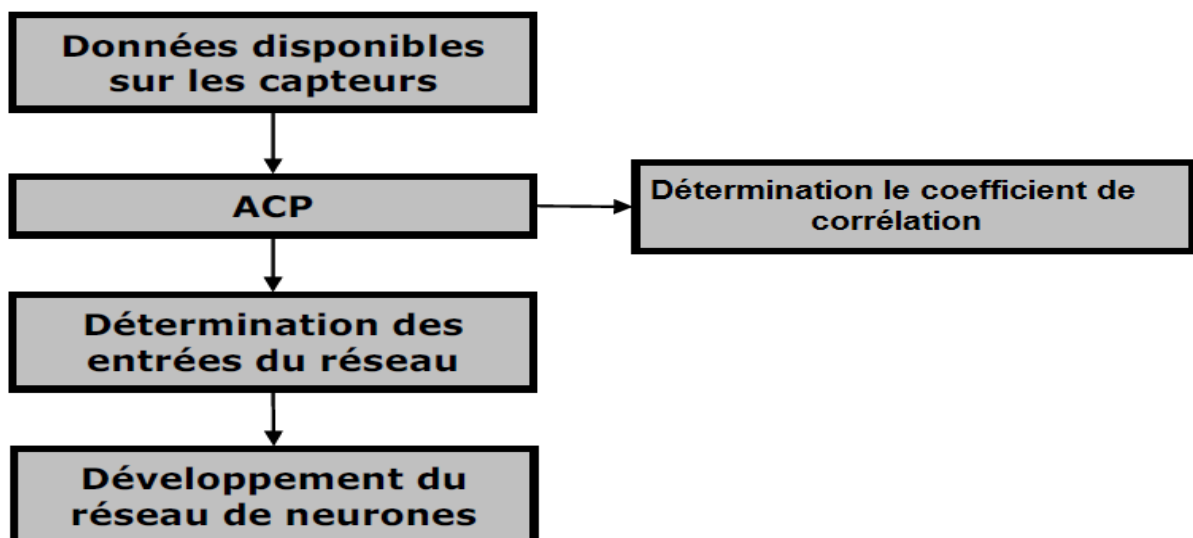


Figure III. 1 : Méthode pour le capteur logiciel basé sur l'ACP et les RNA.

3. Méthode d'analyse en composantes principales

La terminologie « analyse des données » désigne un sous-ensemble de ce qui est appelé plus généralement la statistique multivariée. L'analyse des données est un ensemble de techniques descriptives, dont l'outil mathématique majeur est l'algèbre matriciel, et qui s'exprime sans supposer a priori un modèle probabiliste. Certaines méthodes, pour la plupart géométriques, aident à faire ressortir les relations pouvant exister entre les différentes données et à en tirer une information statistique qui permette de décrire de façon plus succincte les principales informations contenues dans ces données. Pour cela, il est fondamental de mettre en place des outils de traitement de données permettant une meilleure compréhension de la valeur des connaissances disponibles dans ces données. La réduction des dimensions est l'une des plus vieilles approches permettant d'apporter des éléments de réponse à ce problème. Son objectif est de sélectionner ou d'extraire un sous-ensemble optimal de caractéristiques pertinentes pour un critère fixé auparavant. La sélection de ce sous-ensemble de caractéristiques permet d'éliminer les informations non-pertinentes et redondantes selon le critère utilisé. Cette sélection/extraction permet donc de réduire la dimension de l'espace des exemples et rendre l'ensemble des données plus représentatif du problème. En effet, les principaux objectifs de la réduction de dimension sont [23]:

- Faciliter la visualisation et la compréhension des données,
- Réduire l'espace de stockage nécessaire,
- Réduire le temps d'apprentissage et d'utilisation,
- Identifier les facteurs pertinents.

3.1. Catégories de réduction des dimensions

Nous pouvons classer toutes les techniques mathématiques de réduction des dimensions en deux grandes catégories [24]:

- **La sélection de variables:** qui consiste à choisir des caractéristiques dans l'espace de mesure,

(*Figure III.2*)

- **L'extraction de traits:** qui vise à sélectionner des caractéristiques dans un espace transformé dans un espace de projection (*Figure III.3*)

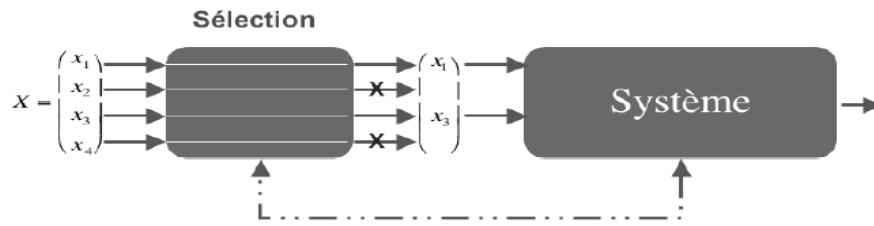


Figure III.2 : Principe de la sélection de variables.

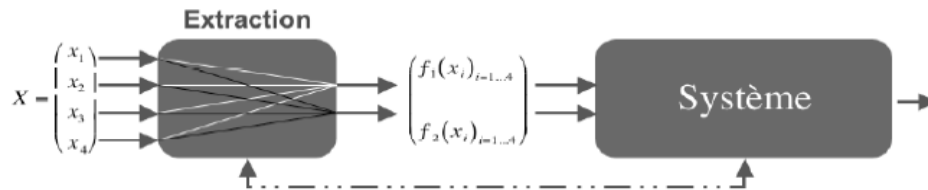


Figure III.3 : Principe de l'extraction de caractéristiques.

3.2. Les différentes méthodes de réduction

Les méthodes de réduction de dimension peuvent être supervisées ou non supervisées :

	ACP	ACI	LDA	MMD
Type	non-supervisé	non-supervisé	supervisé	supervisé
Principe : recherche les axes...	... qui ont la plus grande variance	... qui sont les plus indépendants	... qui sont les plus discriminants	... qui sont les plus discriminants
Avantages	permet de bien représenter les données, supprime les redondances	recherche les "sources", supprime les redondances	méthode simple	plus rapide que l'infomax, pas d'hypothèse de gaussianité
Inconvénients	ne préserve pas les classes	ne préserve pas les classes	hypothèse de gaussianité, garde les redondances	garde les redondances

Table III.1: Tableau comparatif des principales caractéristiques de 4 techniques de réduction des dimensions

et :

ACP : Analyse en composantes principales (PCA : Principal Components Analysis);

ACI : Analyse en composantes indépendantes (ICA : Independent Component Analysis);

ADL : Analyse discriminante linéaire (LDA: Linear Discriminant Analysis) ;

DMM : Diversité Marginale Maximale (MMD).

- La méthode d'analyse en composantes principale sera détaillée, car la méthode utilisée dans notre application.

3.3. Analyse en composantes principales (ACP)

3.3.1. Présentation

L'Analyse en Composantes Principales (ou ACP) est une méthode de représentation des données que l'on utilise en général sans référence à des hypothèses de nature statistique ni à un modèle particulier. Avoir besoin de l'ACP, c'est tout d'abord disposer d'un tableau rectangulaire de mesures, dont les colonnes correspondent à des variables numériques continues et dont les lignes représentent les individus sur lesquels ses variables sont mesurées. D'une manière générale, la seule condition que doit remplir ce tableau numérique pour être l'objet d'une analyse en composante principale est la suivante : l'une au moins des dimensions du tableau (les lignes en général) doit être formée d'unités ayant un caractère répétitif, l'autre pouvant éventuellement être plus hétérogène. [25]

3.3.2. Historique

L'ACP prend sa source dans un article de Karl Pearson publié en 1901. Le père du Test du χ^2 y prolonge ses travaux dans le domaine de la régression et des corrélations entre plusieurs variables. Pearson utilise ces corrélations non plus pour expliquer une variable à partir des autres (comme en régression), mais pour décrire et résumer l'information contenue dans ces variables.

Encore connue sous le nom de transformée de Karhunen-Loève ou de transformée de Hotelling, l'ACP a été de nouveau développée et formalisée dans les années 1930 par Harold Hotelling. La puissance mathématique de l'économiste et statisticien américain le conduira aussi à développer l'analyse canonique, généralisation des analyses factorielles dont fait partie l'ACP. [23]

3.3.3. Principe

L'ACP est une méthode d'analyse descriptive des données, non supervisée, qui consiste à rechercher les corrélations existant entre N variables aléatoires parmi une population de K individus en recherchant les directions (ou composantes) de l'espace qui contiennent la plus grande quantité d'informations, la plus grande quantité de variance. Ces directions sont les composantes principales (CP). L'ACP est donc une méthode statistique descriptive multivariée qui permet de représenter un grand nombre de données de façon synthétique. Elle permet de réduire les N variables en quelques composantes les plus représentatives. Cette méthode permet à la fois de représenter de manière synthétique les individus et les variables selon les composantes principales. Elle est utilisée pour repérer des groupes d'individus dont l'ensemble des variables est homogène et de visualiser des différences de variables entre les individus. Elle a aussi pour objectif de mettre en avant des individus au comportement atypique par rapport au reste de la population. [26]

Pour faire une ACP, on part d'une matrice M de données à K lignes (individus ou échantillons) et N colonnes (variables).

$$M = \begin{bmatrix} X_{1,1} & X_{2,1} & \dots & X_{N,1} \\ X_{1,2} & \dots & \dots & X_{N,2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_{1,K} & X_{2,K} & \dots & X_{N,K} \end{bmatrix} \dots\dots\dots (III.1)$$

Chaque variable $X_N = (X_{N,1}, \dots, X_{N,K})$ a une moyenne $\bar{X}_N$ et un écart-type σ_{X_N} .

En fonction de l'origine et de la diversité des données à traiter, l'ACP peut être normée ou non normée. La normalisation consiste à transformer des données lorsque celles-ci sont d'origine différente afin de les ramener à des espaces comparables. Il est donc nécessaire de normaliser les données lorsqu'elles sont de mesure, de moyenne ou de variabilité différente. La normalisation consiste à transformer la matrice de variables brutes M en une matrice de variables centrées réduites $\bar{M}$ pour laquelle les variables sont représentées par:

$$Y_N = (Y_{N,1}, \dots, Y_{N,K}) \text{ avec } Y_{N,1} = \frac{X_{N,1} - \bar{X}_{N,1}}{\sqrt{V(X_{N,1})}} \dots\dots\dots (III.2)$$

Avec:

- X : valeur de la variable
- $\bar{X}$: moyenne
- $V(X)$: variance

La matrice est ensuite diagonalisée afin de trouver les valeurs propres, permettant de déterminer le nombre d'axes que l'on va conserver. A l'aide des valeurs propres, les vecteurs propres vont être calculés par un procédé d'algèbre linéaire consistant à rechercher une base de vecteurs propres de l'espace vectoriel. On conserve généralement les composantes principales qui contiennent 90% de la variance. Souvent, 3 composantes principales suffisent à décrire 90% de l'information du système. Enfin, on calcule les coordonnées des variables dans l'espace conservé puis celles des individus. On obtient ainsi deux représentations graphiques: une représentation pour laquelle un point représente la projection d'une variable dans un plan défini par les composantes principales («loading plot») et une représentation pour laquelle un point représente la projection d'un individu dans un plan défini par les composantes principales («score plot»).

3.3.4. Calcul des covariances et des corrélations

Le calcul des matrices de covariances et de corrélations est classique, du moment que les données sont déjà structurées en matrices et éventuellement normalisées ou réduites, il faut juste multiplier celle-ci par sa transposée :

- La matrice de variance-covariance des $X_1, \dots, X_N$ si « M » est juste normalisée :

$$\text{Covariance} = \frac{1}{k} * \bar{M}' * \bar{M} \dots\dots\dots (III.3)$$

- La matrice de corrélation des $X_1, \dots, X_N$ si « M » est réduite :

$$\text{Corrélation} = \frac{1}{k} * \bar{M} * \bar{M}' \dots\dots\dots (III.4)$$

Ces deux matrices sont carrées (de taille $N \times N$), symétriques et réelles. Elles sont donc diagonalisables dans une base orthonormée [26].

3.3.5. Projection

Comme cité ci-dessus, l'analyse en composantes principales vise à projeter les données d'un espace initial vers un second espace, de dimension inférieure, tel que son premier axe « u » soit issu d'une combinaison linéaire des X_n , de manière à ce que la variance de la projection des points du nuage sur cet axe soit maximale. La projection de l'échantillon des X sur u « π » s'écrit :

$$\pi_u(M) = M * u \dots\dots\dots (III.5)$$

La variance de cette projection « $\pi_u(M)$ » vaudra donc :

$$\pi_u(M)' * \frac{1}{k} * \pi_u(M) = u' * M' * \frac{1}{k} * M * u \dots\dots\dots (III.6)$$

$$C = M' * \frac{1}{k} * M$$

Et C la matrice de covariance.

Ayant vu précédemment que « C » était diagonalisable dans une base orthonormée, c'est cette diagonalisation qui va nous permettre en outre de voir que la variance exprimée par le K^{eme} vecteur propre valait λ_k . Et finalement, que la question de PCA nous ramène à un problème de diagonalisation de la matrice de corrélation. On notera « P » la matrice de changement de base associée et Δ la matrice diagonale formée de son spectre :

$$\pi_u(M)' * \frac{1}{k} * \pi_u(M) = u' * P' * \Delta * P * u = (P * u)' \Delta (P * u) \dots\dots\dots (III.7)$$

$$\text{Et : } (P * u) = v$$

A partir de cette reformulation, on cherchera désormais le vecteur « v » maximisant $v' * \Delta * v$ où $\Delta = \text{Diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_N)$ est une matrice diagonale dont les valeurs sont rangées dans un ordre décroissant. Là, il sera très facile de constater que le premier vecteur unitaire vérifiera $v' * \Delta * v = \lambda$. Formellement et mathématiquement, on va utiliser les multiplicateurs de Lagrange « α » pour prouver ce résultat, et c'en maximisant la variance des données projetées sur u sous la contrainte que u soit de norme 1:

$$L(u, \alpha) = u' * C * u - \alpha(u' * u - 1) \dots\dots\dots (III.8)$$

En résolvant cette équation de Lagrange, deux résultats nous importent : en premier lieu « u » est un vecteur propre de C associé à la valeur propre λ_1 ; et en suite, il est de norme « 1 ». La valeur propre de la matrice de covariance C : « λ_1 » étant la variance sur le premier axe de PCA.

On poursuit la recherche du deuxième axe de projection w sur le même principe en imposant qu'il soit orthogonal à u , ainsi de suite, jusqu'à l'obtention des « 1 » vecteurs propres recherchés [26].

- Algorithme de l'ACP

- Calcul de $\bar{M}$.
- $A = \text{cov } \bar{M}'$.
- Calcul des valeurs et vecteurs propres.
- Calcul de « 1 »-le nombre de composantes à garder.
- Calcul de la matrice caractéristique = $[\text{eig}_1, \text{eig}_2, \dots, \text{eig}_l]$.
- Les données réduites = (la matrice caractéristique)' * $\bar{M}'$.
- (Les données originales - la moyenne)' = (la matrice caractéristique)⁻¹ * les données réduites
- (Les données originales)' = (la matrice caractéristique)^T * les données réduites + la moyenne.

Donc :

L'ACP est majoritairement utilisée pour:

- décrire et visualiser des données ;
- les décorrélérer ; la nouvelle base est constituée d'axes qui ne sont pas corrélés entre eux ;
- les débruiter, en considérant que les axes que l'on décide d'oublier sont des axes *bruités*.

4. Les réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones connaissent depuis quelques années un succès croissant dans divers domaines des sciences de l'ingénieur, celui du génie électronique n'échappe pas à cette règle. Dans ce cadre, nous nous intéressons à l'application des réseaux de neurones reconnaître des forme

Dans un premier temps, nous rappellerons les définitions et notations de base relatives aux réseaux de neurones. Nous poursuivrons en exposant les types et la méthodologie d'apprentissage, et le perceptron multicouche.

4.1. Définition

Un réseau de neurones peut être considéré comme un modèle mathématique de traitement réparti, composé de plusieurs éléments de calcul non linéaire (neurones), opérant en parallèle et connectés entre eux par des poids.

Les neurones artificiels sont souvent utilisés sous forme de réseaux qui diffèrent selon le type de connections entre les neurones, une cinquantaine de types peut être dénombrée. En guise d'exemples nous citons : le perceptron de Rosembat, les réseaux de Hopfield etc.....

Ces derniers sont les plus utilisés dans le domaine de la modélisation et de la commande des procédés. Ils sont constitués d'un nombre fini de neurones qui sont arrangés sous forme de couches. Les neurones de deux couches adjacentes sont interconnectés par des poids. L'information dans le réseau se propage d'une couche à l'autre, on dit qu'ils sont de type « feed-forward ». Nous distinguons trois types de couches :

Couche d'entrée : les neurones de cette couche reçoivent les valeurs d'entrée du réseau et les transmettent aux neurones cachés. Chaque neurone reçoit une valeur, il ne fait pas donc de sommation.

Couches cachées : chaque neurone de cette couche reçoit l'information de plusieurs couches précédentes, effectue la sommation pondérée par les poids, puis la transforme selon sa fonction d'activation qui est en général une fonction sigmoïde. Par la suite, il envoie cette réponse aux neurones de la couche suivante.

Couche de sortie : elle joue le même rôle que les couches cachées, la seule différence entre ces deux types de couches est que la sortie des neurones de la couche de sortie n'est liée à aucun autre neurone. [28]

4.2. Principe de fonctionnement

Le RNA peut donc se décomposer en trois ensembles distincts [29, 30] :

- l'ensemble E des neurones d'entrées qui reçoivent les données d'entrée sous la forme d'un vecteur de valeurs scalaires, le vecteur d'entrée représentant les paramètres du problème posé. Ces valeurs sont communiquées aux neurones par l'entremise de leurs valeurs d'entrée extérieure. Elles influencent donc l'activation de ces derniers, et par extension, le comportement du réseau entier.
- l'ensemble S des neurones de sortie dont les activations constituent le vecteur de sortie et sont collectivement interprétées comme le résultat du calcul du réseau. Un même neurone peut à la fois être à l'entrée et à la sortie du réseau. Donc E et S ne sont pas nécessairement disjoints.
- l'ensemble C des neurones cachés qui n'appartiennent pas aux ensembles E et S, mais les reliant, représente les corrélations encodées par le système. En général, la présence de neurones cachés dans un réseau démultiplie sa puissance de calcul, et lui permet d'aborder des problèmes plus complexes.

Un mécanisme de codage extérieur au réseau transforme les données en une séquence de vecteurs d'entrées. De même, un mécanisme de décodage récupère les vecteurs de sortie et les interprète pour produire des valeurs utilisables [29].

D'après la (**Figure III.4**), la sortie est donnée sous forme :

$$y(x, \theta) = \theta_0 + \sum_{i=1}^n \theta_i z_i \dots\dots\dots (III.9)$$

$$y(x, \theta) = \theta_0 + \sum_{i=1}^n \theta_i f \left(\theta_{i0} + \sum_{j=1}^n \theta_{ij} x_j \right) \dots\dots\dots (III.10)$$

Il est cependant à retenir que les neurones en amont ont une influence qui est fonction de leur propre activation et de la pondération du lien (poids synaptique θ) les reliant au neurone courant. L'influence totale de l'ensemble des neurones en amont se nomme activation pondérée [31].

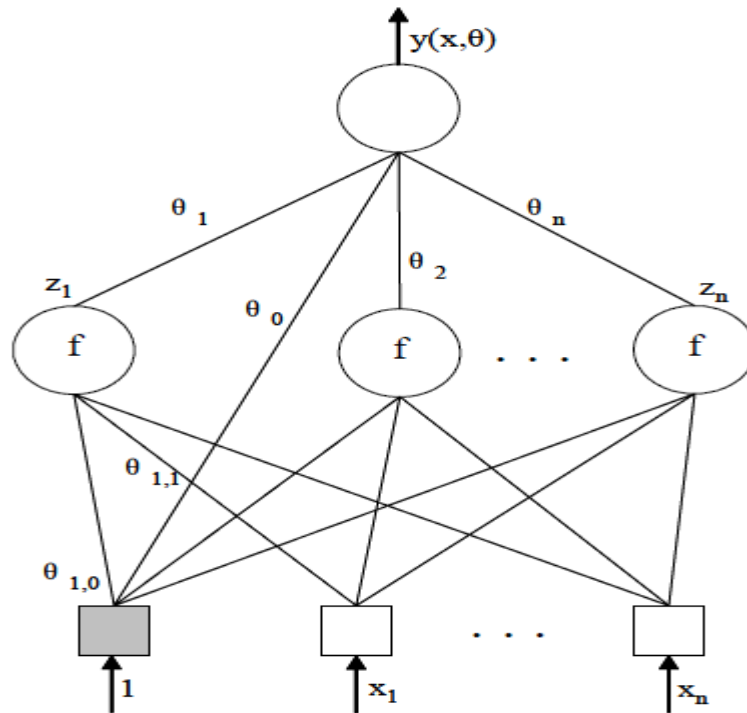


Figure III.4 : Structure générique d'un RNA.

4.3. Architecture des réseaux de neurones

On distingue deux structures de réseau, en fonction du graphe de leurs connexions, c'est-à-dire du graphe dont les nœuds sont les neurones et les arêtes les «connexions» entre ceux-ci :

- Les réseaux de neurones statiques (ou acycliques, ou non bouclés).
- Les réseaux de neurones dynamiques (ou récurrents, ou bouclés).

4.3.1. Les réseaux de neurones non bouclés

Un réseau de neurones non bouclé réalise une (ou plusieurs) fonction algébrique de ses entrées par composition des fonctions réalisées par chacun de ses neurones. Dans un tel réseau (**Figure III.5**), le flux d'information circule des entrées vers les sorties sans retour en arrière. Si l'on représente le réseau comme un graphe dont les nœuds sont les neurones et les arêtes les « connexions » entre ceux-ci, le graphe d'un réseau non bouclé est acyclique.

Tout neurone dont la sortie est une sortie du réseau est appelé « neurone de sortie ». Les autres, qui effectuent des calculs intermédiaires, sont des « neurones cachés ».

Il existe deux types de réseaux de neurones : les réseaux complètement connectés et les réseaux à couche. Le réseau de neurones à une couche cachée et une sortie linéaire est un cas particulier de ce dernier type.

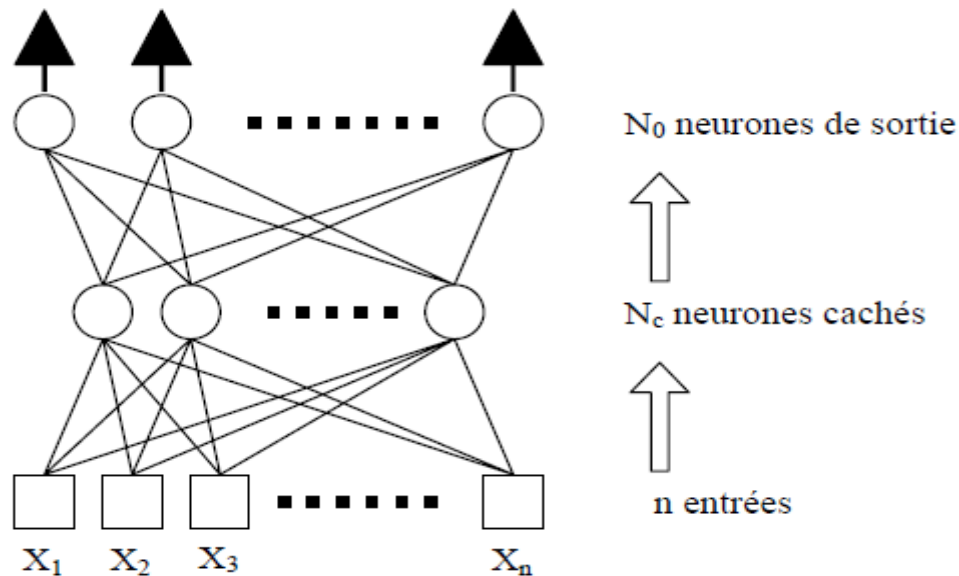


Figure III.5 : Réseau de neurones à n entrées, une couche de N_c neurones cachés et N_o neurones de sortie.

➤ Les réseaux de neurones complètement connectés

Dans un réseau complètement connecté, les entrées puis les neurones (cachés et de sortie) sont numérotés, et, pour chaque neurone :

- Ses entrées sont toutes les entrées du réseau ainsi que les sorties des neurones de numéro inférieur.
- Sa sortie est connectée aux entrées de tous les neurones de numéro supérieur.

➤ Les réseaux de neurones à couches

Dans une architecture de réseaux à couches, les neurones cachés sont organisés en couches, les neurones d'une même couche n'étant pas connectés entre eux. De plus les connexions entre deux couches de neurones non consécutives sont éliminées.

Une telle architecture est historiquement très utilisée, surtout en raison de sa pertinence en classification.

➤ **Remarque**

Dans un réseau de neurones non bouclé, le temps ne joue aucun rôle fonctionnel : si les entrées sont constantes, les sorties le sont également. Le temps nécessaire pour le calcul de la fonction réalisée par chaque neurone est négligeable et on peut considérer ce calcul comme instantané.

Pour cette raison, les réseaux non bouclés sont souvent appelés « réseaux statiques », par opposition aux réseaux bouclés ou « dynamiques ». Ils sont utilisés en classification, reconnaissance des formes (caractères, parole, ...), en prédiction [29].

4.3.2. Les réseaux de neurones bouclés

L'architecture la plus générale pour un réseau de neurones est le « réseau bouclé », dont le graphe des connexions est cyclique : lorsqu'on se déplace dans le réseau en suivant le sens des connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ (un tel chemin est désigné sous le terme de « cycle »). La sortie d'un neurone du réseau peut donc être fonction d'elle même; cela n'est évidemment concevable que si la notion de temps est explicitement prise en considération [29].

Ainsi, à chaque connexion d'un réseau de neurones bouclé (ou à chaque arête de son graphe) est attaché, outre un poids comme pour les réseaux non bouclés, un retard, multiple entier (éventuellement nul) de l'unité de temps choisie. Une grandeur, à un instant donné, ne pouvant pas être fonction de sa propre valeur au même instant, tout cycle du graphe du réseau doit avoir un retard non nul.

Les connexions récurrentes ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche. Ces connexions sont le plus souvent locales. Pour éliminer le problème de la détermination de l'état du réseau par bouclage, on introduit sur chaque connexion « en retour » un retard qui permet de conserver le mode de fonctionnement séquentiel du réseau **Figure (III.6)**.

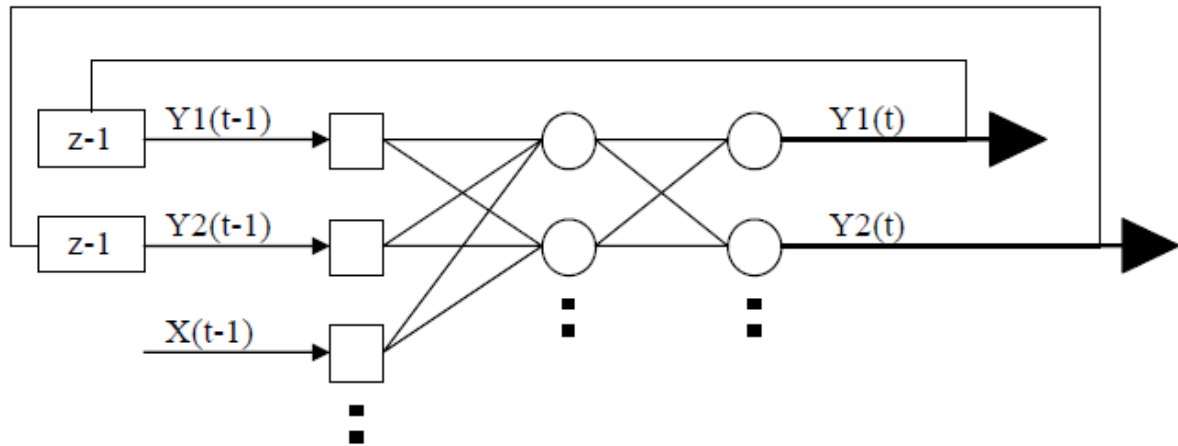


Figure III.6 : Réseau de neurone bouclé.

Le graphe des connexions de réseaux récurrents est cyclique. Ces réseaux sont décrits par un système d'équations aux différences.

➤ **Forme canonique des réseaux récurrents**

Il a été montré que tout réseau bouclé peut être mis sous une forme particulière, appelée forme canonique, qui est la représentation d'état minimale de la fonction réalisée par ce réseau. Cette forme canonique est constituée d'un graphe acyclique, et de connexions à retard unité reliant certaines sorties de ce graphe à ses entrées. La fonction réalisée par un réseau de neurones ayant cette structure particulière est décrite par les équations aux différences suivantes [33] :

$$x(k+1) = \Phi(x(k), u(k+1)) \quad \text{..... (III.11)}$$

$$y(k+1) = \Psi(x(k+1), u(k+1)) \quad \text{..... (III.12)}$$

Où $x(k)$ est le vecteur d'état à l'instant k , $u(k)$ est le vecteur des variables de commande exogènes, $y(k)$ le vecteur des sorties, Ψ et Φ sont deux fonctions qui dépendent de la structure de la partie acyclique du réseau [32].

4.4. Conception d'un réseau de neurones

Les réseaux de neurones réalisent des fonctions non linéaires paramétrées. Leurs mises en œuvre nécessitent [28] :

- La détermination des entrées et des sorties pertinentes, c'est à dire les grandeurs qui ont une influence significative sur le phénomène que l'on cherche à modéliser.
- La collecte des données nécessaires à l'apprentissage et à l'évaluation des performances du réseau de neurones.
- La détermination du nombre de neurones cachés nécessaires pour obtenir une approximation satisfaisante.
- La réalisation de l'apprentissage.
- L'évaluation des performances du réseau de neurones à l'issue de l'apprentissage.

4.4.1. Détermination des entrées/sorties du réseau de neurones

Pour toute conception de modèle, la sélection des entrées doit prendre en compte deux points essentiels [28] :

- Premièrement, la dimension intrinsèque du vecteur des entrées doit être aussi petite que possible, en d'autre terme, la représentation des entrées doit être la plus compacte possible, tout en conservant pour l'essentiel la même quantité d'information, et en gardant à l'esprit que les différentes entrées doivent être indépendantes.
- En second lieu, toutes les informations présentées dans les entrées doivent être pertinentes pour la grandeur que l'on cherche à modéliser : elles doivent donc avoir une influence réelle sur la valeur de la sortie.

4.4.2. Choix et préparation des échantillons

Le processus d'élaboration d'un réseau de neurones commence toujours par le choix et la préparation des échantillons de données. La façon dont se présente l'échantillon conditionne le type de réseau, le nombre de cellules d'entrée, le nombre de cellules de sortie et la façon dont il faudra mener l'apprentissage, les tests et la validation. Il faut donc déterminer les grandeurs qui ont une influence significative sur le phénomène que l'on cherche à modéliser [28].

4.4.3. Elaboration de la structure du réseau

La structure du réseau dépend étroitement du type des échantillons. Il faut d'abord choisir le type de réseau : un perceptron standard, un réseau de Hopfield, un réseau à décalage temporel (TDNN), un réseau de Kohonen, un ARTMAP etc...

Par exemple, dans le cas du perceptron multicouches, il faudra aussi bien choisir le nombre de couches cachées que le nombre de neurones dans cette couche [28].

4.4.4. Apprentissage

Une caractéristique des réseaux de neurones est leur capacité à apprendre (par exemple à reconnaître une lettre, un son...). Mais cette connaissance n'est pas acquise dès le départ. La plupart des réseaux de neurones apprennent par l'exemple.

On appelle « phase d'apprentissage » des réseaux de neurones la procédure qui consiste à estimer les paramètres des neurones du réseau. Afin que celui-ci remplisse au mieux la tâche qui lui est affectée. La phase de l'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré.

a. Types d'apprentissage

Selon le critère d'apprentissage les réseaux de neurones se subdivisent en deux classes, les réseaux à apprentissage supervisé (Supervised learning) et les réseaux à apprentissage non supervisé (Unsupervised learning).

- Pour les réseaux à apprentissage supervisé, on présente au réseau des entrées et au même temps les sorties que l'on désirerait pour cette entrée. Le réseau doit alors se reconfigurer. C'est-à-dire calculer ses poids afin que la sortie qu'il donne corresponde bien à la sortie désirée.

- Pour les réseaux à apprentissage non supervisé, on présente une entrée au réseau et on le laisse évoluer librement jusqu'à ce qu'il se stabilise.

Il existe aussi des réseaux à apprentissage dit semi supervisé (reinforcement learning) qui ne tiennent compte que d'une évaluation partielle ou qualitative des sorties.

b. Application des réseaux de neurones selon le mode d'apprentissage

Les réseaux à apprentissage supervisé servent à :

- La modélisation statique des processus non linéaires décrits par des équations algébriques.

- La modélisation dynamique des processus décrits par des équations récurrentes.
- La commande de processus. Ils servent aussi à imposer une dynamique de réponse à une sollicitation.

Les réseaux à apprentissage non supervisé permettent l'analyse, la classification et la visualisation des données. [33]

4.4.5. Validation et Tests

Alors que les tests concernent la vérification des performances d'un réseau de neurones hors échantillon et sa capacité de généralisation, la validation est parfois utilisée lors de l'apprentissage. Une fois le réseau de neurones développé, des tests s'imposent afin de vérifier la qualité des prévisions du modèle neuronal.

Cette dernière étape doit permettre d'estimer la qualité du réseau obtenu en lui présentant des exemples qui ne font pas partie de l'ensemble d'apprentissage. Une validation rigoureuse du modèle développé se traduit par une proportion importante de prédictions exactes sur l'ensemble de la validation.

Si les performances du réseau ne sont pas satisfaisantes, il faudra, soit modifier l'architecture du réseau, soit modifier la base d'apprentissage [28].

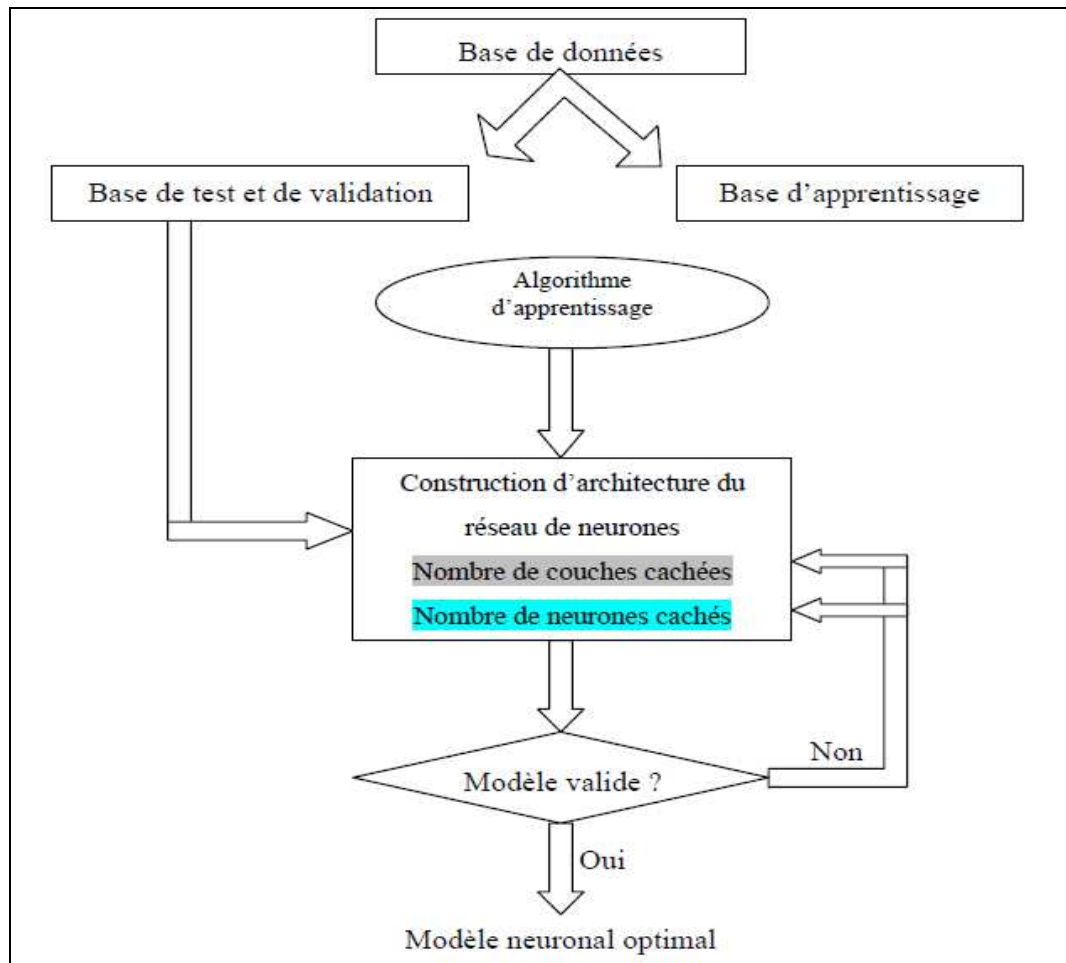


Figure III.7: Organigramme de conception d'un réseau de neurones.

4.5. Les réseaux de neurones les plus utilisés

4.5.1. Les Perceptrons

a. Le perceptron monocouche (Perceptron simple)

Le perceptron est un réseau de neurones très simple, puisqu'il ne se compose que d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie. Il peut aussi être utilisé pour faire de la classification et pour résoudre des opérations logiques simples, il suit généralement un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur [34].

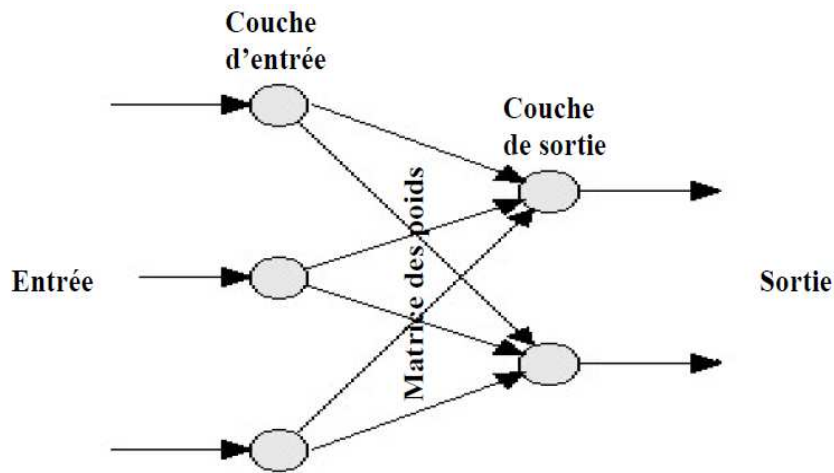


Figure III.8 : Architecture d'un perceptron

b. Le perceptron multicouche (en anglais Multi Layer Perceptron)

C'est une extension du précédent, avec une ou plusieurs couches cachées entre l'entrée et la sortie. Chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante. Il peut résoudre des problèmes non linéairement séparables et des problèmes logiques plus compliqués. Il suit un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur, ce réseau sera détaillé par la suite [35].

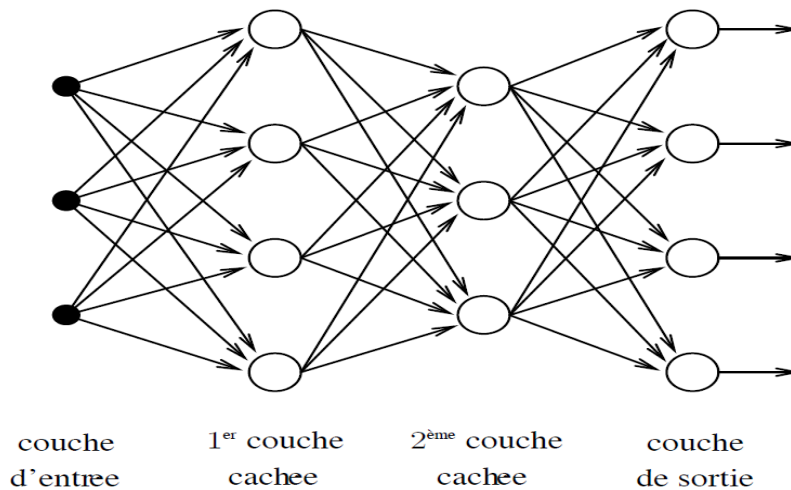


Figure III.9 : Exemple d'un réseau de type perceptron multicouche.

4.5.2. Les réseaux à fonction radiale

Les réseaux à fonctions de bases radiales (RBF) ou plus simplement réseaux à bases radiales ont été proposés par J. Moody et C. Darken. Les RBF seront donc employés dans les

mêmes types de problèmes que les PMC à savoir, en classification et en approximation de fonctions, particulièrement. L'apprentissage le plus utilisé pour les RBF est le mode hybride et les règles sont soit la règle de correction de l'erreur soit la règle d'apprentissage par compétition [36].

4.5.3. Les cartes auto-organisatrices de Kohonen (SOM)

Les cartes topologiques ou cartes auto organisatrices ont été introduites pour la première fois par T. Kohonen en 1982. Ce sont des réseaux à apprentissage non-supervisé qui établissent une carte discrète, ordonnée topologiquement, en fonction de patterns d'entrée. Le réseau forme ainsi une sorte de treillis dont chaque nœud est un neurone associé à un vecteur de poids. La correspondance entre chaque vecteur de poids est calculée pour chaque entrée. Par la suite, le vecteur de poids ayant la meilleure corrélation, ainsi que certains de ses voisins, vont être modifiés afin d'augmenter encore cette corrélation, ce réseau sera détaillé par la suite [29].

4.5.4. Les réseaux de Hopfield

Il s'agit d'un réseau constitué de neurones à deux états (-1 et 1, ou 0 et 1), dont la loi d'apprentissage est la règle de Hebb (1949), qui veut qu'une synapse améliore son activité si et seulement si l'activité de ses deux neurones est corrélée (c'est-à-dire que le poids d'une connexion entre deux neurones augmente quand les deux neurones sont activés au même temps) [37].

4.6. Le perceptron multicouche

Les réseaux multicouches sont actuellement les plus employés. Plusieurs couches de traitement leur permettent de réaliser des associations non linéaires entre l'entrée et la sortie.

Le perceptron à niveaux multiples (perceptron multi couche 'PMC' ou 'MLP' en anglais) est une extension du perceptron qui a une ou plusieurs sous-couches cachées entre ses couches d'entrée et de sortie. A cause de sa structure étendue, un perceptron à niveaux multiples est capable de résoudre toute opération logique incluant le problème XOR. La méthode d'apprentissage est supervisée. L'algorithme d'apprentissage est la règle d'apprentissage delta (Δ) qui affecte le changement des poids en multipliant l'entrée d'un

neurone par la différence entre la sortie réelle et la sortie désirée et le taux d'apprentissage du réseau [33].

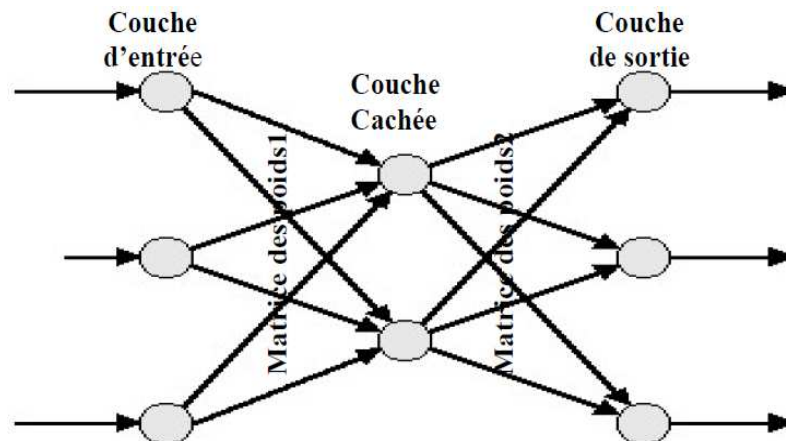


Figure III.10 : Architecture du perceptron Multicouche

Le perceptron a les caractéristiques suivantes :

- Le perceptron multicouche est une suite de couches contenant chacune des neurones formels.
- Les entrées de la couche n sont les sorties de la couche $n-1$.
- Les neurones de la première couche sont reliés à l'extérieur et reçoivent tous la même entrée (vectorielle).
- La sortie du perceptron multicouches est un vecteur constitué des sorties des neurones de la dernière couche.

4.6.1. Apprentissage du perceptron multicouche

De la même manière que le perceptron monocouche, le perceptron multicouche est lui aussi capable d'apprentissage. En effet, il existe également un algorithme permettant de corriger les poids vis à vis d'un ensemble d'exemples donnés. Cet algorithme est appelé

a. Algorithme de rétropropagation du gradient

Cet algorithme utilise la même règle de modification des poids ("delta rule") que l'algorithme de Widrow-Hoff. L'algorithme va être donné dans sa version la plus générale, c'est à dire avec plusieurs couches cachées. On notera g la fonction d'activation. Une démonstration de l'efficacité de cet algorithme exige de la fonction d'activation qu'elle soit indéfiniment dérivable. On notera S_i la sortie du neurone i de la couche de sortie et y_i la sortie attendue pour ce même neurone. Enfin, pour des neurones d'une couche cachée, on notera o_i la sortie calculée du neurone.

```

Learn(Rétine X[],Sortie Attendue A[])
{
    //Calcul de la sortie
    S=Out(X);
    //Calcul des erreurs Dab (a étant la couche et b le neurone) par rétropropagation
    Pour tout Neurone i de la dernière couche j faire
        Dji=Si*(1-Si)*(A[i]-Si);
    Fin Pour
    Pour chaque couche i de l'avant dernière couche à la première faire
        //Si = Sortie de la couche i
        Pour chaque neurone j de la couche i faire
            Dij=0;
            //Sij=Sortie du neurone j de la couche i
            Pour chaque neurone k de la couche l=i+1 faire
                //Wlkj = Poids du neurone k associé à l'entrée en provenance du neurone j
                Dij+=Dlk*Wlkj;
            Fin Pour
            Dij*=Sij*(1-Sij);
            Fin Pour
            Fin Pour
        //Mise à jour des poids
        Pour tout poids Wijk (poids du neurone j de la couche i associé à l'entrée provenant du
            neurone k de la
            couche i-1) faire
                //Sk = Sortie du neurone k
                Wijk+=Dij*Sk
            Fin Pour
    }
}

```

La variable "di" apparaît deux fois dans le code. Il s'agit de deux variables différentes, car en fait on suppose que les neurones sont numérotés de sorte que l'on puisse associer à un identifiant un neurone et réciproquement. Par conséquent, le 'i' de "di" identifie un neurone et ainsi on peut effectuer la dernière boucle de manière uniforme sans différencier pour la couche de sortie et les couches cachées [33], [38].

Voici quelques remarques sur cet algorithme

- L'algorithme de rétropropagation du gradient est une extension de l'algorithme de Widrow-Hoff. En effet, dans les deux cas, les poids sont mis à jour à chaque présentation d'exemple et donc on tend à minimiser l'erreur calculée pour chaque exemple et pas l'erreur globale.
- La méthode donne de bons résultats pratiques. Dans la plupart des cas, on rencontre peu de problèmes dus aux minima locaux, mais il y en a. Toutefois, il est moins performant que d'autres algorithmes de propagation d'erreur : il tend moins rapidement vers des poids plus ou moins optimaux.

- Il n'y a pas de condition d'arrêt pour le REPETER. C'est à vous de fixer le critère. On peut par exemple répéter cela jusqu'à ce que l'erreur sur chaque exemple descende en dessous d'un certain nombre.
- Le choix de l'architecture initiale du réseau reste un problème difficile. Ce choix peut être fait par l'expérience. Des méthodes dites "auto-constructives" existent : il s'agit d'ajouter des neurones au cours de l'apprentissage pour que l'apprentissage se fasse bien.

4.6.2. Considérations pratiques pour le choix du RNA

Avant de procéder à l'apprentissage d'un réseau de neurones artificiels, un certain nombre de paramètres doivent être fixés (dimensionnement du réseau, pas d'apprentissage..., etc.), au risque d'engendrer et de compromettre le processus d'entraînement dans le cas d'un mauvais choix [39].

- Choix et dimensionnement d'un réseau

D'une manière générale, il n'existe pas de méthodes systématiques pour la détermination du nombre de couches dans le réseau ou le nombre de neurones par couche. Néanmoins, il existe dans ce sens des règles pratiques tirées à partir de l'expérience, parmi lesquelles nous pouvons citer:

- **Règle 1** : le nombre de neurones par couche doit être d'autant plus élevé que la relation entre les données en entrée et les sorties désirées est complexe.
- **Règle 2** : pour les réseaux à une seule couche cachée, le nombre de neurones dans cette couche doit être égal de 3 à 13
- **Règle 3** : le nombre de couches cachées doit être égal au nombre de relations qui existent entre les neurones de la couche d'entrée et ceux de la couche de sortie.

4.6.3. Evaluation

Il y a par rapport au perceptron monocouche une étape supplémentaire lors de l'évaluation de la sortie du réseau de neurone. On obtient ainsi une matrice des poids pour passer des informations à la couche cachée, et une autre matrice de poids pour passer de la couche cachée à la couche de sortie. Ensuite, cela revient au même que pour le réseau monocouche.

5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons parlé sur la réduction de dimension des données et leur objectif ainsi que les méthodes exploitées dans ce contexte ; on a insisté sur la méthode d'analyse en composantes principales qui est choisie dans notre approche. L'ACP est une méthode de traitement statistique de données dont le but est de représenter et d'expliquer les liaisons statistiques entre les phénomènes. Elle permet d'identifier des variables sous-jacentes, ou facteurs qui expliquent les corrélations à l'intérieur d'un ensemble de variables observées.

Nous avons rappelé les concepts les plus importants pour comprendre l'intérêt des réseaux de neurones comme outil de régression. Ces outils permettent de calculer des fonctions, adaptables à un ensemble d'exemples par le biais d'algorithmes d'optimisation utilisant la technique de la rétro-propagation.

Parmi les différents types de modèle de comportement possibles, le modèle à base de réseaux de neurones possède l'avantage de pouvoir intrinsèquement décrire des relations non-linéaires entre les variables d'entrées qui à obtenu par l'ACP et celles de sorties d'un système.

Chapitre VI : application et simulation

1. Introduction

Dans ce chapitre, on présente les procédures expérimentales réalisées dans le cadre de cette étude. On cherche à élaborer le capteur de force logiciel, après de prélevées plusieurs point sur le matériau [2], formant ainsi base de données réelle, sont affiner en utilisant la technique d'analyse en composantes principales (ACP), et à adapter au niveau de réseau de neurones artificielles (RNA) ayant pour sortie une estimation de la force appliquée sur le matériau.

2. Position du problème

Dans le domaine du contrôle technique de la construction, le contrôle destructif des matériaux par les grandes machines mécaniques de compression a besoin souvent de beaucoup d'énergie et d'efforts pour finaliser une tâche de vérification ou de test. En outre, il ya perte de temps causée par des problèmes techniques de déplacement, de transport d'éprouvettes au laboratoire et d'évacuation de déchets. Toutefois, les méthodes de contrôle non destructif basées sur les techniques de l'intelligence artificielle (IA) ont beaucoup d'intérêt en tant qu'outil de base pour l'aide à la décision, capables de caractériser l'état des matériaux.

Notre problème se pose de la manière suivante :

Une base de données élaborée à base de mesures d'ultrasons sur éprouvettes en béton (MASTER 2011) est utilisée dans le but de déduire la contrainte qui aurait pu être appliquée en utilisant une machine mécanique de compression [2]. Ce qui a été réalisé dans ce cadre, une étude en simulation sur cette base de données qui a permis le test de plusieurs modèles de mesures choisis de manière aléatoire. Les résultats obtenus ont été plus ou moins significatifs.

L'objectif qu'on veut atteindre dans le cadre de notre travail cette fois-ci, revient en quelques sorte à concevoir en partie un capteur logiciel justifiant en sortie d'une mesure de la contrainte uniquement à base de mesures ultrasonores effectives et indépendantes et ce dans le but d'obtenir une valeur de la contrainte la mieux estimée possible. Le but final comme on l'a toujours souligné, est d'arriver à utiliser une technique logicielle de contrôle afin d'éviter tous les obstacles et inconvénients ayant trait à la technique classique (technique mécanique).

3. La base de données réelle

À partir de prend les différents mesures d'auscultations ultrasoniques d'un on remplié le tableau ce dessous par ces mesures, et quand terminer passé a écrasé cette éprouvette dans la

machine d'écrasement. [2]

		1	2		99	100	
mode d'auscultations	Transparence μs						<i>c-c</i>
							<i>d₁-g₁</i>
							<i>d₂-g₂</i>
							<i>d₃-g₃</i>
	Rayonnement μs						<i>c-d₁</i>
							<i>c-d₃</i>
							<i>c-g₁</i>
							<i>c-g₃</i>
	Surface μs						<i>a₁-a₃</i>
							<i>g₁-g₃</i>
							<i>f₁-f₃</i>
							<i>d₁-d₃</i>
Force (kN)							

Table IV.1 : Table montre les différentes auscultations et leurs points sur l'éprouvette

c : le centre de cylindre
f : les points de fessade
a : les points d'arrière
d : les points de droite
g : les points de gauche

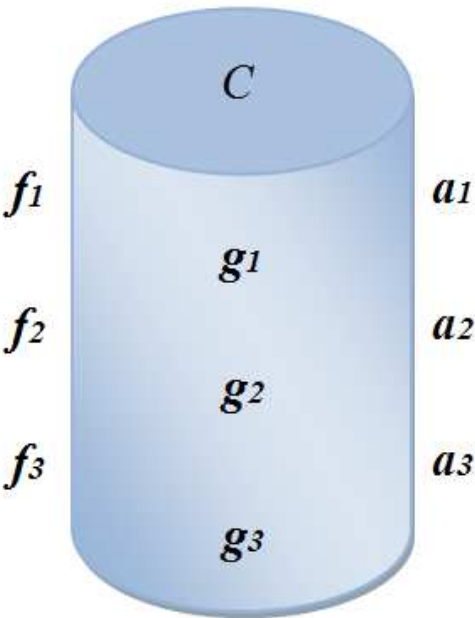


Figure IV.1 : les différents points de mesure sur l'éprouvette.

4. Réduction de dimensions par l'ACP

Une analyse en composante principale se décompose selon les étapes suivantes :

- **Etape 1** : calcul de la matrice des corrélations entre les variables.

Cette matrice fournit les premiers éléments de description des associations existant entre les variables. L'ACP permettra d'obtenir une synthèse de ces liaisons.

- **Etape 2** : calcul des valeurs propres associées à la matrice des corrélations

Les valeurs propres (ou inertie liée à un facteur) sont les variances des coordonnées de points individus sur l'axe correspondant. Ce sont donc des indices de dispersion du nuage des individus dans la direction définie par l'axe. Il est souvent intéressant de regarder la décroissance des valeurs propres. En effet, si les données sont peu structurées, le nuage a une forme « régulière » qui s'observe par une décroissance régulière des valeurs propres. Dans ces conditions, l'analyse factorielle ne fournira pas de résultat intéressant.

- **Etape 3** : calcul des vecteurs propres associés

Ces vecteurs propres représentent les axes factoriels du nouvel espace, combinaison linéaire des variables initiales. On procède alors axe par axe à partir des vecteurs propres associées aux plus grande valeurs propres, pour définir les composantes principales. L'examen du plan factoriel permet de visualiser les corrélations entre les variables et d'identifier des groupes d'individus ayant pris les mêmes valeurs pour les même variables.

4.1. Algorithme de l'ACP

- Calcul de $\bar{M}$.
- $A = \text{cov } \bar{M}'$.
- Calcul des valeurs et vecteurs propres.
- Calcul de « l »-le nombre de composantes à garder.
- Calcul de la matrice caractéristique = $[\text{eig}_1, \text{eig}_2, \dots, \text{eig}_l]$.
- Les données réduites = $(\text{la matrice caractéristique})' * \bar{M}'$.
- $(\text{Les données originales} - \text{la moyenne})' = (\text{la matrice caractéristique})^{-1} * \text{les données réduites}$

- $(\text{Les données originales})' = (\text{la matrice caractéristique})^T * \text{les données réduites} + \text{la moyenne}$.

5. Détermination les composantes principales

Premièrement on à faire une réduction de dimension de la base de données réelle qui déjà élaborée [2], donc on à acquérir une nouvelle base de donner de dimension réduire. On à déterminée le coefficient de corrélation entre la nouvelle base de données réduit de l'ACP et la base de données réelle, et la figure résumée l'opération :

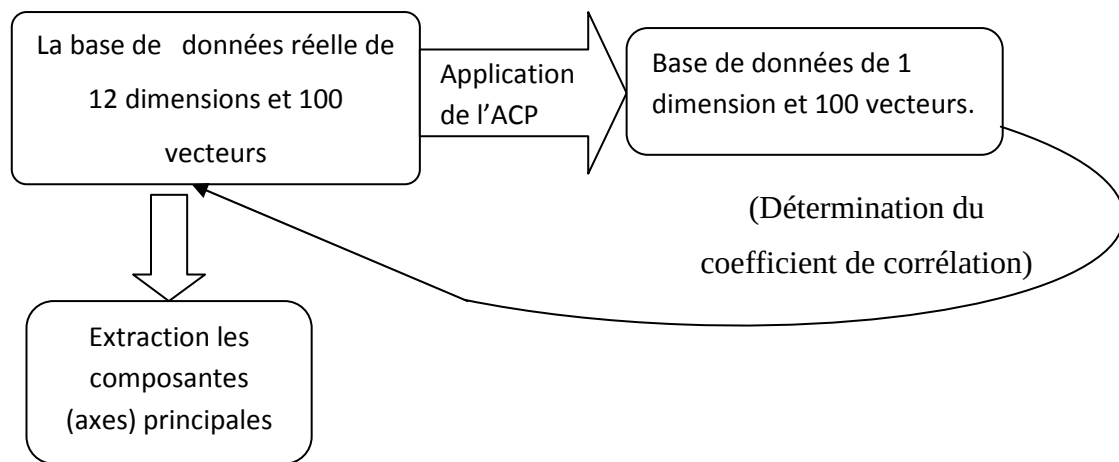


Figure IV.2 : présente les étapes pour extrait les composantes principales.

5.1. Table de corrélation

Nous avons vue la table de corrélation entre la base de données réelle et la nouvelle espace de l'ACP

	Les points de mesure											
	$c - c$	$d_1 - g_1$	$d_2 - g_2$	$d_3 - g_3$	$c - d_1$	$c - d_3$	$c - g_1$	$c - g_3$	$a_1 - a_3$	$g_1 - g_3$	$f_1 - f_3$	$d_1 - d_3$
1												
2												
⋮												
100												
$R^2(V_{ACP})$	0,401	0,461	0,514	0,521	0,23	0,731	0,172	0,728	0,753	0,591	0,781	0,704

Table IV.2 : Table des coefficients de corrélation entre la base réductionnel par l'ACP et la base de données réelle.

Donc les composants principales il est correspondre les modes de mesure (auscultation) suivantes :

- f_1-f_3
- a_1-a_3
- $c - d_3$
- $c - g_3$

Ces modes d'auscultations est ordonné celons leurs corrélation avec la base de données réelle.

Donc on a prend différentes auscultations pour l'entrée de RNA suivantes :

f_1-f_3 : auscultation par surface (indirect), 1 valeur d'entrée ;

a_1-a_3 : auscultation par surface (indirect), 1 valeur d'entrée ;

$c - d_3$: auscultation en rayonnement (mode semi-direct), 1 valeur d'entrée ;

$c - g_3$: auscultation en rayonnement (mode semi-direct), 1 valeur d'entrée ;

f_1-f_3 et a_1-a_3 , 2 valeurs d'entrées ;

$c - d_3$ et $c - g_3$, 2 valeurs d'entrées ;

f_1-f_3 et $c - d_3$, 2 valeurs d'entrées ;

a_1-a_3 et $c - g_3$, 2 valeurs d'entrées ;

f_1-f_3 et a_1-a_3 et $c - d_3$ et $c - g_3$, 4 valeurs d'entrées.

6. La base de données

L'information la plus importante pour un système basé sur l'apprentissage, est la base d'entraînement ou d'apprentissage. Dans cette base de données, chaque exemple (vecteur descripteur) doit avoir sa classe d'appartenance. Pour cette application, l'algorithme d'apprentissage reçoit des exemples relatifs aux différents états résistances.

Dans notre application on partager la base de données un partie de 75 vecteurs pour l'apprentissage et 25 vecteurs pour le test.

7. Réseaux de neurones artificiels (RNAs)

Les réseaux de neurones artificiels (RNAs), sont des outils de l'intelligence artificielle, capables d'effectuer des opérations de classification. Leur principal avantage par rapport aux autres outils est leur capacité d'apprentissage et de généralisation. Ils peuvent également être implémentés en circuits électroniques, offrant ainsi la possibilité d'un traitement temps réel.

Le processus d'apprentissage est donc une phase très importante pour la réussite d'une telle opération. Une des qualités de ce type de techniques, est leur adéquation pour la mise au point de systèmes de surveillance modernes, capables de s'adapter à d'éventuelles extensions et reconfigurations multiples.

8. Mise en oeuvre de l'algorithme RNA

Un réseau de neurones artificiels définit une famille de fonctions. L'apprentissage consiste à déterminer la solution du problème posé par cette famille, ces fonctions pourraient avoir des capacités limitées. Le principe de l'apprentissage est l'optimisation d'une fonction de coût qui représente le but d'apprentissage. Les méthodes numériques utilisées sont le plus souvent des méthodes approchées basées sur des techniques de gradient (parce qu'on ne sait pas résoudre analytiquement un système d'équations non linéaires).

8.1 Apprentissage

Nous avons posé précédemment le problème de l'apprentissage par réseau de neurones artificiels comme un problème d'optimisation d'une fonction de coût. L'algorithme de rétropropagation de l'erreur est parmi le plus utilisé dans le cas d'un problème de classification supervisée.

La structure générale du programme d'apprentissage de l'algorithme de rétropropagation de l'erreur suit les étapes suivantes :

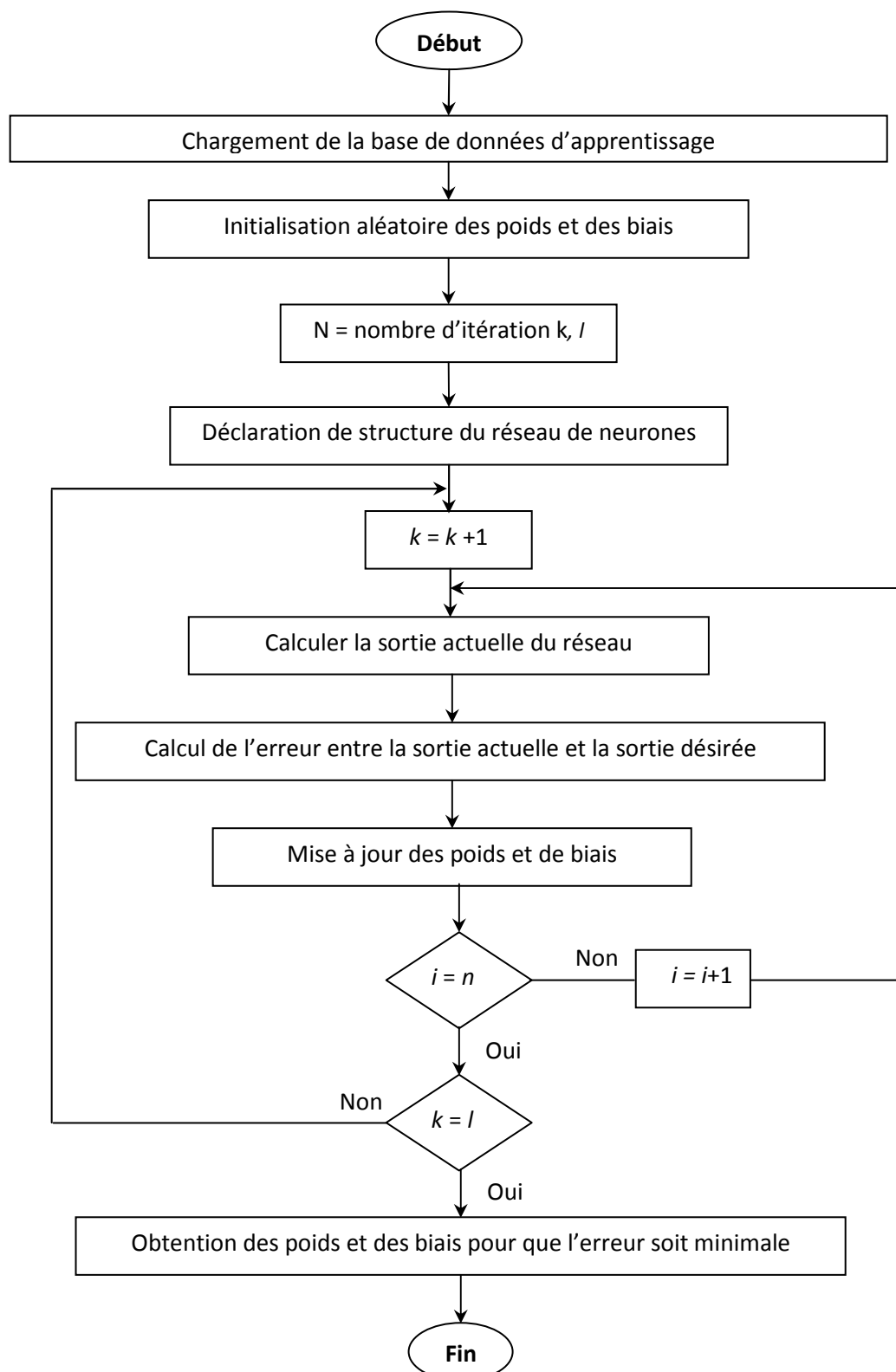


Figure IV.3: Structure générale du programme d'apprentissage par réseau de neurones.

8.2. Généralisation

La validation de l'algorithme de généralisation s'appuie sur la programmation de la première étape de l'apprentissage qui est la propagation des vecteurs de test comme une entrée au réseau adopté. En fixant la structure du réseau et leurs paramètres (poids, biais, fonction d'activation, nombre de couches cachées, le nombre de neurones correspondant), une fois son apprentissage est achevé. Et puis en testant le réseau sur des données qui n'ont pas servi à l'apprentissage.

La structure générale du programme de généralisation (test) suit les étapes suivantes :

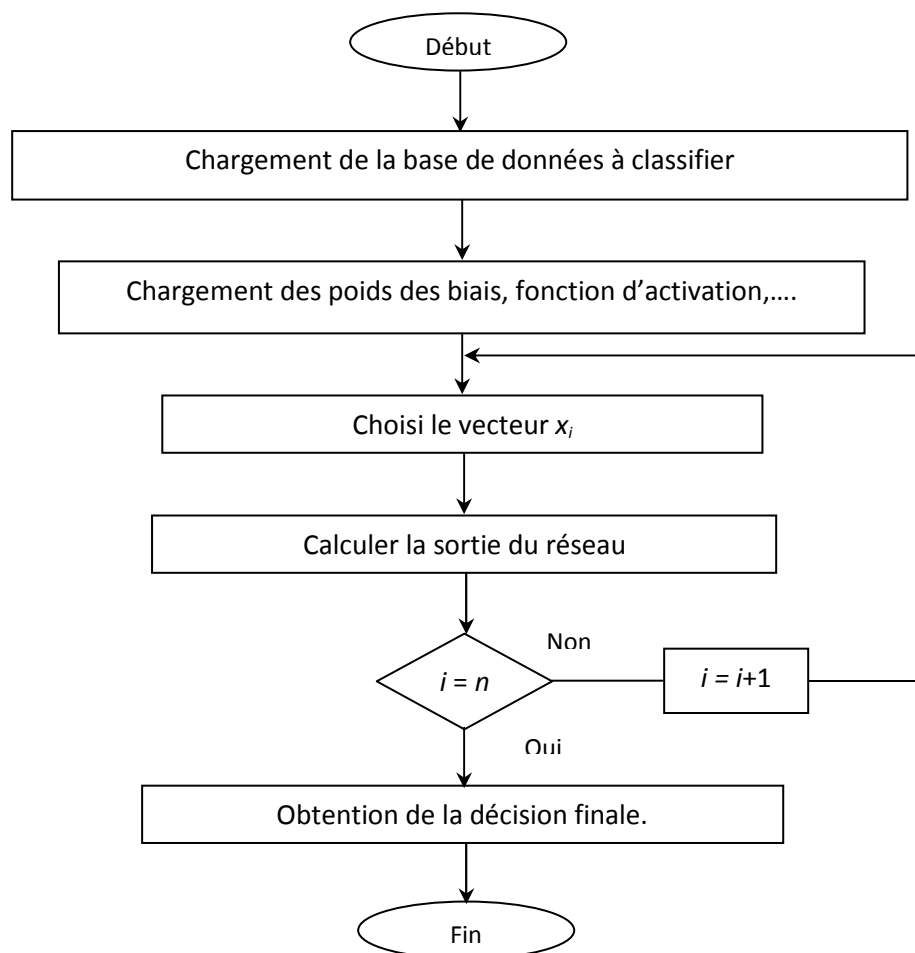


Figure IV.4: Structure générale du programme de généralisation par réseau de neurones

Dans la phase d'apprentissage par les RNAs, on découple la recherche de l'architecture de la détermination de ses paramètres ; il faut chercher les paramètres de plusieurs structures

afin de choisir celle qui garantit le meilleur pouvoir de généralisation. Ceci implique la partition de la base de données en une base d'apprentissage et une base de test.

9. Simulation

L'apprentissage est le processus d'ajustement des poids pour une classification optimale. Le nombre de neurones d'entrées est varia. Pour déterminer le nombre de couches cachées et le nombre de neurones correspondant à chacune d'entre elles, on a augmenté progressivement le nombre de couches et le nombre de neurones correspondants jusqu'à atteindre la précision voulue. Nous avons utilisés pour cette phase une seule base des données réelles de 100 vecteurs de dimension 12 [2], constituée de données relatives aux différents états qualitatifs du temps de passage à travers les éprouvettes suivant les calculs recommandées.

L'algorithme d'apprentissage le plus couramment utilisé est celui de la rétropropagation de l'erreur. Le réseau de neurones choisi dans notre cas possède les caractéristiques suivantes:

- Couches d'entrées : 1, 2 et 4 neurones ;
- Couche de sortie : un neurone ;
- La fonction d'activation : tangente hyperbolique.

La mise en œuvre de cette méthode est réalisée sous environnement MATLAB suivant les étapes indiquées auparavant.

9.1. Résultats d'apprentissage et de généralisation

Plusieurs réseaux sont testés et validés en utilisant l'algorithme d'apprentissage le plus connus (Levenberg-Marquardt, LM). Les résultats de l'apprentissage dans la base de données réelle et leurs résultats en généralisation sont présentés.

On note la base de données par la notation (apprentissage, test) et nous utilisons (75,25) les résultats d'apprentissage et de test le suivants :

a- Réseau RNA de calcul pour les différents modes d'auscultation à 1 entrée

Base de données (75,25)

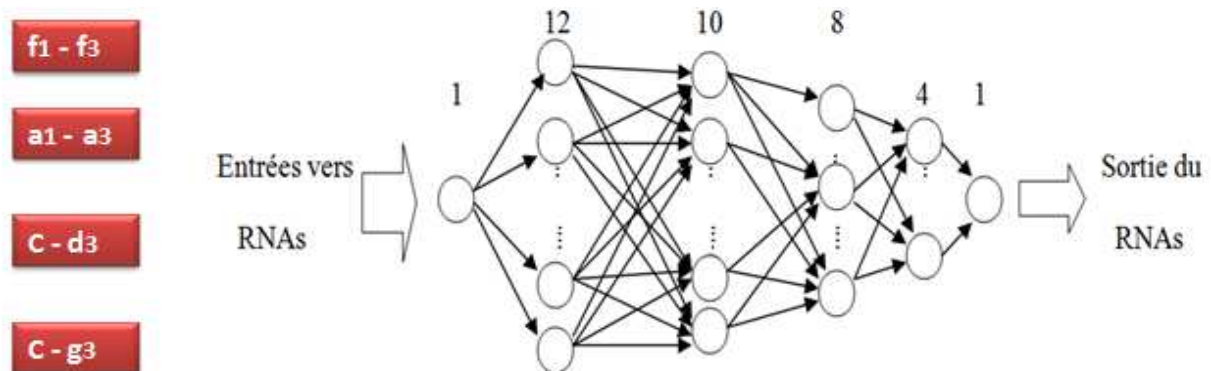


Figure IV.5: Réseaux à une entrée et trois couches cachées.

➤ Le mode f_1-f_3

Résultats statistiques (RNA) pour la base de données (75,25)

Apprentissage						Généralisation					
	Valeur moyenne	Déviatoin standard	Min	Max	R^2		Valeur moyenne	Déviatoin standard	Min	Max	R^2
Mesurer	0,343	0,129	0,160	0,650	0,81		0,337	0,131	0,160	0,640	0,38
RNA	0,343	0,117	0,159	0,640			0,346	0,152	0,005	0,640	

Performances

Apprentissage				Généralisation			
	MSE	RMSE	EAM		MSE	RMSE	EAM
RNA	0.0032	0.0565	0.0326		0.0158	0.1258	0.0670

Evolution de l'erreur relative de généralisation (Taux de reconnaissance)

err_rel(k) <	0.05	err_rel(i) <	0.25
Taux_appr	58.67%	Taux_régression	76%

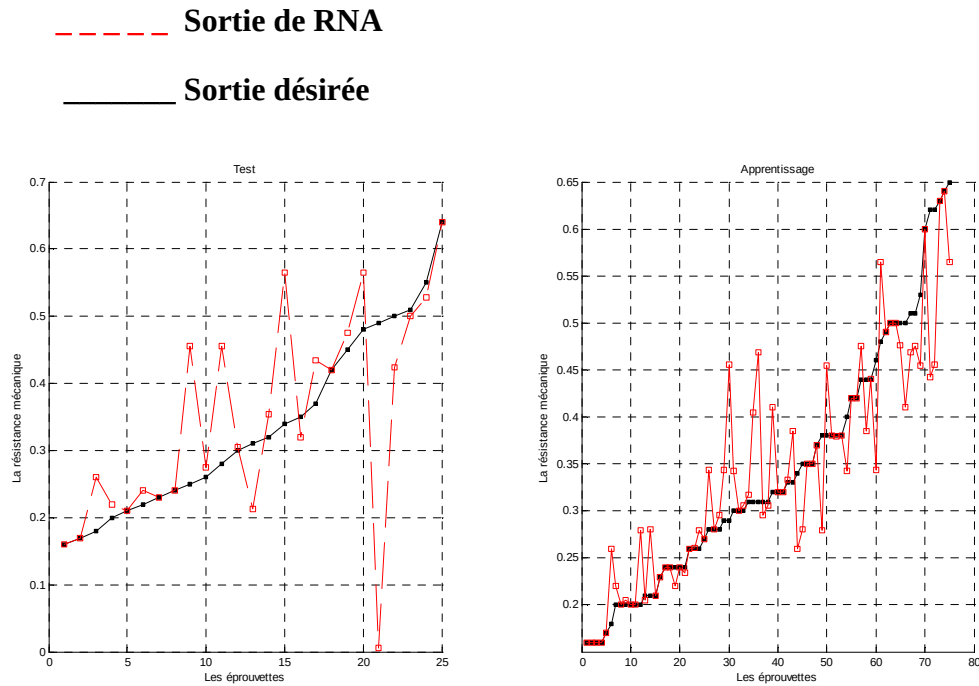


Figure IV.6 : la sortie de RNA et la sortie désirée pour la Base de données de (75,25)

➤ Le mode a_1-a_3

Résultats statistiques (RNA) pour la base de données (75,25)

Apprentissage						Généralisation					
	Valeur moyenne	Déviaton standard	Min	Max	R^2		Valeur moyenne	Déviaton standard	Min	Max	R^2
Mesurer	0,343	0,129	0,160	0,650	0,83		0,337	0,131	0,16	0,64	0,51
RNA	0,343	0,118	0,159	0,649			0,316	0,110	0,159	0,53	

Performances

Apprentissage				Généralisation			
	MSE	RMSE	EAM		MSE	RMSE	EAM
RNA	0.0028	0.0527	0.0228		0.0090	0.0949	0.0592

Evolution de l'erreur relative de généralisation (Taux de reconnaissance)

err_rel(k) <	0.05	err_rel(i) <	0.25
Taux_appr	77.33%	Taux_régression	72%

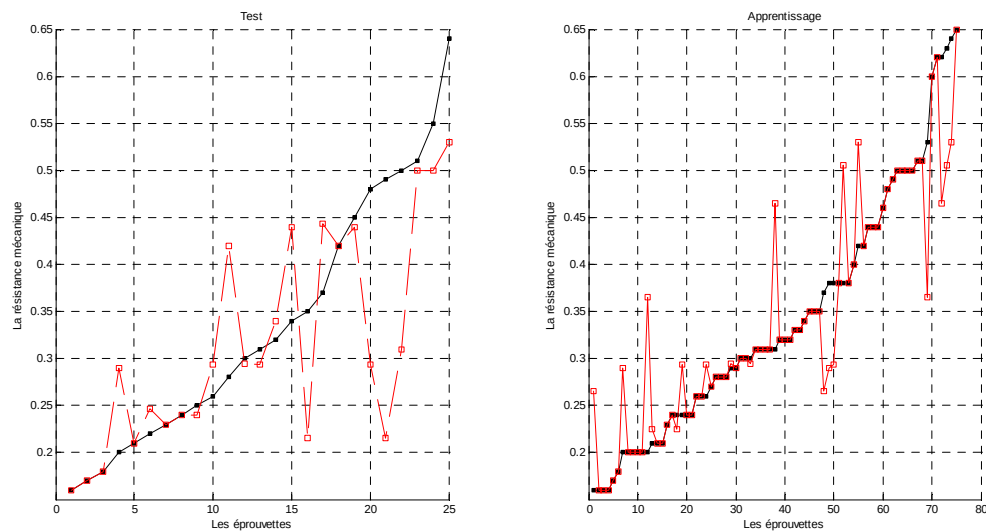


Figure IV.7 : la sortie de RNA et la sortie désirer pour la Base de données de (75,25)

➤ Le mode $c - d_3$

Résultats statistiques (RNA) pour la base de données (75,25)

Apprentissage						Généralisation					
	Valeur moyenne	Déviaton standard	Min	Max	R^2		Valeur moyenne	Déviaton standard	Min	Max	R^2
Mesurer	0,343	0,129	0,160	0,650	0,726		0,337	0,131	0,160	0,640	0,78
RNA	0,343	0,110	0,159	0,649			0,322	0,138	0,159	0,672	

Performances

Apprentissage				Généralisation			
	MSE	RMSE	EAM		MSE	RMSE	EAM
RNA	0.0046	0.0680	0.0381		0.0043	0.0659	0.0450

Evolution de l'erreur relative de généralisation (Taux de reconnaissance)

err_rel(k) <	0.05	err_rel(i) <	0.25
Taux_appr	64%	Taux_régression	80%

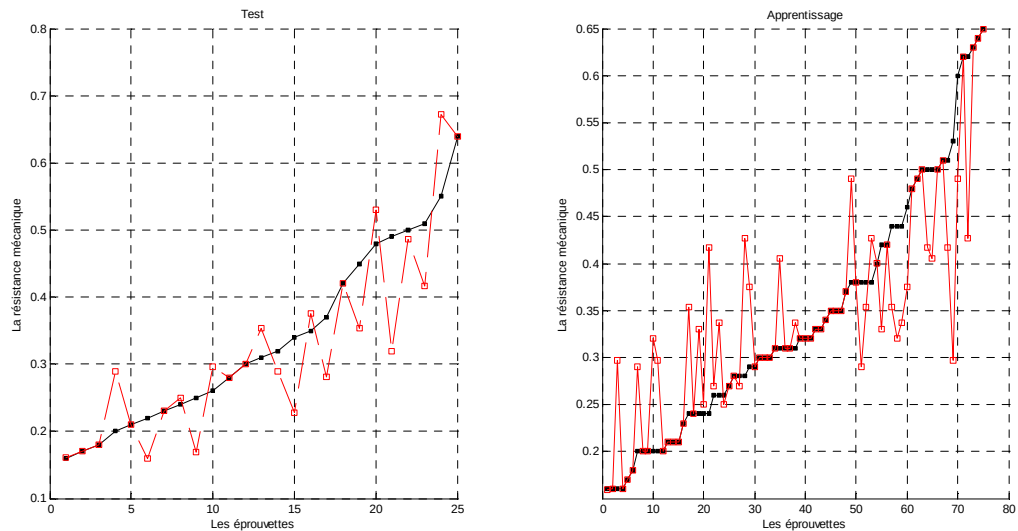


Figure IV.8 : la sortie de RNA et la sortie désirer pour la Base de données de (75,25)

➤ Le mode $c - g_3$

Résultats statistiques (RNA) pour la base de données (75,25)

Apprentissage						Généralisation					
	Valeur moyenne	Déviat ion standard	Min	Max	R^2		Valeur moyenne	Déviat ion standard	Min	Max	R^2
Mesurer	0,343	0,129	0,16	0,65	0,80		0,337	0,131	0,16	0,64	0,32
RNA	0,343	0,116	0,159	0,65			0,282	0,142	0,009	0,64	

Performances

Apprentissage				Généralisation			
	MSE	RMSE	EAM		MSE	RMSE	EAM
RNA	0.0033	0.0570	0.0295		0.0191	0.1381	0.0925

Evolution de l'erreur relative de généralisation (Taux de reconnaissance)

err_rel(k) <	0.05	err_rel(i) <	0.25
Taux_appr	61.33%	Taux_régression	56%

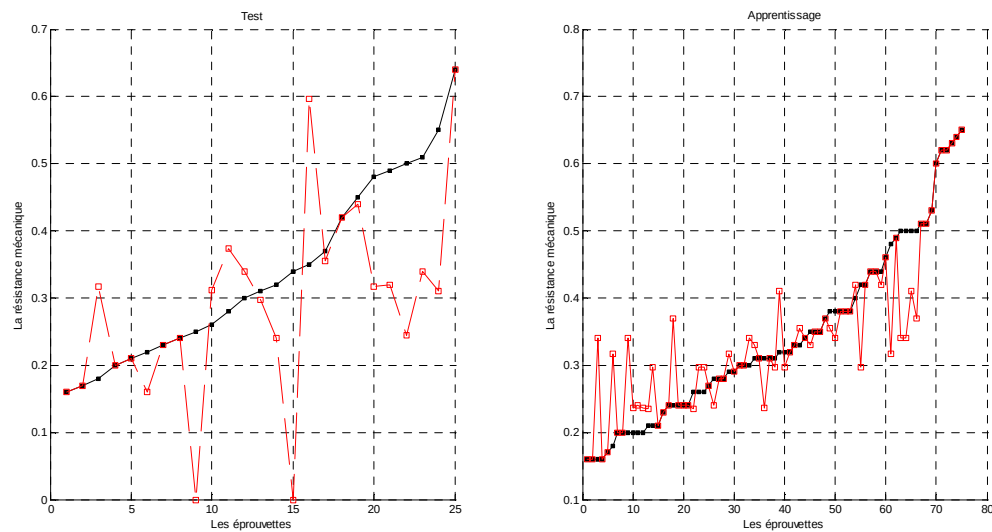


Figure IV.9 : la sortie de RNA et la sortie désirer pour la Base de données de (75,25)

b- Réseau RNA de calcul pour les différents modes d'auscultation à 2 entrées

Base de données (75,25)

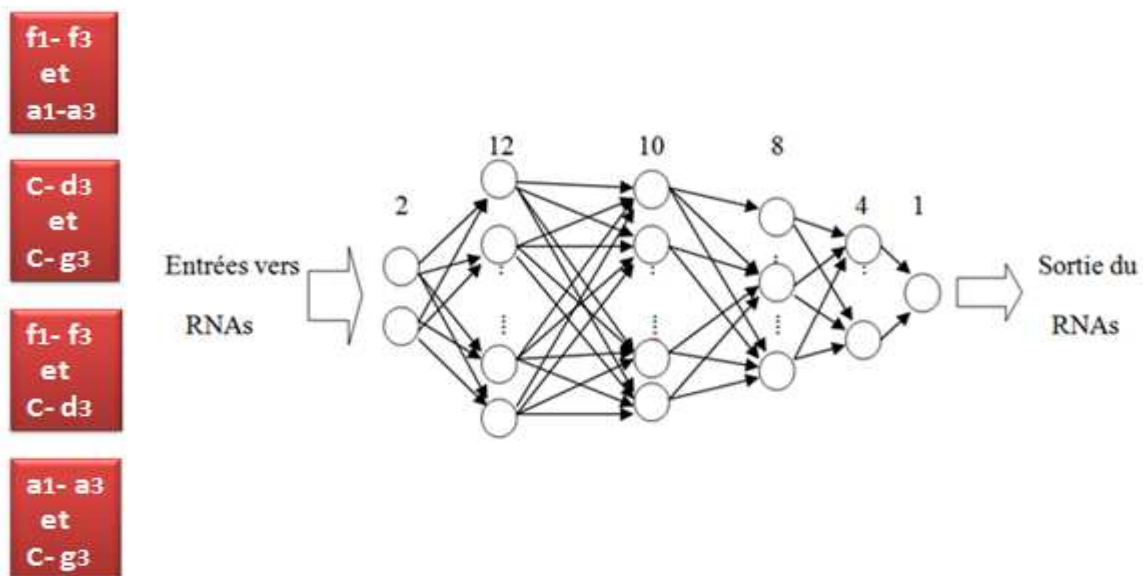


Figure IV.10: Réseaux à deux entrées et quatre couches cachées.

➤ Le mode f_1-f_3 et a_1-a_3

Résultats statistiques (RNA) pour la base de données (75,25)

Apprentissage						Généralisation					
	Valeur moyenne	Déviati on standard	Min	Max	R^2		Valeur moyenne	Déviati on standard	Min	Max	R^2
Mesurer	0,343	0,129	0,16	0,65	1		0,337	0,131	0,16	0,64	0,36
RNA	0,343	0,129	0,16	0,65			0,353	0,224	0,118	0,980	

Performances

Apprentissage				Généralisation			
	MSE	RMSE	EAM		MSE	RMSE	EAM
RNA	4.766e-015	6.904e-008	3.86e-008		0.0325	0.1803	0.0950

Evolution de l'erreur relative de généralisation (Taux de reconnaissance)

err_rel(k) <	0.05	err_rel(i) <	0.25
Taux_appr	100%	Taux_régression	72%

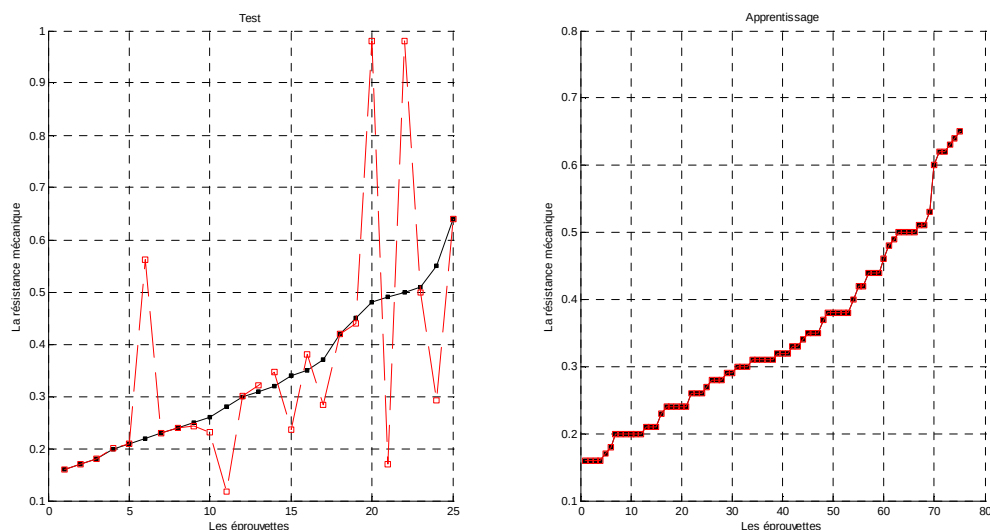


Figure IV.11 : la sortie de RNA et la sortie désirer pour la Base de données de (75,25)

➤ Le mode $c - d_3$ et $c - g_3$

Résultats statistiques (RNA) pour la base de données (75,25)

Apprentissage						Généralisation					
	Valeur moyenne	Déviat standard	Min	Max	R^2		Valeur moyenne	Déviat standard	Min	Max	R^2
Mesurer	0,343	0,129	0,16	0,65	1		0,337	0,131	0,16	0,64	0,25
RNA	0,343	0,129	0,16	0,65			0,295	0,228	3,84e-16	0,96	

Performances

Apprentissage				Généralisation			
	MSE	RMSE	EAM		MSE	RMSE	EAM
RNA	5,14e-23	7,17e-12	2.10e-012		0,0407	0,2018	0,1149

Evolution de l'erreur relative de généralisation (Taux de reconnaissance)

err_rel(k) <	0.05	err_rel(i) <	0.25
Taux_appr	100 %	Taux_régression	64 %

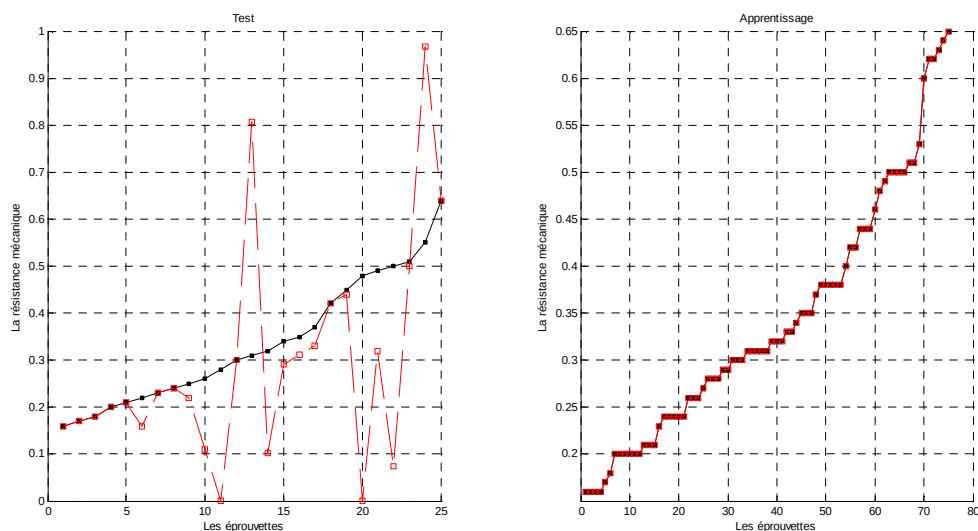


Figure IV.12 : la sortie de RNA et la sortie désirer pour la Base de données de (75,25)

➤ Le mode f_1-f_3 et $c-d_3$

Résultats statistiques (RNA) pour la base de données (75,25)

Apprentissage						Généralisation					
	Valeur moyenne	Déviatoin standard	Min	Max	R^2		Valeur moyenne	Déviatoin standard	Min	Max	R^2
Mesurer	0,343	0,129	0,16	0,65	0,988		0,337	0,131	0,16	0,64	0,539
RNA	0,343	0,129	0,159	0,649			0,317	0,134	0,10	0,64	

Performances

Apprentissage				Généralisation			
	MSE	RMSE	EAM		MSE	RMSE	EAM
RNA	1.9e-004	0.0139	0.0023		0.0098	0.0988	0.0472

Evolution de l'erreur relative de généralisation (Taux de reconnaissance)

err_rel(k) <	0.05	err_rel(i) <	0.25
Taux_appr	97.33 %	Taux_régression	80 %

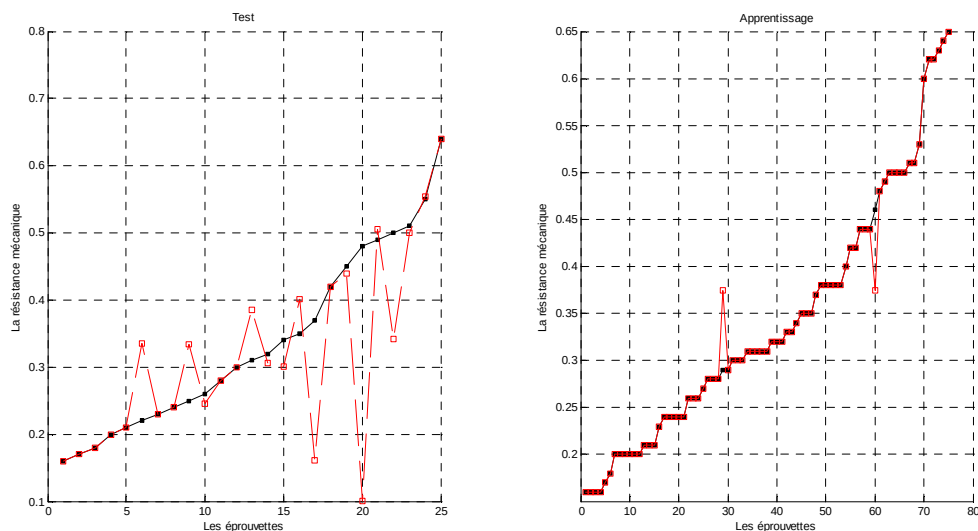


Figure IV.13 : la sortie de RNA et la sortie désirer pour la Base de données de (75,25)

➤ Le mode a_1 - a_3 et c - g_3

Résultats statistiques (RNA) pour la base de données (75,25)

Apprentissage						Généralisation				
Mesurer	Valeur moyenne	Déviat standard	Min	Max	R^2	Valeur moyenne	Déviat standard	Min	Max	R^2
RNA	0,343	0,129	0,16	0,65	1	0,337	0,131	0,16	0,64	0,30
	0,343	0,129	0,16	0,65		0,377	0,213	0,001	0,997	

Performances

Apprentissage				Généralisation		
RNA	MSE	RMSE	EAM	MSE	RMSE	EAM
	1,30e-19	3,61e-10	2,01e-10	0,0336	0,1833	0,0964

Evolution de l'erreur relative de généralisation (Taux de reconnaissance)

err_rel(k) <	0.05	err_rel(i) <	0.25
Taux_appr	100 %	Taux_régression	72 %

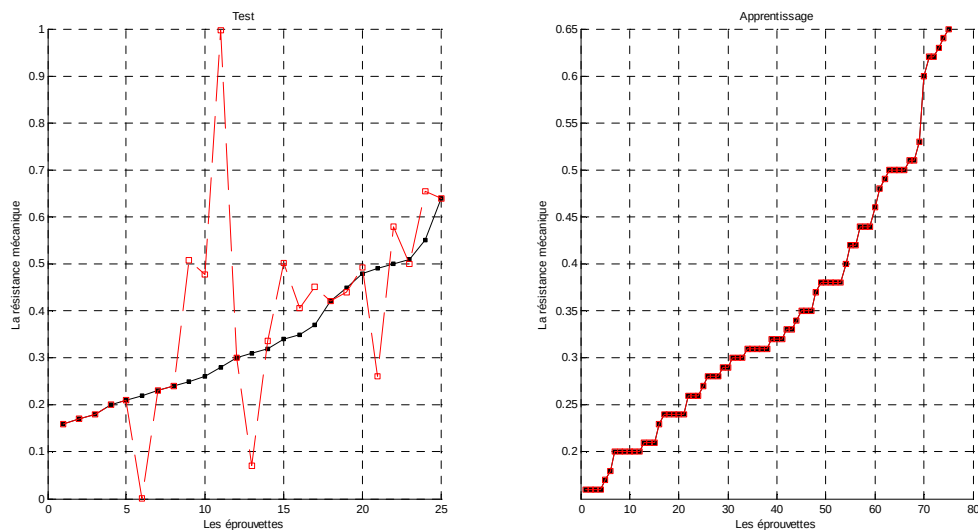


Figure IV.14 : la sortie de RNA et la sortie désirer pour la Base de données de (75,25)

c- Réseau RNA de calcul pour les différents modes d'auscultation à 4 entrées

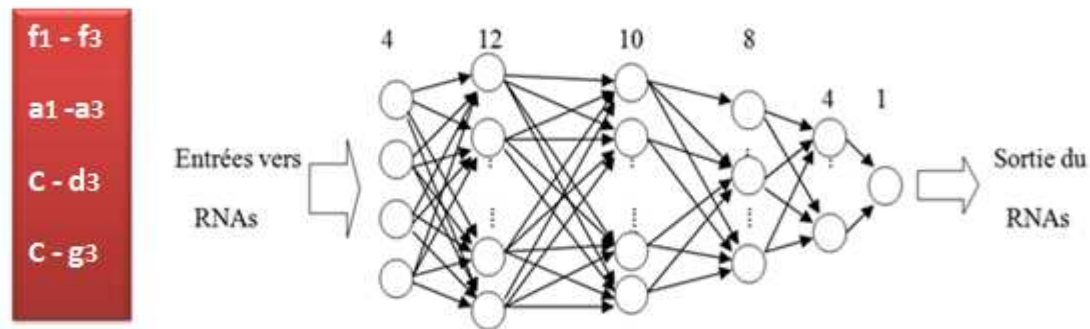


Figure IV.15: Réseaux à quatre entrées et quatre couches cachées.

➤ Le mode f_1-f_3 et a_1-a_3 et $c-d_3$ et $c-g_3$

Résultats statistiques (RNA) pour la base de données (75,25)

Apprentissage						Généralisation					
	Valeur moyenne	Déviation standard	Min	Max	R^2		Valeur moyenne	Déviation standard	Min	Max	R^2
Mesurer	0,343	0,129	0,16	0,65	1		0,337	0,131	0,16	0,3372	0,476
RNA	0,343	0,129	0,16	0,65			0,305	0,169	0,005	0,305	

Performances

Apprentissage				Généralisation			
	MSE	RMSE	EAM		MSE	RMSE	EAM
RNA	1.93e-021	4.40e-011	1.71e-011		0.0162	0.1274	0.0676

Evolution de l'erreur relative de généralisation (Taux de reconnaissance)

err_rel(k) <	0.05	err_rel(i) <	0.25
Taux_appr	100 %	Taux_régression	76 %

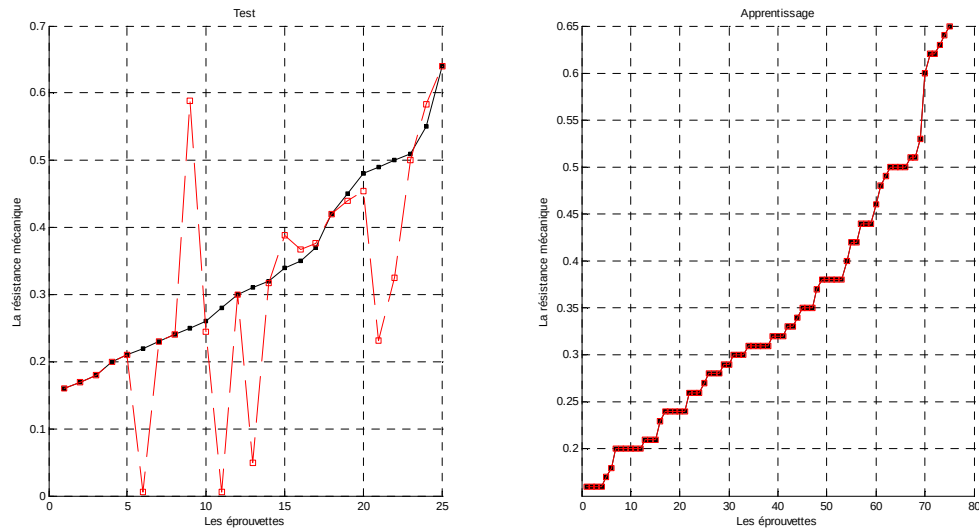


Figure IV.16 : la sortie de RNA et la sortie désirer pour la Base de données de (75,25)

L'effet d'application de l'ACP est présent à travers les résultats acquérir.

Parmi ces modes nous concluons que le mode d'auscultation à une mesure en entrée est celui de **surface**.

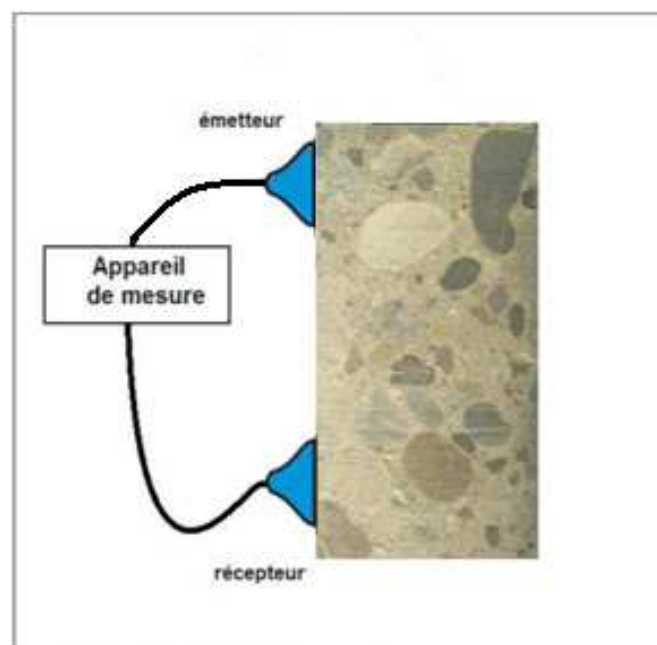


Figure IV.17 : principe du mode de mesure $c - d_3$ sur l'éprouvette

Pour 2 mesures, c'est le mode combiné entre **surface** et **rayonnement** qui est retenu.

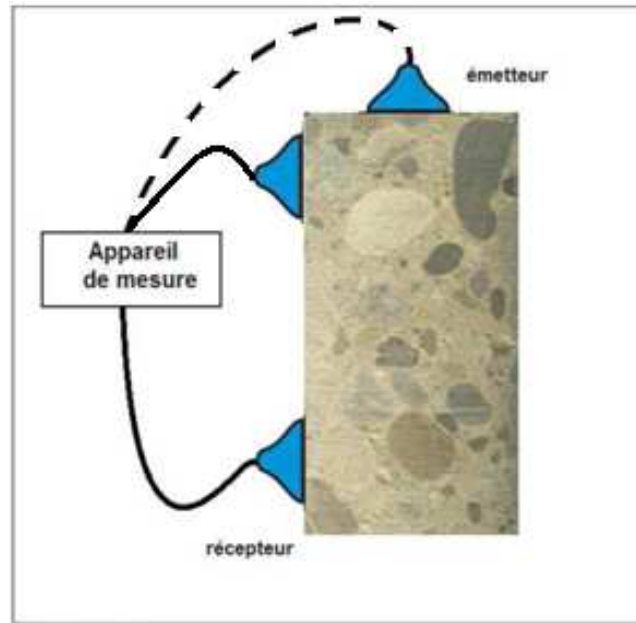


Figure IV.18 : principe du mode de mesure $c - d_3$ sur l'éprouvette

10. Conclusion

Ce dernier chapitre est apporté à une étude en simulation concernant la technique statistique ACP permettant de sélectionner les entrées et éliminer les informations redondantes, ainsi que la mise en œuvre des techniques d'apprentissage statistique PMC appliquées dans le domaine de contrôle de qualité des matériaux de construction. Cette étude a permis la validation et l'évaluation des performances de la détermination des points de mesure présentées. Les paramètres liés au taux de reconnaissance, au temps d'apprentissage, à l'erreur d'entraînement, ont été les facteurs pertinents qui nous ont permis d'évaluer les méthodes étudiées.

CONCLUSION GENERALE :

Le modeste travail présenté dans ce mémoire a été consacré à l'élaboration d'un capteur de force logiciel à base d'ultrason utilisé en contrôle non destructif, la mise en œuvre des techniques d'apprentissage statistique RNAs (PMC) appliquées à la reconnaissance de formes dans le domaine de contrôle des matériaux. Cette étude découle des progrès technologiques importants qui ont été enregistrés ces dernières années, dans le but et l'intérêt d'une surveillance moderne et un meilleur contrôle des qualités de béton. La caractérisation du béton par la mesure de la vitesse de propagation des ondes ultrasonores est la méthode non destructive la plus recommandée. La forte sensibilité de la vitesse ultrasonore aux propriétés physiques et mécaniques du milieu dans lequel elles se propagent (teneur en eau, l'état de contrainte, la maturité du béton....etc.) conduit à des résultats très dispersés. A cet effet, notre modeste travail peut être considéré comme une contribution aux solutions proposées, pour résoudre des problèmes d'intérêt économique rentable.

Dans le cadre de ce travail, l'objectif est développement d'un capteur de force logiciel à partir de trouvé des points connu et déterminées sur l'éprouvette de béton et mesures la force de résistance mécanique, par ce capteur de force logiciel. Le développement de ce capteur a été précédé d'une analyse statistique (Analyse en Composantes Principales), permettant de déterminer les corrélations existantes entre les valeurs des points des mesures (auscultations) de l'éprouvette, puis de ne conserver que les valeurs de mesure apportant réellement une information pertinente. Notre travail s'est basé sur l'exploitation de base de données réelle. Le modèle exposé lors de cette étude présente de bonnes performances en matière de taux de reconnaissance. Un intérêt d'usage et d'application de cette technique dans ce domaine est donc bien justifié.

Les résultats théoriques obtenus montrent que :

- Il existe plusieurs modèles de capteurs pour mesurée la force.
- La méthode de contrôle non destructif par ultrasons est une solution de contrôlé la force sans destruction, et la méthode plus utilisée dans le domaine de contrôle.

- Le capteur logiciel est caractérisé par la souplesse et la rapidité et économique.

Les mesures expérimentales révèlent :

- On a obtenu un meilleur résultat que passé.
- la base de données d'apprentissage et de test est insuffisante pour donner un résultat idéal.

Pour un résultat global obtenir dans cette mémoire on peut résumer dans trois points suivantes :

- la méthode d'analyse en composantes principales (ACP) est faire la réduction de la dimension et faciliter la visualisation et la compréhension des données et permet d'exploiter les principales, qui ne sont pas corrélées, donc on a acquis des points connus et bien déterminer.
- L'étude de l'RNA permet de comprendre la nature des données d'entrées et comment choisir les vraies valeurs d'auscultation, sans oublier le nombre de couche cachée et sa fonction d'activation et leur algorithme d'apprentissage.
- On a mesuré la force contrainte mécanique des matériaux par un capteur de force logiciel basé sur des ultrasons.
- Ce capteur de force logiciel est faire le contrôle sans l'endommager, et sans perte de temps et plus rentable économiquement, et sans déplacements.

En perspectives, il reste à caractériser notre capteur dans une gamme de mesures plus large (> 500 kN) et affiner encore plus la base de données avec plus de mesures.

Bibliographie :

- [1] Cyril RAVAT « Conception de multicapteurs à courants de Foucault et inversion des signaux associés pour le contrôle non destructif », thèse de doctorat, université Paris-sud 11, France, décembre 2008
- [2] Abdellatif SEGHIOR « Contrôle Non Destructif a base d'Ultrasons : Application au contrôle de qualité des matériaux de construction », mémoire de master, université de M'Sila, Juin 2011.
- [3] Loïc KESSOUS « Contrôles gestuels bi-manuels de processus sonores », thèse de doctorat, université de Paris VIII, novembre 2004.
- [4] Nabil BENHADDA « Modélisation des Capteurs Inductifs à Courants de Foucault », mémoire de magistère, Université El Hadj Lakhdar Batna, Septembre 2006.
- [5] Lynda BENDJABALLAH « Calcul numérique du module d'Young d'un matériau homogène et isotrope base sur la théorie des poutres », thèse de doctorat, université Mentouri Constantine, 2010.
- [6] Nicolas VALENTIN « Construction d'un capteur logiciel pour le contrôle automatique du procédé de coagulation en traitement d'eau potable », thèse de doctorat, UTC, France, décembre 2000.
- [7] Arnaud FAIVRE « Conception et validation d'un nouvel outil d'analyse de la marche », thèse de doctorat, université de Franche-Comté, décembre 2003.
- [8] Encyclopédie VISHAY d'analyse des contraintes 1974- [http ://www.vishay.com/strain-gages/](http://www.vishay.com/strain-gages/).
- [9] Jean-Baptiste BUREAU « Conception, réalisation de micro-capteurs de force à base de jauges piézorésistives pour la caractérisation mécanique d'assemblages cellulaires en milieu liquide », thèse de doctorat, université des Sciences et Technologies de Lille, France, décembre 2006.
- [10] Mathieu PERTON « Ultrasons rayonnés par une source laser ponctuelle dans des milieux isotropes transverses et applications à la mesure du tenseur d'élasticité de cylindres et de couches minces », thèse de doctorat, université bordeaux I, 13 décembre 2006.
- [11] Bernard HOSTEN « Simulation du contrôle non destructif par ultrasons », Cofrend - Congrès Toulouse 2008.
- [12] V. GARNIER, J. F. CHAIX, M. ROSSAT, C. PAYAN, G. CORNELOUP « Caractérisation Non Destructive des bétons par propagation d'ondes ultrasonores », article, 19ème Congrès Français de Mécanique, Marseille, France, 24-28 août 2009.

- [13] Cristiano Costa DOMINGUES « Conception de transducteurs acoustiques micro-usinés », thèse de doctorat, Institut nationale polytechnique de Grenoble, avril 2005.
- [14] Ali KRIBECHE « Détection et analyse des signaux ultrasonores d'un dispositif Doppler multicapteurs pour le suivi de l'activité fœtale », thèse de doctorat, université de Tours, Juin 2005.
- [15] Guillaume CUOCO « Etude chimique et caractérisation de principes colorants historiquement employés dans l'impression des indiennes en Provence », thèse de doctorat, université d'Avignon et des Pays de Vaucluse, novembre 2009.
- [16] Julien KEROUEDAN « Conception et réalisation de sondes hyperfréquences pour la détection de micro-fissures de fatigue à la surface des métaux », thèse de doctorat, université de Bretagne Occidentale, mars 2009.
- [17] Philip CLAUDE « Contrôles non destructifs des assemblages soudés », polycopie de cours, ENSAM (CER de Bordeaux), 2007.
- [18] Zahira GHALMI « Contribution au développement d'un capteur ultrasonique pour mesurer l'épaisseur de la glace », thèse de doctorat, université du Québec, mars 2006.
- [19] Pape Arago BODIAN « Propagation des ultrasons en milieu hétérogène et anisotrope : application à l'évaluation des propriétés d'élasticité et d'atténuation d'aciers moules par centrifugation et de soudures en Inconel », thèse de doctorat, INSA de Lyon, mars 2011.
- [20] Abdenour TOUKAL « influence des taux de chargement sur la caractérisation non destructive du béton par ultrasons », thèse de magistère, université M'hamed BOUGARA de boumerdès, 2010.
- [21] Yahi MOSTEFA « Contrôle par ultrasons niveau 1/2 », polycopie de cours, chapitre I et IV, Centre de Soudage et Contrôle (CSC), Cheraga. Alger.
- [22] Farouk BENMEDDOUR « Étude expérimentale et numérique de l'interaction des onde de Lamb en présence d'endommagements dans des structures d'Aluminium », thèse de doctorat, université de Valenciennes et du Hainaut Cambrésis, décembre 2006.
- [23] Jean-Paul BENZECRI, « Histoire et Préhistoire de l'Analyse des données : Partie 5 », dans Les Cahiers de l'analyse des données, vol. 2, n° 1, 1977,
- [24] Sébastien GUÉRIF « Réduction de dimension en Apprentissage Numérique Non Supervisé », thèse de doctorat, UNIVERSITÉ PARIS 13, France, décembre 2006

- [25] Gaëlle LELANDAIS « Analyse comparative, intra et inter espèces, de transcriptomes de levures », thèse de doctorat, université Paris 7, France, septembre 2005.
- [26] Delphine BON « Evaluation de deux nouveaux outils pour l'étude d'échantillons biologiques par spectroscopie de Résonance Magnétique Nucléaire », thèse de doctorat, université Toulouse III – Paul Sabatier, France, décembre 2007
- [27] Amira BAIRA « Etude corrélative des paramètres physico-chimiques pour le contrôle et la surveillance des eaux propres », mémoire de master, université de M'sila, Algérie, juin 2011.
- [28] M.AMMAR « Mise en œuvre de réseaux de neurones pour la modélisation de cinétiques réactionnelles en vue de la transposition batch/continu », INP de Toulouse France, juillet 2007.
- [29] J. F. JODOUIN, « Les réseaux neuromimétiques », ISBN-10: 2866014367, Edition Hermès, Paris, France, 1994.
- [30] L. PERSONNAZ, I. RIVALS, « Réseaux de neurones formels pour la modélisation, la commande et la classification », Collection sciences et techniques de l'ingénieur, ISBN-10: 2271061032, CNRS Edition, Paris, France, 2003.
- [31] Abdoul-Fatah KANTA « Développement d'un système expert basé sur l'intelligence artificielle pour la prédiction et le contrôle du procédé de projection plasma », Thèse, décembre 2007.
- [32] Franck ELIE « Conception et réalisation d'un système utilisant des réseaux de neurones pour l'identification et la caractérisation, à bord de satellites, de signaux transitoires de type sifflement », Thèse de Doctorat, décembre 1997.
- [33] Abdelhafid MIHOUBI « Classification Lithologique des Attributs Sismiques par les Réseaux de Neurones Artificiels Comparaison entre les Cartes Auto-organisatrices de Kohonen et le Perceptron Multicouches », Mémoire de magister, université M'hamed BOUGARA de boumerdès, Algérie, 2008.
- [34] J. HERAULT, C. JUTTEN « Réseaux neuronaux et traitement du signal », Editions Hermès, Paris, 1994.
- [35] Marc Parizeau « Le perceptron multicouche et son algorithme de rétropropagation des erreurs », Rapport, Université Laval, septembre 2004.

- [36] Mohamed Lamine TALBI « Analyse et traitement du signal électrocardiographique (ECG) », thèse de doctorat, université Mentouri de Constantine, Algérie, 2011.
- [37] Gérard DREYFUS « Reconnaissance de formes par réseau de neurones », Cours, Ecole polytechnique, France, juillet 2002
- [38] « Introduction aux Réseaux de Neurones Artificiels Feed Forward par Alp Mestan » <http://alp.developpez.com/>
- [39] L. BARAZANE « Application des systèmes émergents à la commande d'un moteur asynchrone », thèse de doctorat, ENP, 2003.

MINISTER DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE DE M'SILA

FACULTE DE TECHNOLOGIE

DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

Sujet de Master

Promotion : 2011/2012

Option : Instrumentation et Maintenance Industrielle(IMI)

Proposé par :

Dr. Mohamed BOUAMAR,

Maître de Conférences(A).

Intitulé :

Mise en œuvre et élaboration d'un capteur de force de logiciel à base d'ultrasons utilisé en contrôle non destructif.

Les méthodes de contrôle non destructif (CND) sont fortement sollicitées et utilisées dans le monde industriel, notamment dans l'habitat, afin de contrôler la qualité d'une structure sans la détruire. L'usage de ce type de techniques est plus simple, de moindre coût, et économiquement plus rentable.

Il est proposé dans le cadre de ce thème, l'étude et l'élaboration d'un capteur de force logiciel à concevoir à partir d'une base de données réelle déjà élaborée et issue de mesures d'ultrasons appliqués en contrôle de qualité des matériaux. L'application est d'un intérêt particulier en contrôle de la construction, puisqu'il s'agit d'un domaine vital, et le contrôle employé est non destructif capable de caractériser un matériau sans l'endommager. En effet, un appareil de mesure à ultrasons a été utilisé dans ce cadre et a permis d'obtenir des mesures de résistance mécanique sur un type de matériau donné. Il est demandé dans ce travail, que les mesures ultrasonores prélevées de plusieurs points sur le matériau, formant ainsi une base de données réelle, sont à affiner en utilisant la technique d'analyse en composantes principales(ACP), et à adapter au niveau d'un réseau de neurones artificiel (RNA) ayant pour sortie une estimation de la force appliquée sur le matériau. Le réseau ainsi obtenu forme le capteur logiciel qu'on cherche à élaborer.une évaluation des performances de ce capteur est enfin sollicitée.

Mots clé : Qualité des matériaux, Capteur de force logiciel, Ultrasons, CND, ACP, RNA, base de données.

Lieu de stage : Laboratoire du département d'électronique (Univ-M'sila)