

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

République Algérienne Démocratique et Populaire

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche scientifique

جامعة محمد الصديق بن يحيى - جيجل

Université de Mohammed Seddik Ben Yahia – Jijel



Faculté des Sciences et de la Technologie

Département d'électrotechnique

Projet De Fin D'étude Pour L'obtention Du Diplôme De Master En Électrotechnique

Option : Électrotechnique Industrielle

Thème

*Détection des objets magnétiques par capteur à
magnéto-impédance géante (GMI)*

Proposé et dirigé par :

➤ Pr : Tarik HACIB

Réalisé par :

➤ Fares BOUBELLI

➤ Aymen MENHANE

Promotion 2020

Remerciements

Remerciements

Nous nous adressons à Allah clément et miséricordieux, le tout puissant pour remercier sa faveur pour le courage, la patience et la compétence qu'il nous a donné pour arriver au bout de ce travail et le soutenir dans les meilleures conditions.

Nous voudrions remercier ici toutes les personnes qui grâce leurs directives et à leurs encouragements nous avons pu réaliser ce travail. En particulier, nous tenons à remercier vivement notre responsable de ce projet monsieur Tarik HACIB pour son encouragement, pour son aide précieuse et son assistance le plus profonde.

Nous tenons également à adresser nos remerciements et notre respect à nos enseignants qui nous ont soutenus tout au long de cursus Master et pour nous donner des connaissances très utiles. Aussi nous remercier tous les enseignements du département d'électrotechnique

Dédicace

Dédicace

Tout d'abord merci à **Allah** de nous avoir donné la force pour terminer ce travail.

Nous voudrions bien prouver nos gratitudees envers eux qui, de loin ou de près nous ont supportés tant matériellement que moralement.

Ainsi nous dédions ce modeste travail :

- ✓ A nos grands-parents ont miséricorde de dieu, qui nous a souhaité bonne chance dans nos études par leur prière.
- ✓ A nos chers parents à qui nous devons tous qu'ils puissent trouver dans ce travail l'expression de nos profondes gratitudees et affections pour toute la patience et l'endurance qu'ils ont consenties pour nous.
- ✓ A nos frères et nos sœurs à qui nous souhaitons une bonne chance dans leurs vies.

A tous nos amis avec qui nous avons partagé des bons moments

Sommaire

Sommaire

Introduction générale.....	1
Chapitre I : généralité sur le contrôle non destructif	
Introduction.....	3
I.1. Principes généraux et différentes techniques du CND.....	4
I.2. Principe de détection d'un défaut par CND.....	4
I.3. Procédure de CND.....	6
I.4. Défauts dans le CND.....	7
I.4.1. Notion de défaut.....	7
I.4.2. Différents défauts détectés en CND.....	7
I.4.2.1. Défauts surfaciques (externe).....	7
I.4.2.2. Défauts internes (volumique).....	8
I.4.3. Images réelles des défauts des pièces détecter par les techniques CND.....	8
I.5. Techniques de CND.....	9
I.5.1. Examen visuel.....	9
I.5.2. Le ressuage.....	10
I.5.3. La magnétoscopie.....	11
I.5.4. Les ultrasons.....	12
I.5.5. La radiographie.....	13
I.5.6. La thermographie.....	14
I.5.7. CND par courants de Foucault.....	14
I.5.7.1. Principe physique de CND-CF.....	15
I.5.7.2. Avantages et limites du CND-CF.....	16

I.5.7.3. Effet de peau.....	17
I.5.7.4. Plan d'impédance normalisée.....	18
I.5.7.5. Signaux d'excitation.....	19
a. Alimentation mono fréquence.....	20
b. Alimentation multi-fréquentiel.....	20
c. Alimentation pulsée.....	21
I.6. Comparaison des techniques utilisés en CND.....	21
Conclusion.....	22

Chapitre II: Capteurs de champ magnétique

Introduction.....	24
II.1. Capteurs magnétiques.....	24
II.1.1. Fluxgates.....	24
II.1.2. Capteurs à effet Hall.....	25
II.1.3. Magnéto-résistances.....	25
II.1.3.1. Magnéto-résistances anisotropes (AMR).....	26
II.1.3.2. Magnéto-résistances géantes (GMR).....	27
II.1.3.2.1 Différents types de magnéto-résistance (GMR).....	28
a. Magnéto-résistance géante dans les multicouches.....	28
b. Magnéto-résistance géante spin-valve.....	28
c. Magnéto-résistance géante granulaire.....	29
II.1.3.3. Magnéto-résistances tunnel (TMR).....	29
II.1.4 Capteurs à SQUID.....	30
II.2 Capteurs à effet magnéto-impédance géante (GMI).....	30
II.2.1 Magnéto-impédance.....	30
II.2.2 Utilisation d'un capteur GMI pour mesurer un champ magnétique.....	31

II.2.3 Origine de la Magnéto-Impédance.....	32
a. La GMI et les modèles théoriques.....	32
II.2.4 Structures des capteurs à effet GMI.....	34
• Structure homogène.....	35
• Structure non homogène.....	35
Conclusion.....	36

Chapitre III : Réseaux de neurones artificiels

Introduction.....	38
III.1 Définition du soft computing.....	38
III.1.1 Objective du soft computing.....	39
III.2. Réseaux de neurones.....	40
III.2.1. Neurone biologique.....	40
III.2.2. Neurone formel.....	41
III.2.3. Historique du neurone formel.....	42
III.3. Neurone artificiel élémentaire.....	42
III.4. Formulation mathématique du réseau de neurones.....	43
III.5. Fonction d'activation (fonction de transfert)	43
III.6. Classification des réseaux de neurones.....	45
III.6.1. Réseaux de neurones statiques.....	46
III.6.2. Réseaux de neurones dynamiques (récurrents).....	47
III.6.3. Réseaux neurone à architecture auto-organisée (évolutive).....	47
III.7. Apprentissage des réseaux de neurones.....	48
III.7.1 Apprentissage supervisé.....	48
III.7.2. Apprentissage non supervisé.....	49

III.8. Perceptron Multi Couches (MLP).....	49
III.8.1. Perceptron simple.....	50
III.8.2. Perceptrons multicouches.....	50
III.8.3. Apprentissage du perceptron multicouche.....	51
III.8.3.1. Algorithme de la rétro-propagation des erreurs.....	52
III.8.3.2. Mise en œuvre de l'algorithme.....	56
Conclusion.....	57

Chapitre IV : Application et résultats

Introduction.....	58
IV.1. Résolution des problèmes direct et inverse.....	58
IV.1.1. Inversion itérative.....	59
IV.1.2. Inversion directe.....	60
IV.2. Modèle direct.....	60
IV.3. Présentation du capteur GMI à structure non homogène (Sandwich).....	61
IV.3.1. Hypothèses.....	61
IV.3.2. Calcul du champ magnétique et électrique.....	62
IV.3.3. Calcul de l'impédance.....	63
IV.4. Réponse du capteur GMI.....	64
IV.4.1. Réponse du capteur GMI en absence de la pièce magnétique.....	64
IV.4.2. Réponse du capteur GMI dans la présence d'une pièce magnétique.....	68
IV.5. Mise en œuvre de l'inversion directe.....	69
IV.5.1. Construction des bases de données.....	69
IV.5.2. Choix de la structure du RNA (MLP).....	69
IV.5.3. Apprentissage.....	70
IV.5.4. Validation.....	70

IV.5.5. Application sur les données de simulation.....	70
Conclusion.....	73
Conclusion générale	74
Annexe.....	75

Introduction générale

Introduction générale

Le terme du contrôle non destructif (CND) fait référence à l'ensemble de méthodes permettant de surveiller et confirmer le bon fonctionnement des pièces et biens industriels qui constitue un système de production, sans causer des défauts et des pannes au niveau des différentes structures. Cette procédure est réalisée à l'aide de plusieurs méthodes, parmi lesquelles on peut citer, les ultrasons, le ressuage, la radioscopie ainsi que les techniques inductives, chaque méthode est compatible à une application spécifique, et le choix d'une méthode revient à des facteurs précis comme les propriétés physiques de la pièce qu'on veut inspecter aussi le type de détection recherchée ou le défaut qu'on veut découvrir et les conditions de mise en œuvre. Parmi les outils les plus efficace qui sont utilisés pour réaliser un CND les capteurs de champ magnétique, ils présentent des performances élevées telles qu'une importante sensibilité et une grande précision de définir le type de défaut et ses caractéristiques.

Le phénomène de la Magnéto Impédance Géante (GMI pour Giant Magneto-Impedance) a fait une révolution dans le domaine du CND, il a été découvert au milieu des années 1930 par Harisson et al. Dans un fil de Fer Nickel [1]. Plus tard, au début des années 90, Panina et al. ont étudié le phénomène dans des fils et des films amorphes et ont ainsi découvert la magnéto impédance. La GMI est définie comme une modification importante de l'impédance de certains matériaux ferromagnétiques doux (fils ou rubans amorphes ou nanocristallins) lorsqu'ils sont soumis à un champ magnétique extérieur. Cette variation de l'impédance peut atteindre 500 % par rapport à l'impédance statique [2].

L'objectif de ce travail de master était de développer un modèle intelligent d'inversion directe (Modèle comportemental paramétrique) construit au moyen d'une base de données obtenue par simulations analytiques. Ce modèle va être utilisé pour détecter le passage des objets magnétiques.

Pour bien présenter ce travail de fin d'études, nous l'avons organisé autour de quatre principaux chapitres.

Dans le premier chapitre on donnera une vue globale sur le CND. Les différentes techniques constituant le CND ainsi que ses avantages et ses inconvénients seront exposées.

Dans le deuxième chapitre nous étudierons les capteurs de champ magnétique, ses différents types, son principe de fonctionnement et les phénomènes électromagnétiques qui régissent le fonctionnement de chaque type. Nous rappelons aussi le phénomène de la GMI ainsi que le comportement du capteur GMI.

Le troisième chapitre va faire l'objet d'un rappel des notions fondamentales des réseaux de neurones artificiels (RNA) et leurs propriétés. Nous rappelons aussi les réseaux statiques notamment le réseau de neurones multicouches (MLP), avec son architecture, son algorithme d'apprentissage et sa mise en œuvre.

Le quatrième chapitre sera consacré à l'application d'une procédure d'inversion directe basée sur le modèle MLP. Ceci, pour la détection du mouvement de masses magnétiques en utilisant un capteur GMI à structure non homogène (sandwich). Les résultats obtenus ainsi que leurs interprétations vont être présentés en détails.

Enfin, ce mémoire va être terminé par une conclusion générale qui englobera l'ensemble des travaux effectués.

Chapitre I

Généralités sur le contrôle non destructif

Chapitre I

Généralités sur le contrôle non destructif

Introduction

Le contrôle ou (essais) non destructif (CND) (non-destructive testing en anglais) regroupe l'ensemble des techniques et des procédés technologiques industrielle capable et apte à bien faire un contrôle d'inspection, pour fournir des informations sur la santé des pièces, l'état d'intégrité des structures industrielle, des matériaux, des composants électrique, de rechercher des anomalies dans la matière, tout en détectant des différents caractéristiques des défauts ou des discontinuités des propriétés physique de matière sans les détériorer ou endommager leur fonctionnement [3]. Le CND a pour objectif de mettre en évidence le bon fonctionnement des différents parties d'un système en préservant son intégrité dans la structure d'installation, de détecter préalablement l'apparition de tout éventuelle défaut surfacique tel que les fissure et aussi des autres profonds comme variations d'épaisseur due à l'usure ou à la corrosion, dans la structure des équipements testés [4].

La premier notion de CND a été commencer a la fin du XIXème siècle, s'accompagne avec les découverte des rayon x en 1895, des courant de Foucault, des piézoélectrique...mais les CND n'ont pas pris son exploitation industrielle qu'après la seconde guerre mondial pour des application de la métallerie comme les radiographie des soudure et contrôle des aciers, dans les année 60/70 avait été une grande révolution des techniques de CND avec le développement rapide des centrales électriques nucléaires, l'aéronautique civile, plates-formes off-shore. Ces dernières années on a vu un progrès notable de ces techniques grâce au développement de l'électronique et les outils de traitement informatique.

L'enjeu de ces techniques est de donner des résultats fiables et précieux, et elles doivent satisfaire des besoins ; de la sureté de fonctionnement et de maintenance, de fiabilité, qui permettent à prolonger la durée de vie des appareilles et améliorer leur performance, de sensibilité de mesure, la rapidité d'exécution du contrôle, la meilleure résolution de signal, avec un facteur économique convenable pour effectuer un contrôle de qualité des pièce moins couteux. Le CND s'applique partout dans les divers industrie suivant la diversité des pièces a contrôlé leur critère d'exigences pour chaque applications de contrôle destiné, ainsi selon le type d'opération de contrôle choisi qui dépend de la méthode optimale en fonction de type de défaut rechercher, des conditions d'inspections, et de type de matériau de pièce inspecter, sa forme géométrique et ces dimensions, il est très répandu dans l'industrie automobile, industrie de construction navel, l'aéronautique, l'aérospatiale et l'armée, la médecine...etc.

I.1. Principes généraux et différentes techniques du CND

Le concept général de détection de défaut, consiste à exciter celui-ci et à recueillir sa réponse pour l'analyser. En exposant la pièce à inspecter à un générateur d'excitation (par exemple une bobine alimenter par un courant alternatif), voir la figure I.1.

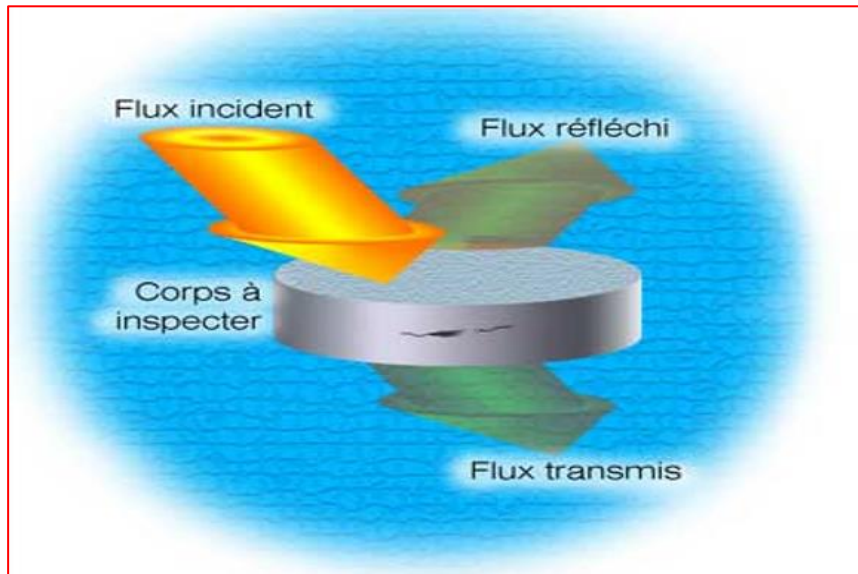


Figure I.1.principe du Contrôle Non Destructif

On peut distinguer deux groupes de méthodes de détection :

- ✚ Les méthodes de flux, avec une excitation et une détection de même nature et pour lesquelles le défaut introduit une perturbation de flux qui peut être relevée soit directement dans le flux transmis (radiographie) ou le flux rediffusé (ultrasons), soit par un effet de proximité (bobine de sonde à courants de Foucault, flux de fuite magnétique), la grande majorité des procédés du CND se réfère à ce groupe de méthodes
- ✚ Les méthodes pour lesquelles l'excitation et la détection sont de natures différentes, chacune mettant en jeu un processus original et spécifique ; l'excitation la plus employée est la sollicitation mécanique ; elle conduit aux techniques d'analyse de vibrations mécaniques ou de micro déformations (interférométrie holographique) ou encore à une technique d'émission provoquée dont la plus connue est l'émission acoustique.

I.2. Principe de détection d'un défaut par CND

Les méthodes non destructives sont fondées sur la déformation des champs d'une grandeur physique par une discontinuité. On exploite donc un phénomène physique pour détecter une hétérogénéité dans un matériau.

Les phénomènes physiques comme l'atténuation ou diffraction des rayons X, réflexion ou diffraction des ultrasons, perturbation des courants de Foucault, sont à la base des CND ou ils peuvent

servir à caractériser les matériaux (présence des fissures...). En effet, par exemple on sous-entend toujours qu'il ne s'agit non pas d'une simple mesure, d'une grandeur physique, mais d'un contrôle d'homogénéité [5]. La figure suivante montre le principe de détection :

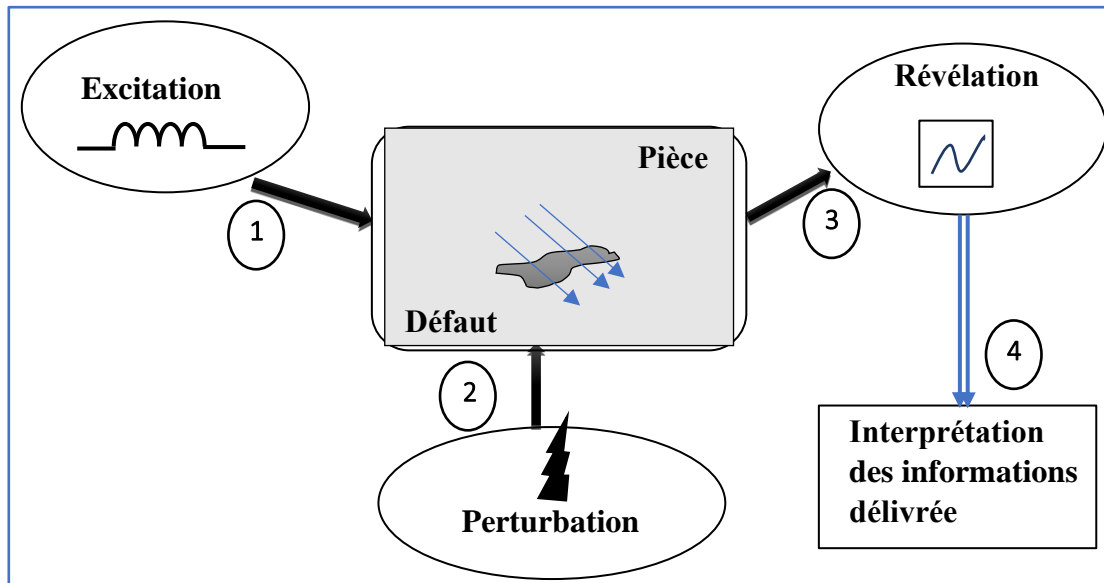


Figure I.2. Détection d'un défaut par CND.

Schématiquement de la figure ci-dessous, quelle que soit la méthode employée on peut principalement distinguer les étapes suivantes pour détecter un défaut :

1. Mise en œuvre d'un processus physique énergétique, (**excitation**)
2. Modulation ou altération de ce processus par les défauts, (**perturbation**)
3. Détection de ces modifications par un capteur approprié, adaptation et récupération de l'information pour déterminer l'état de la cible, (**révélation**)
4. Traitement des signaux et interprétation de l'information délivrée

A partir de la figure I.3 le CND s'articule sur :

➤ **L'excitation :**

Onde électromagnétique, vibration, champ magnétique, liquide pénétrant

➤ **Perturbation :**

L'anomalie contenu dans la pièce, nature ferromagnétique du matériau, nature du milieu constitutif de défaut, géométrie de la pièce...

➤ **Révélation :**

Œil, capteur, système d'imagerie, nature des particules, et leur volume géométrie et leur concentration, condition d'éclairage....

Le schéma suivant illustre les trois étapes principales :

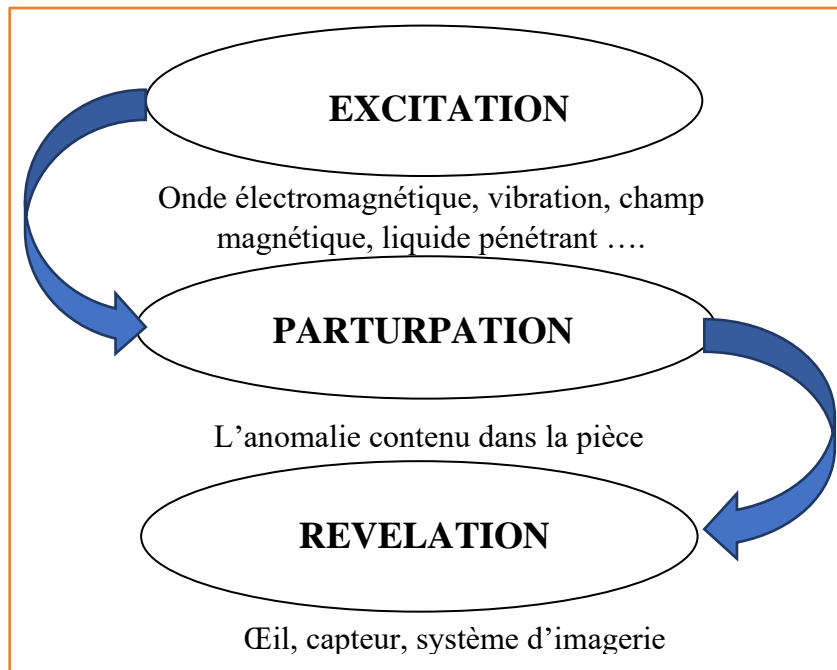


Figure I.3. Etapes du CND.

I.3. Procédure de CND

L'opération de CND d'un objet ne se borne généralement pas à la détection d'éventuels défauts. En effet, même si le choix du procédé, de la méthode et du matériel a été effectué au préalable, il faut envisager toute une procédure ayant les objectifs suivants : fiabilité de l'examen, reproductibilité, localisation des défauts, identification, caractérisation de ceux-ci, en particulier par leur taille, classement, présentation visuelle, décision concernant l'affectation de l'objet, enfin archivage des résultats et des conditions d'examen.

Ce sont des opérations d'étalonnage, de calibrage, de balayage de la sonde, de traitement des données qui permettent d'atteindre ces objectifs désormais dans des bonnes conditions, grâce à l'apport intensif de l'informatique en temps réel [6]. La figure I.4 montre le synoptique de la mise en œuvre d'un système de CND.

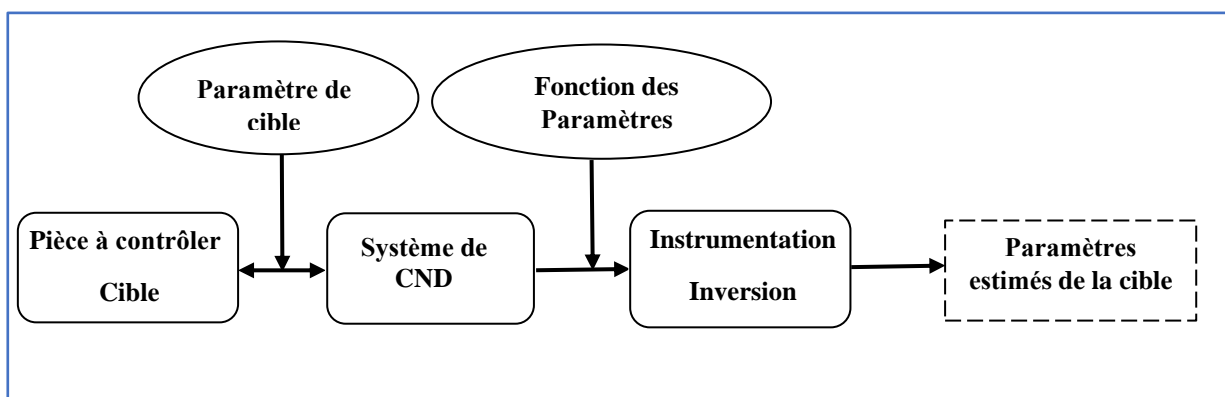


Figure I.4. Synoptique du système de CND.

La mise en œuvre d'un système de CND adéquat va permettre de produire un certain nombre de signaux qui sont fonction des paramètres recherchés. Une étape "d'inversion", plus ou moins compliquée, est bien souvent nécessaire afin de retrouver les paramètres initiaux de la pièce [7].

Quelle que soit la nature de la cible (pièce à tester), magnétique ou amagnétique, elle se caractérise par un ensemble de paramètres (μ, σ, \dots) , que l'on va chercher à estimer afin de formuler un diagnostic d'intégrité. Le système d'adaptation et de récupération d'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 un impédance mètre, un microscope, un caméscope ou l'œil nu [8].

1.4. Défauts dans le CND

1.4.1. Notion de défaut

Le terme défaut désigne une imperfection physique ou une modification physique du système ou d'une partie du système qui altère de manière temporaire ou pérennante les fonctions qu'il (qu'elle) doit remplir, en mettant en cause son intégrité. Il implique par conséquent une déviation, trop importante pour être acceptable, du système par rapport à son comportement nominal [9].

1.4.2. Différents défauts détectés en CND

Les différents techniques de CND permettent à s'identifier des défauts de nature très varié suivant la variation locale des propriétés physiques ou chimiques interne ou surfacique du matériau (soit par exemple des fissures ou des corrosions), et mettre en évidence l'hétérogénéité de la matière, suivant la matière de fabrication des pièces, comme ça peut aussi suivant la profondeur des défaut et leur dimension, généralement les défauts en CND sont classés en deux grandes catégories selon leur dimensions liée aux profondeur de défaut : défauts surfacique, défauts interne.

1.4.2.1. Défauts surfaciques (externe)

Ce genre des défauts sont facile comme il est possible à les observer directement superficiellement, mais sont pas toujours visible à l'œil nu, sont située à la surface extérieure de la structure des équipements testés, peuvent se classer en deux catégories différents : les défauts ponctuels surfacique et les défauts d'aspect.

✚ Défauts ponctuels

Correspond aux défauts les plus nocifs sur le plan technologique, puisqu'il s'agit des criques (Déchirure à chaud), piqûres, fissures, craquelures, généralement aptes à provoquer à terme la rupture de la pièce, en initiant par exemple des fissures de fatigue. Dans les pièces métalliques, l'épaisseur de

ces fissures est souvent infime (de l'ordre de quelques μm) et elles peuvent être nocives dès que leur profondeur dépasse quelques dixièmes de millimètre, ce qui implique l'emploi pour leur détection des méthodes sensibles et non destructives, telles que le ressuage, la magnétoscopie, les courants de Foucault et les ultrasons.

Défauts d'aspect

Correspond à une variation des paramètres géométriques ou physiques (rugosité, Surépaisseur, taches diverses) attire le regard et rend le produit inutilisable. Ici, le contrôle visuel est possible, mais on cherche souvent à le remplacer par des contrôles optiques automatiques.[10]

1.4.2.2. Défauts internes (volumique)

Ce genre des défauts sont localisés au niveau d'une profondeur à l'intérieur du corps de la pièce à contrôler, ce sont des hétérogénéités de natures, de formes. Leur dimension largement varié (profondeur, épaisseur de défaut.), Ainsi peuvent être trouvée dans des cas bien particulier pour chaque structure industrielle ou application technologique, tel que dans les industries des métaux, il s'agit de criques internes considérées comme un défaut de moulage qui provoque une irrégularité indésirable inclus dans la pièce obtenue, aussi bien les diverses impuretés susceptibles d'affecter la santé des pièces moulées, forgées et soudées. Comme ils peuvent s'agir de la présence d'un corps étrangère au sein d'une pièce ou un produit emballé (telles les impuretés dans les différents métaux) [10].

1.4.3. Images réelles des défauts des pièces détecter par les techniques CND

1. Des défauts surfaciques sur les pièces

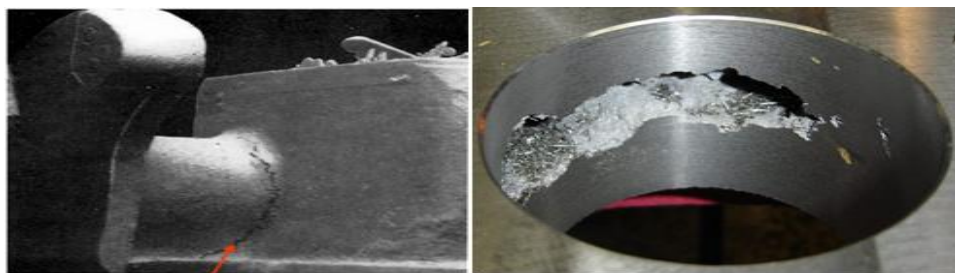


Figure I.5. Défaut surfacique (détecter par contrôle visuel).

2. Des défauts internes (ou volumique) dans les pièces

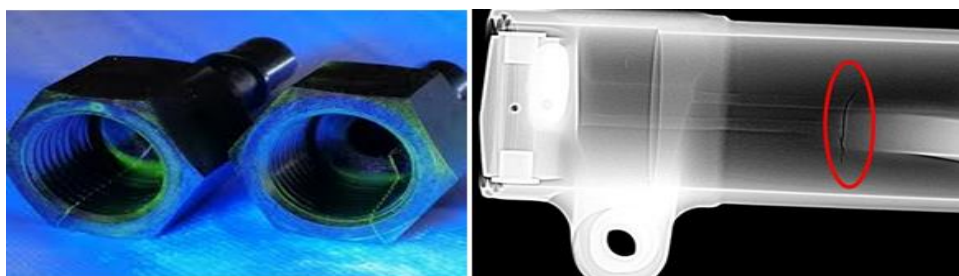


Figure I.6. Défaut interne (contrôle magnétoscopie et radiographie).

1.5. Techniques de CND

Les techniques de CND utilisées sont nombreuses qui englobe les mêmes objectives, évaluer la rapidité d'exécution, la sensibilité de détection, reproductibilité, la fiabilité de teste de contrôle caractérisé le défaut et le localiser afin de vérifier l'état d'intégrité des structures industrielles sans les dégrader. Parmi les techniques on cite par exemple :

- ✚ L'examen visuel
- ✚ Le ressuage
- ✚ La magnétoscopie
- ✚ Les ultrasons
- ✚ La radiographie : rayons X (RX) et gammagraphie (γ)
- ✚ La thermographie
- ✚ Les courants de Foucault
- ✚ Etc...

Ces techniques sont choisies selon la nature du contrôle envisagé. Le choix d'une méthode dépend de la pièce à contrôler (nature du matériau, forme,...), du type de contrôle à effectuer (détection de défauts, mesure d'épaisseur,...) et des conditions dans lesquelles le contrôle doit être effectué. Pour la plupart de ces méthodes, les moyens d'acquisition ont été automatisés, permettant ainsi le stockage et le traitement numérique d'un très grand nombre de données [11].

Généralement les techniques qui reposent sur les phénomènes d'électromagnétique sont les plus répandus pour l'inspection des pièces conductrices, magnétiques, par exemple le contrôle des pièces en fer, fonte, des aciers forgés, des soudures. Dans l'industrie des automobiles, l'industrie de pétrole, le contrôle des tubes peut se faire par courants de Foucault.

1.5.1. Examen visuel

Le contrôle ou l'examen visuel est la technique de CND la plus simple à exécuter. La tâche de contrôle est plus facile notamment grâce à l'intervention de l'opérateur. Elle est très ancienne parmi toutes les autres techniques, comme elle est largement utilisable car c'est la plus économique à mettre en œuvre. Les moyens d'inspection utilisés pour effectuer l'examen des installations et des équipements électriques, sont un ou tous les sens de l'homme telles que la vue, l'ouïe, le toucher et l'odorat. L'état extérieur d'une pièce peut donner des informations essentielles sur l'état de celle-ci : des défauts évidents (comme des pliures, des cassures, de l'usure, de la corrosion ou fissures ouvertes). Cette technique doit être effectuée dans de bonnes conditions assurant avant tout un éclairage suffisant (voir la figure I.7). L'accessibilité de la partie à examiner doit permettre d'approcher l'œil, lorsque la partie de la pièce à contrôler n'est pas accessible par un examen direct, on utilise un appareil appelé endoscope. Il s'agit

d'un appareillage constitué de miroirs et lentilles. La méthode est appelée contrôle par endoscopie [7]. Cette technique permet de mettre en évidence la présence de défauts évidents comme des défauts cachés sous-jacents présentant une irrégularité sur la surface extérieure. Comme elle permet aussi d'observer les devers caractéristiques superficielles, l'état de la surface et sa couleur.



Figure I.7. Inspection visuelle d'une pièce

1.5.2. Le ressuage

Le ressuage est par définition la résurgence d'un liquide (ou d'un gaz) d'une discontinuité dans laquelle il s'était préalablement introduit au cours d'une opération d'imprégnation. Prolongement logique de l'examen visuel. Cette méthode permet donc de détecter les discontinuités débouchant en surface de la pièce contrôlée sous forme d'indications colorées ou fluorescentes [12], s'infiltrer aux orifices dans le matériau en découvrant les différents défauts existants, par suite de lavage adaptative de la pièce testée, afin d'éliminer l'excès de pénétrant en le débarrassant de la surface pour dévoiler le révélateur qui absorbe le pénétrant qui se trouve sur le défaut observé après une période de temps respectivement sur un fond blanc ou sur un fond noir (voir la figure I.8).

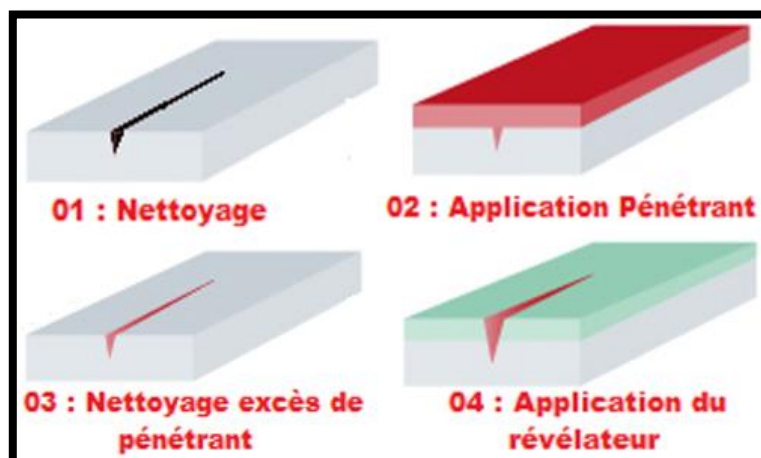


Figure I.8. Principe du CND par ressuage.

Ce procédé de ressuage présente des limitations peuvent être liées à la nature du matériau lui-même, s'il est trop forte rugosité de surface, impossibilité d'employer les produits classiques qui endommageraient sa surface. Les défauts non débouchant ne peuvent être vus. De même que les fissures renfermant des corps susceptibles d'interdire l'entrée du pénétrant tels que la peinture, les oxydes, les produits de lubrification mal éliminés par nettoyage. Ainsi cette technique ne détecte pas les défauts internes, impossible de déterminer les dimensions exactes (profondeur, longueur, largeur), aussi coûteuse en temps de d'inspection. Le procédé lui-même est relativement lent (environ 10 à 45 minutes), et aussi en personnel, pas facile à rendre totalement automatique. Il faut enfin prendre en compte, dans le coût du contrôle, la consommation des produits de ressuage dont l'utilisation peut par ailleurs amener à des sujétions contraignantes vis-à-vis de l'environnement, de la sécurité et de l'hygiène du travail (précautions relatives aux risques d'incendie, d'explosion, d'irritation des muqueuses, de pollution de l'eau). Ce n'est pas applicable pour les matériaux poreux.

1.5.3. La magnétoscopie

La technique est destinée pour détecter des défauts ou des anomalies dans les matériaux ferromagnétiques (fer, acier, fonte), elle est efficace pour la détection des défauts superficiels de petits dimensions, débouchant en surface ou sous-jacents. Le principe de cette technique est simple : il consiste à créer un champ magnétique intense à l'intérieur de la pièce. Une poudre magnétique est uniformément répartie par la suite sur la surface de la pièce. Lors de la présence d'un défaut sur son chemin, le champ magnétique est dévié et son intensité augmente en surface. Le champ crée une fuite qui attire les particules de poudre magnétique, signalant ainsi la présence d'un défaut. Ce qui est illustré sur la figure I.9 [13].

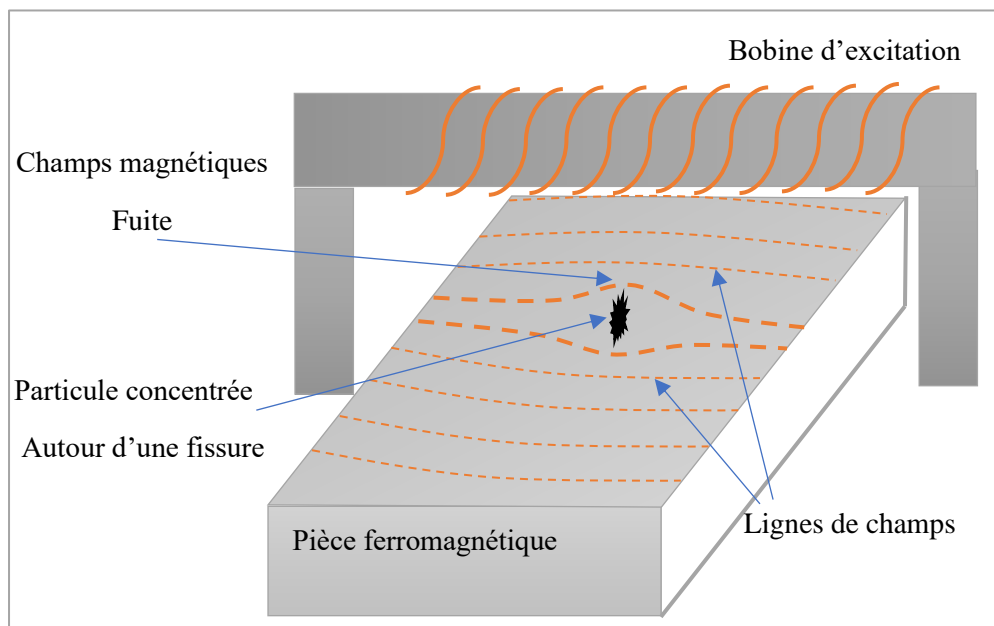


Figure I.9. Principe de contrôle par magnétoscopie.

Cette technique est relativement simple de mise en œuvre. Elle permet aussi d'une localisation précise des défauts de surface ou légèrement sous-jacentes et une appréciation de leur longueur. Les différentes séquences de la mise en œuvre se prêtent bien à l'automatisation. Elle peut appliquer pour le contrôle de tiges, ressorts, contrôle de soudures, piquages. Par contre ses inconvénients s'appliquent que pour des matériaux ferromagnétiques, l'aimantation de la pièce dépend de sa perméabilité, nécessité de l'aimantation et la désaimantation de la pièce avant et après chaque contrôle, une sensibilité de détection dépendante de l'orientation du défaut par rapport à la directions générales des lignes d'induction.

1.5.4. Les ultrasons

Les ultrasons sont des vibrations mécaniques qui se propagent dans la matière, cette technique de contrôle par ultrasons repose sur l'émission, la réflexion et l'absorption d'une onde acoustique (de volume, de surface ou guidée), se propageant dans la pièce à inspecter. Puis recueillir et analyser l'onde à l'issue de son interaction (écho de retour). Le dispositif émetteur et récepteur de l'onde s'appelle transducteur ultrasons qui est basé généralement sur l'effet piézoélectrique. L'onde ultrasonore se propage à l'intérieur du matériau, et se réfléchit sous forme d'un écho lorsqu'elle se tombe aux obstacles (défaut ou limite de la pièce). La réponse obtenue (échocs) sur le récepteur sera traitée et analysée, par la suite dans une chaîne de mesure, afin que l'amplitude des signaux acquis fournissent des informations sur la présence ou non des défauts dans la pièce sous test.

Pour assurer le passage l'impulsion ultrasonore a des fréquences bien déterminées (en général des fréquences comprises entre 1 et 10 MHz), entre le transducteur et la pièce à contrôler, il faut placer entre eux un milieu couplant, un liquide (graisse, huile, eau). La Figure I.10 présente le principe de contrôle par ultrasons.

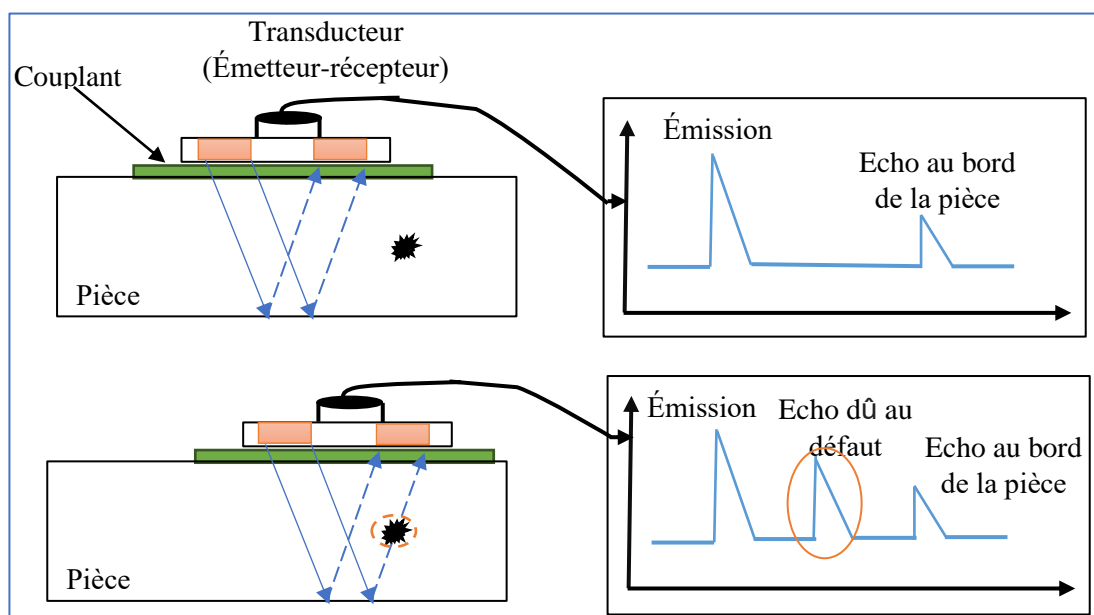


Figure I.10. Le principe de contrôle par ultrasons.

La technique de contrôle par ultrasons s'applique pour la détection des défauts dissimulés, enfouis, et pour la mesure de l'épaisseur des pièces à contrôler. Cette technique est souvent très coûteuse (investissement, temps de contrôle).

1.5.5. La radiographie

la radiographie est une technique du CND conventionnelle, permet de contrôler le type de matériaux et de mettre en évidence les défauts internes ou de les visualiser, tel des soufflures, des porosités, des retassures ou des fissures existant à l'intérieur de la pièce. Cette technique semblable à celle des rayons X pour le contrôle médical. L'examen de la structure interne d'un objet par radiographie consiste à le faire traverser par un rayonnement électromagnétique de très courte longueur d'onde (rayons X ou γ) et à recueillir les modulations d'intensité du faisceau sous forme d'une image sur un récepteur approprié, un film dans la plupart des cas. Ce dernier est irradié par les photons possèdent une énergie suffisamment. Puis Il récupère ainsi le radiogramme obtenu, où les zones avec des défauts sont représentées par une variation de la densité optique (leur ombre), le principe de la radiographie est illustré dans la figure I.11.

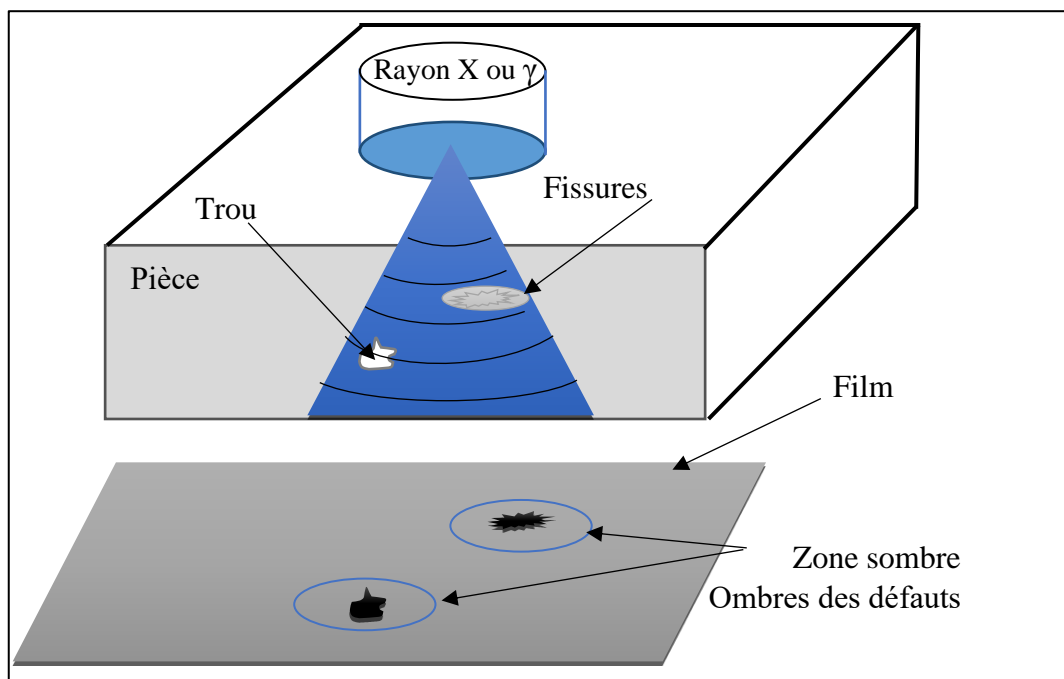


Figure I.11. Principe de la radiographie

L'image est obtenue grâce à un écran (détecteur) qui est le plus souvent un film argentique placé derrière la pièce et fournit un radiogramme de la zone traversée. Les défauts existant à l'intérieur de la pièce inspectée sont projetés (illustré) dans cette image par une variation locale de l'intensité. La radiographie a une bonne réputation parmi les techniques de CND surtout pour l'inspection des soudures et la détection des défauts débouchant et internes, mais elle comporte plusieurs points faibles, allant de l'exigence de mettre en place une procédure de protection du personnel et de l'environnement, au coût

important de l'opération, a l'influence de l'orientation du défaut par rapport à la direction principale du rayonnement émis par la source.

1.5.6. La thermographie

La thermographie est un contrôle thermique qui consiste à exciter en chauffant rapidement la surface de matériau ou la structure à inspecter par une source d'énergie (lampe à incandescence, faisceau laser, chauffage par induction,). Cette quantité de chaleur se diffuse dans le volume de la pièce (matériau) en affectant les propriétés thermo-physiques des matériaux et sur d'éventuels défauts ou les discontinuités présentes dans la pièce s'interprète à des différences de température sur l'image, lors de la détection d'un défaut se manifeste localement sur les images par un retour anormalement notamment lent à la température ambiante. L'aide d'une caméra infrarouge (thermique) les résultats d'évolution de la température à la surface de la pièce, cette transcription de température permettra alors d'obtenir un thermogramme, sous format des images thermographiques seront enregistrées et implantées sur un PC afin de les traiter, sont généralement normalisées en fonction du signal recueilli sur une région saine. Cette technique est utilisable à plusieurs applications telle que la maintenance électrique, la mécanique, pétrochimie, chimie, des applications médicales (Chirurgie esthétique) ...etc. La thermographie s'adapte bien pour la détection des défauts sous-jacents dans les matériaux métalliques et même composites. Les principaux avantages de l'ensemble de ces techniques résident dans la possibilité d'effectuer un contrôle à distance sans contact et automatisable, elle présente l'inconvénient de ne peut pas dévoiler tous les défauts, tel ceux qui ont profonds car sa sensibilité est diminuée avec des épaisseurs importants et aussi doit être appliquée pour des géométries des pièces, celles qui est relativement simple. Aussi des autres inconvénients sont liés à la lenteur du contrôle (coûteux en temps d'inspection), au coût de l'investissement et à la difficulté de mise en œuvre des étapes d'inversion pour établir le diagnostic.

1.5.7. CND par courants de Foucault

De son nom, CND par courants induits de Foucault, exploite les phénomènes de l'induction électromagnétique, des courants électriques induits se développent à l'intérieur d'un matériau conducteur, par la variation de flux d'induction magnétique au cours du temps (basse ou haute fréquence), ce sont les courants de Foucault.

Cette technique est souvent utilisée pour deux types d'applications :

La première consiste à détecter les défauts et inspecter l'état des échantillons. En fonction de la fréquence utilisée, les courants de Foucault pénètrent une zone superficielle de profondeur ajustable, ce qui permet de discriminer les défauts superficiels [14]. Une autre application importante des courants de Foucault consiste à mesurer les propriétés géométriques ou physiques des échantillons comme : la

conductivité électrique, la perméabilité magnétique ainsi que les épaisseurs des différentes couches de l'échantillon [15].

La perméabilité et dans une moindre mesure la conductivité électrique étant liées aux caractéristiques de la microstructure comme la dureté, la composition chimique, la taille des grains, on peut aussi utiliser la technique des courants de Foucault pour caractériser les propriétés des revêtements. La plage d'épaisseur d'échantillon pouvant être explorée par la technique des courants de Foucault qui peut être varier de l'échelle micrométrique à l'échelle millimétrique [13]. Le CND par courants de Foucault s'applique à tous les matériaux électriquement conducteurs pour des applications telle que :

- La détection des fissures de surface.
- La détection des corrosions dans le matériau.
- La mesure des épaisseurs des échantillons à multicouches.
- La mesure de la perméabilité magnétique dans les matériaux.
- La mesure de la conductivité électrique pour les applications suivantes
 - ✓ Identification du matériau
 - ✓ Contrôle du traitement thermique
 - ✓ Conditions de dépôts

1.5.7.1. Principe physique de CND-CF

Une bobine parcourue par un courant variable, alternatif par exemple, génère de tels courants induits qui, créant eux-mêmes un flux magnétique qui s'oppose au flux générateur modifiant l'impédance de cette bobine, Ce principe simple est utilisé généralement pour détecter des défauts superficiels. L'analyse (l'étude) de cette variation d'impédance du matériau contrôler, fournira tous les renseignements exploitables pour effectuer la vérification de la pièce. En effet trois paramètres se caractérise ce contrôle par courants de Foucault (CF), le trajet, la répartition et l'intensité des courants de Foucault, qui dépendent des caractéristiques physiques et géométriques du corps considéré, ainsi que des conditions d'excitation (les paramètres électriques et géométriques du bobinage) [16].

Dans le cadre du CND, c'est l'induction magnétique B que l'on fait varier grâce à l'injection dans une bobine d'un courant alternatif selon différentes fréquences. Cette bobine joue le rôle d'émetteur et parfois récepteur, la variation de flux dans le matériau crée des courants induits : les courants de Foucault. En présence d'un défaut, leur circulation est perturbée par les variations de conductivité électrique dues à la géométrie du défaut. Cette perturbation entraîne une variation du champ magnétique créé par les courants de Foucault qui se développent principalement sur la surface de ces corps

conducteurs (effet de peau), on peut la détecter grâce à la bobine (capteur inductif de type fluxmètre). Le principe de ce phénomène (CF) est résumé dans la figure I.12.

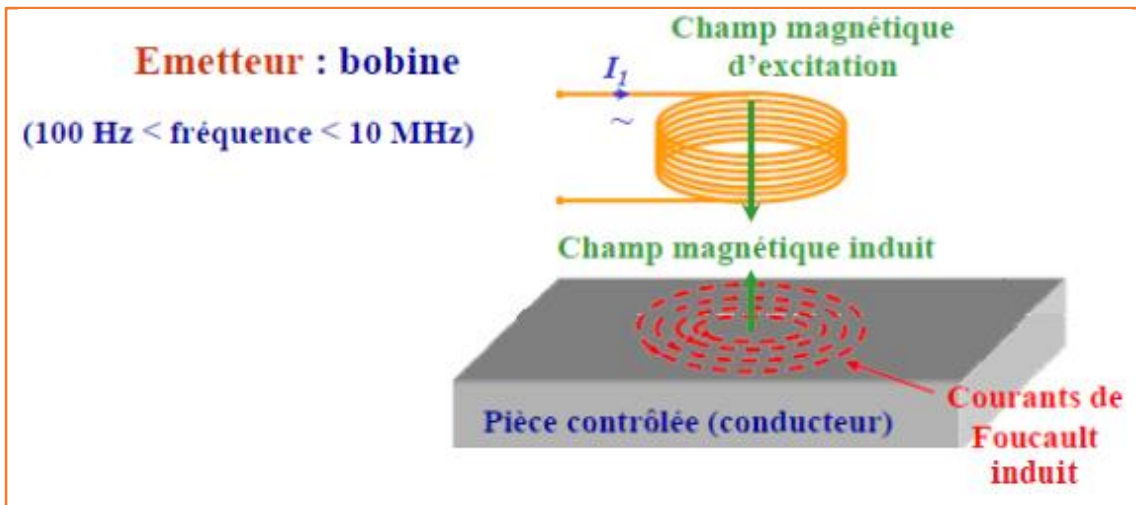


Figure I.12 Principe de génération des courants de Foucault

On conçoit dès lors que lorsqu'un défaut, constituant une discontinuité électrique venant perturber la circulation des courants de Foucault (Figure I.13), puisse engendrer une variation de la fem induite dans la bobine ou de manière équivalente la variation d'impédance (cas harmonique) décelable au niveau de la bobine d'excitation [10].

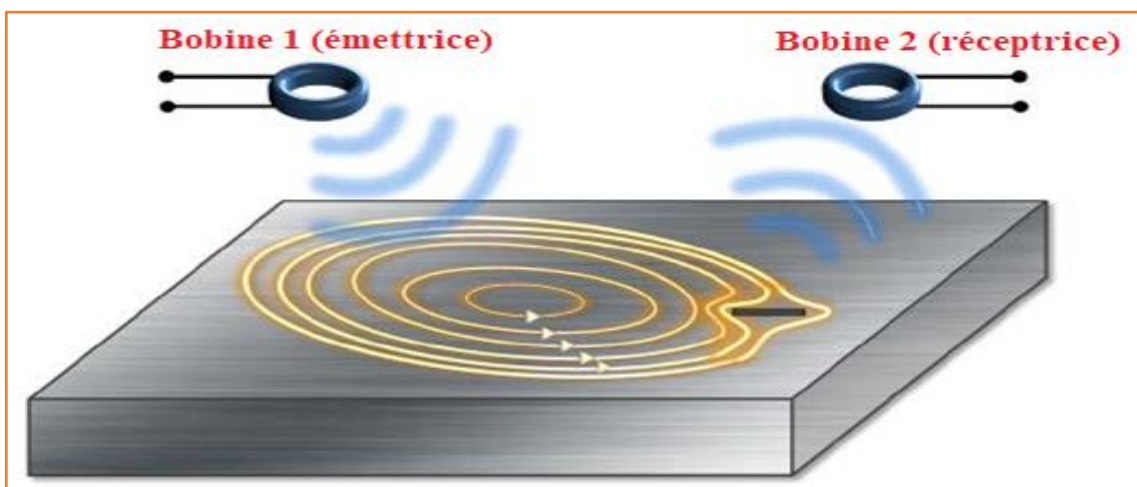


Figure I.13. Principe de détection par CND-CF en présence d'un défaut

Le principe utilisé pour détecter des défauts superficiels (exploitant l'effet de peau généré aux surfaces du matériau conducteur à tester) consiste à utiliser une sonde munie d'une bobine et de mesurer aux bornes d'un pont une différence de tension engendrée par la variation d'impédance de la bobine excitatrice/réceptrice comme illustré dans la figure précédant [7].

I.5.7.2. Avantages et limites du CND-CF

Les CND-CF peuvent être automatisés ce qui rend le contrôle rapide ; et pratique notamment si l'environnement de contrôle est potentiellement dangereux, la simplicité de mise en œuvre, réside surtout

dans la rapidité de d'exécution et de détection, son coût réduit, aussi le CND-CF donne une sensibilité de détection importante...etc.

Mais d'autre part, en présence d'un défaut complexe, un complément de contrôle par ultrasons peut être effectué pour mieux caractériser l'anomalie. Ainsi cette technique est appliquée uniquement pour les matériaux électriquement conducteurs comme une défection médiocre lorsque les défauts sont assez profonds.

1.5.7.3. Effet de peau

Ce phénomène d'origine électromagnétique se produit dans tous les matériaux conducteurs parcourus par un courant alternatif, pour des fréquences élevées, le courant a tendance à ne circuler qu'en surface extérieure des conducteurs, en effet le champ électromagnétique décroît de façon exponentielle suivant la profondeur de la pièce. Cette décroissance du champ électromagnétique est caractérisée par la profondeur de peau conventionnelle δ . La valeur de δ (en m) est fonction de la conductivité σ (en $S m^{-1}$) et de la perméabilité μ (en $H m^{-1}$), du matériau ainsi que de la fréquence f (en Hz), du contrôle comme l'exprime la relation suivante [16]:

$$\delta = \frac{1}{\sqrt{\pi\sigma\mu f}} = \frac{1}{\sqrt{\pi\sigma\mu_0\mu_r f}} \quad (I.1)$$

Le module de la densité de courant, dans une pièce d'épaisseur infinie excitée par une nappe de courants extérieure et parallèle à son plan (Figure I.14) [13]. L'intensité des courants de Foucault dans une cible constituée d'un matériau conducteur caractérisé par une conductivité électrique σ , et une perméabilité magnétique, diminue avec la profondeur. Cet effet est décrit par la profondeur de pénétration conventionnelle δ souvent nommée épaisseur de peau. En pratique, on peut détecter des défauts jusqu'à une profondeur de quelques δ [17]. Cette densité de courant est exprimée par la relation suivante :

$$J_z = J_s e^{(-z\sqrt{\pi\sigma\mu_0\mu_r f})} = J_s e^{(-\frac{z}{\delta})} \quad (I.2)$$

Avec :

Z : La profondeur considérée à l'intérieur de la pièce [m].

J_s : Le module de la densité de courant à la surface de la pièce ($z = 0$) [A/m^2].

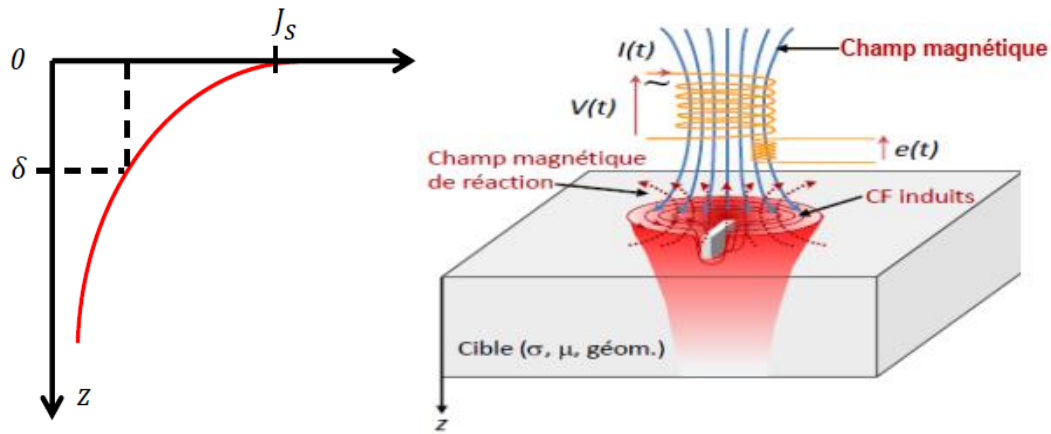


Figure I.14. Variation de l'amplitude des courants de Foucault à l'intérieur d'un conducteur et densité des courants induits

La figure (I.14) montre les variations de la profondeur de peau conventionnelle δ en fonction de la fréquence f pour quelques matériaux conducteurs.

Pour des fréquences élevées le courant induit se concentre sur une petite surface possible (minimisation de l'effet de peau), alors que la variation de l'impédance est proportionnelle à la fréquence du courant d'excitation.

I.5.7.4. Plan d'impédance normalisée

Lorsqu'une sonde se trouve à proximité d'une cible métallique, son impédance complexe. Pour un bobinage de N spires parcourus par un courant alternatif sinusoïdal I_{exc} , est définie par :

$$Z = \frac{V_{exc}}{I_{exc}} = R + jX \quad (I.3)$$

Où V_{exc} et I_{exc} sont les grandeurs complexes associées à la tension et au courant d'excitation.

Donc on utilise les grandeurs X_0 (réactance de la bobine dans l'air), dépend de l'inductance L de la bobine qui est déterminée par le nombre de spires et la forme de la bobine, X (réactance de la bobine en présence du matériau), R_0 (résistance du fil de bobinage de la bobine à vide) dépend seulement des caractéristiques du fil et du nombre de spires de la bobine, et R résistance de la bobine en présence du matériau.

Une sonde est donc caractérisée par deux grandeurs : la composante résistive R qui englobe les pertes par courants de Foucault dues à la pénétration du champ dans la cible et les pertes internes du bobinage d'excitation, et le terme inductif X qui représente la réactance du bobinage d'excitation, liée à la topologie des lignes de champ magnétique émises par la sonde. Pour ne conserver dans l'expression de l'impédance que les variations dues à la présence de la cible, on introduit traditionnellement la notion d'impédance normalisée [18].

On définit l'impédance normalisée comme suit :

$$Z_n = R_n + jX_n \quad (\text{I.4})$$

Le plan d'impédance normalisée fait appel à l'impédance de la sonde dans l'air

$$Z_0 = R_0 + jX_0 \quad (\text{I.5})$$

On définit :

La résistance normalisée : $R_n = \frac{R-R_0}{X_0}$ (I.6)

La réactance normalisée : $X_n = \frac{X}{X_0}$ (I.7)

La différence $R - R_0$, reflète les pertes ohmiques dues aux courants de Foucault dans la cible métallique où R_0 est la résistance ohmique.

On trace alors l'évolution de la réactance normalisée en fonction de la résistance normalisée sur le plan $X_n = f(R_n)$ (voir la figure I.15) [13]. Un changement de caractéristique physique de la pièce contrôlée fait varier le point de fonctionnement suivant une trajectoire que l'on appelle signature montrer dans la figure I.15.

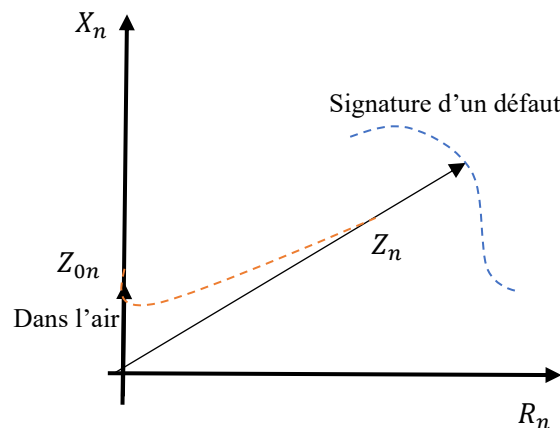


Figure I.15. Diagramme d'impédance normalisée Z_n .

Z_{0n} : Impédance normalisée de la bobine dans l'air (impédance sans cible) $Z_{0n} = j$,

Z_n : Impédance normalisée de la bobine au contact du matériau.

1.5.7.5. Signaux d'excitation.

L'extraction de l'information désirée de la pièce à contrôler est dépendants au mode d'excitation de la sonde du capteur. Pratiquement il existe trois modes d'alimentation (excitation des bobines), pour les bobines des capteurs à courants de Foucault. On les cite :

- a. L'alimentation mono fréquence.
- b. L'alimentation multi fréquentielle.
- c. L'alimentation par de courants pulsés.

a. Alimentation mono fréquence

Les courants de Foucault dans la cible sont induits par un courant ou une tension d'excitation sinusoïdale, avec une valeur de fréquence déterminer peut varier selon l'application destinée. Aussi de la sensibilité de détection des défauts aux paramètres recherchés.

Dans le cas d'une seule bobine à la fois émettrice et réceptrice le contrôle se fait par la mesure d'impédance de la bobine. Cependant le contrôle par alimentation mono-fréquence il est nécessaire d'avoir deux informations en résulte : la résistance et la réactance normalisées, à l'aide d'un plan d'impédance normalisée z_n .

L'utilisation d'une très basse fréquence, engendre une très faible amplitude de courants de Foucault et la précision devienne insuffisante à cause des bruits. Par contre l'utilisation d'une fréquence trop élevée fait apparaître des phénomènes capacitifs parasites, engendrés notamment par les capacités inter spires des capteurs [14].

b. Alimentation multi-fréquentiel :

En alimentation mono-fréquence on est limité que par deux informations réelles (R_n, X_n) qui ne permettent pas toujours à fournir toutes les informations nécessaires pour caractériser et identifier le défaut existant dans la pièce. Pour cette raison l'opérateur a besoin d'effectuer plusieurs valeurs de fréquences d'excitation pour avoir des mesures suffisantes, Pour ce type de CND, les mesures à plusieurs fréquences sont analysées. Pour les obtenir, on alimente le capteur par un courant sinusoïdal successivement à chacune des fréquences considérées. Les données à chacune de ces fréquences sont collectées comme pour les mesures mono-fréquence [16]. Cette technique d'alimentation multifréquence permet de distinguer un nombre de paramètres au minimum deux. Elle constitue une extension de la technique mono fréquence, pour cela elle utilise k fréquences différentes pour fournir alors $2k$ informations réelles et également peut supprimer jusqu'à $2n - 1$ perturbations. Le développement des techniques multifréquences englobe deux objectifs ; localiser (positionner) et caractériser le défaut à partir d'un signal global issue de la combinaison du signal utile dû au défaut dans la pièce et de bruits parasites.

Le contrôle par courants de Foucault multifréquences très utilisé pour l'inversion des données fournies par la sonde en vue de déterminer des paramètres du matériau en regard. Selon les applications considérées, ces paramètres peuvent être de différentes natures :

- distance sonde / cible (lift-off) ;
- conductivité électrique de la cible (σ) ;
- perméabilité magnétique de la cible (μ) ;

- défauts dans le matériau ;
- épaisseur du matériau à contrôler.[19]

c. Alimentation pulsée

Cette technique représente une extension de celle d'alimentation multifréquence. Elle consiste à créer un signal d'impulsions (signal à durée finie) de courant d'amplitude et du temps variables, en émettant un champ magnétique à large bande fréquentielle, qui permet d'avoir une excitation à large bande spectrale. Avec cette technique qui s'appelle couramment le contrôle par courant de Foucault pulsé, elle peut détecter des défauts dans des profondeurs profondes non accessibles et défauts enfouis.

Cette technique a vu le jour au milieu des années 50 pour la mesure d'épaisseur des revêtements métalliques, les signaux d'alimentation peuvent être utilisés sont de la forme : rectangulaire, triangulaire ou demi sinusoïdale, souvent impulsions de courtes durées. Une telle méthode est plus riche en informations qu'un contrôle par courants de Foucault mono-fréquentiel ou multi-fréquentiel. Cependant, la quantité d'informations recueillies dans la pratique dépend fortement du traitement des signaux et du bruit qui est difficilement filtrable car les signaux sont de large bande [16].

1.6. Comparaison des techniques utilisées en CND :

Le tableau I.1 donne un aperçu global des différents procédés les plus utilisés en CND, il englobe le principe physique, les défauts détectés, les domaines d'applications et enfin les principaux avantages et inconvénients [20]:

Tableau I.1. Comparaison des procédés de CND les plus connus

Techniques CND	Principe physique	Défauts détectés	Domaines d'application	Principaux avantages	Principaux inconvénients
Visuel	Vision direct ou assistée des défauts	Détection des défauts superficiels	Contrôle industriel en ligne, bandes de tôle, verre, plastique ou produit en grande série	Simple et il peut être assisté par un réseau de caméra, point commun avec d'autre procédé	Limitation de la vision humaine, l'assistance des caméras pour les productions en grande série est obligatoire
Ressuage	Imprégnation, nettoyage de surface, application d'un révélateur	Détection de défauts superficiels	Applicable à tous les matériaux non poreux et ne présentant pas une très grande rugosité	Simple à mettre en œuvre, application globale aux pièce, complète la détection visuelle	Examen lent, coût élevé, précaution d'hygiène à l'emploi des produits émulsifs
Magnétoscopie	Accumulation de poudre	Défauts débouchant fins	Matériaux ferromagnétiques (aciers)	Très sensible	Applicable uniquement aux matériaux ferromagnétiques
Ultrasons	Perturbation d'une onde Échographie	Défauts internes, Défauts débouchant	Tous les matériaux, même en domaine médical	Inspection en profondeur, résultats immédiats	Coûteuse, difficile pour les très petites pièces
Radiographie	Atténuation d'un flux de rayons X ou γ	Défauts internes	Tous les matériaux	Fiabilité, profondeur importante d'examen, résultats archivables	Protection du personnel, coût élevé, interprétation difficile
Courants de Foucault	Perturbation des courants induits	Défauts débouchant ou sous cutanés	Applicable aux matériaux conducteurs et ferromagnétiques	Sensible, sans contact, automatisation aisée même à température élevée	Valable aux matériaux conducteurs, difficile à automatiser

Conclusion

Nous avons vu dans ce chapitre les différents principes des techniques de CND les plus utilisées dans le secteur industriel : l'examen visuel, le ressuage, le contrôle par magnétoscopie, le contrôle par ultrasons, La radiographie : rayons X (RX) et gammagraphie (γ), la thermographie et enfin la technique de contrôle par courants de Foucault, ainsi leurs domaines d'application, leurs avantages et inconvénients

Cependant, il n'y a pas une technique qui peut être adapter pour les différents défauts et à tous les matériaux, alors le choix de la technique dépend de plusieurs facteurs, nature (conducteur ou isolant), dimensions et état de surface du matériau à contrôler, type de défaut à rechercher. L'application d'un

capteur magnétique de type magnéto-impédance géante (GMI) au contrôle de pièces planes légèrement magnétiques et ferromagnétiques sera illustrée dans le chapitre suivante.

Chapitre II

Capteurs de champ magnétique

Chapitre II

Capteurs de champ magnétique

Introduction

Les types des capteurs sont nombreux parmi lesquels on trouve les capteurs de champ magnétiques qui sont implantés dans un très grand nombre des systèmes de production et de contrôle industriels et cela est dû à son extrême importance.

Le principe de fonctionnement des capteurs magnétiques consiste à la transformation d'un champ magnétique variable généralement, sous forme alternatif, en une tension mesurable grâce à l'existence d'un système d'émission et de réception.

Les capteurs de champ magnétique ont plusieurs applications : surveillance de positionnement dans l'espace, le contrôle non destructif, codage de position et d'angle, mesure de courant électrique sans contact, mesure de la vitesse, mesure d'une distance, imagerie médicale, imagerie magnétique.

Dans le présent chapitre que nous étudierons nous allons voir les différents types des capteurs de champ magnétique.

II.1. Capteurs magnétiques

Les capteurs magnétiques peuvent être utilisés directement pour des mesures de champs, mais aussi pour des mesures de distances, de vitesses, pour des mesures de courants, pour la détection de pièces métalliques, pour du contrôle non destructif, ..., etc.

II.1.1. Fluxgates

Les capteurs Fluxgates (portes de flux) mesurent à la fois des signaux DC et des signaux AC basse fréquence. Utilisés en tant que capteurs de champ magnétique ils permettent de mesurer des champs d'amplitude allant jusqu'à 1 mT environ, avec une excellente précision.

Leur principe repose sur l'utilisation d'un noyau ferromagnétique doux dont on vient de moduler la perméabilité au moyen d'un flux magnétique périodique créé par un bobinage d'excitation. L'intensité du courant induisant le flux d'excitation est choisie suffisamment grand pour amener (périodiquement) l'aimantation du noyau magnétique à saturation.

A ce flux se superpose celui du champ que l'on souhaite mesurer (supposé continu ou lentement variable par rapport au premier) et dont l'effet est de dissymétriser la saturation.

Le flux total est capté par un second bobinage à la sortie duquel apparaît une tension égale à la dérivée du flux magnétique (loi de Lenz) qui se présente, compte tenu de l'excitation appliquée, sous forme d'impulsions dont le rapport cyclique dépend du champ à mesurer.

En pratique c'est via le second harmonique du signal de sortie que se fait la mesure. Afin d'en maximiser la sensibilité, le matériau magnétique doit présenter un cycle carré, raison pour laquelle on emploie des matériaux doux. Ce qui distingue les fluxgate c'est leur précision de mesure, et enfin l'avantage majeur de ce type des capteurs magnétique c'est la possibilité de mesurer soit un champ alternatif soit un champ continu [21].

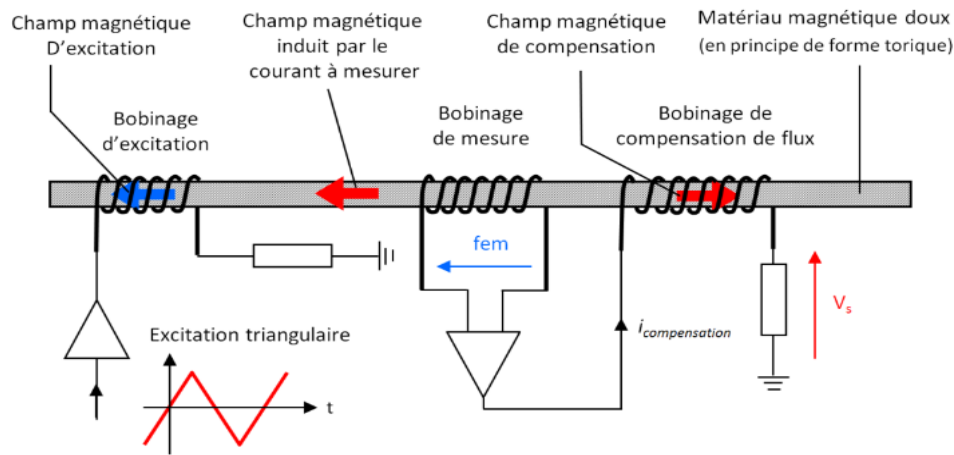


Figure II.1. Principe de fonctionnement d'un fluxgate.

II.1.2. Capteurs à effet Hall

L'effet Hall est utilisé dans des appareils très variés tels que les ampèremètres, les wattmètres, les capteurs de position, de niveau, de déplacement, ... Ces capteurs sont généralement constitués d'une sonde et d'un aimant. La sonde est une plaquette semi-conductrice telle que le silicium, l'AsGa ou le germanium dopé. Elle est parcourue par un courant I_0 , et on mesure la tension Hall à ses bornes U_H . L'aimant produit un champ d'induction B dont la valeur sur la sonde dépend de sa position, modifiant ainsi la tension U_H , la tension mesurée est donnée par la formule Américaine suivante :

$$U_H = k_H \cdot B \cdot I_0 \quad (\text{II.1})$$

k_H : C'est une constante dépend du matériau conducteur ou semi-conducteur (sonde).

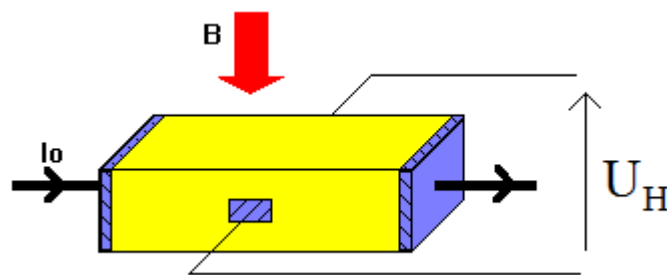


Figure II.2. Principe de fonctionnement d'un capteur à effet Hall.

II.1.3. Magnétorésistances

La magnétorésistance est un phénomène découvert en 1857 par Lord Kelvin [22]. Sous l'action d'un champ magnétique la résistance d'un matériau varie. Cet effet a été mis en pratique pour la réalisation de capteurs, par exemple en géophysique, mais c'est surtout avec la découverte de la magnétorésistance géante que les applications les plus importantes sont arrivées. Dans ce cas une baisse de résistivité est observée qui est bien plus importante que 5%. Cela permet de faire des capteurs pour mesurer des champs magnétiques, généralement on trouve trois types principaux des capteurs à effet

magnétorésistance : le magnétorésistance anisotrope (AMR) qui est très utile pour la réalisation des capteurs, ainsi on rencontre d'autres types surtout pour les dernières technologies comme la magnétorésistance géante (GMR) et les magnétorésistances tunnel (TMR), à partir de ces derniers types nous pouvons produire des dispositifs ont un forte effet magnétorésistance par des matériaux constituants en couche mince, le taux de magnétorésistance MR est donnée par la formule suivante :

$$MR(\%) = \frac{R_{max} - R_{min}}{R_{min}} \quad (II.2)$$

Ici la variation de la résistance serait toujours entre une valeur minimale et l'autre maximale, donc les deux extrémités représentant l'intervalle de variation sont R_{max} et R_{min} respectivement, ensuite la variation de la résistance est liée directement aux variations du champ magnétique, et chaque type de magnétorésistance donne un taux différent à l'autre. Pour un AMR ce facteur est de 1% – 2% et là c'est le plus faible par rapport à un GMR qui donne un facteur de 20% – 60% et un TMR à 60% – 600% [23].

II.1.3.1 Magnétorésistances anisotropes (AMR)

La magnétorésistance anisotrope est connue depuis longtemps, la structure des capteurs AMR est essentiellement basée sur un matériau ferromagnétique mono-domaine et anisotrope, sous l'effet d'un champ magnétique sur le matériau ferromagnétique une aimantation est induit et il suit des axes privilégiés qui sont appelées axes de facile aimantation, donc la résistance AMR est correspondant à une angle θ résultante entre l'aimantation M et le courant I qu'il travers le matériau, la relation suivante définit la résistance R en fonction de l'angle θ :

$$R = R_0 + \Delta R \cos^2 \theta \quad (II.3)$$

Dont R_0 représente la résistance du matériau lorsque l'aimantation M est perpendiculaire au courant I , on observe que l'application d'un champ H à l'axe d'anisotropie va tourner l'aimantation d'un angle θ , qui est déterminée à partir de champ d'anisotropie H_k et le champ appliqué H :

$$\sin \theta = \frac{H}{H_k} \quad (II.4)$$

Finalement on peut extraire la relation de la résistance du matériau R en fonction du champ appliqué H à travers les deux relations (II.3) et (II.4) :

$$R = R_0 + \Delta R \sqrt{1 - \left(\frac{H}{H_k}\right)^2} \quad (II.5)$$

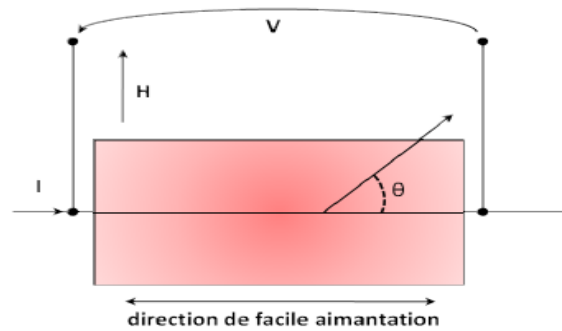
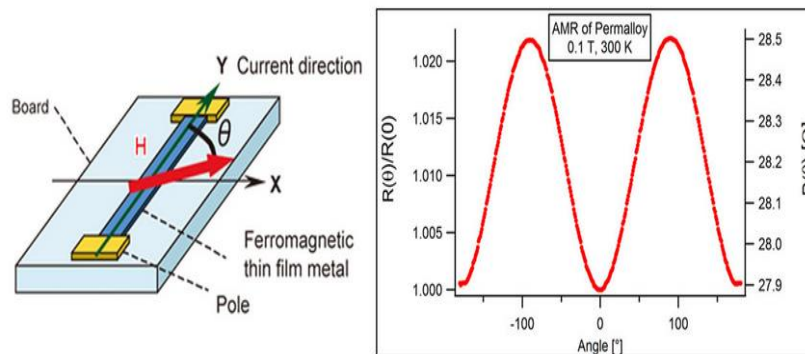


Figure II.3. Schéma de base d'une magnétorésistance anisotrope.

La relation obtenue au-dessus est non linéaire, donc pour faciliter l'étude on doit la transformer linéaire, pour cela il faut travailler au voisinage de l'angle 45° , et pour vérifier cette condition nous faisons circuler un courant de 45° par rapport à l'axe d'anisotropie ou à travers l'application d'un champ magnétique permanent qui serait perpendiculaire à l'axe d'anisotropie.

Figure II.4 Courbe présentant la variation de la résistance R en fonction de l'angle θ

II.1.3.2. Magnétorésistances géantes (GMR)

C'est en 1988 que deux physiciens du solide, le Français Albert Fert et l'Allemand Peter Grünberg - ils ont depuis reçu le prix Nobel de physique 2007 - ont découvert qu'une alternance de couches ultraminces de fer et de chrome, d'une épaisseur de quelques atomes pour chaque couche, présentait une très forte chute de sa résistivité sous l'action d'un champ magnétique. L'effet était déjà connu depuis longtemps mais pas avec une telle amplitude, c'est pourquoi il a été baptisé magnétorésistance géante ou GMR (Giant Magneto Resistance en anglais) [13].

Le phénomène au niveau du matériau se manifeste sous forme d'une baisse significative de la résistance observée sous l'application d'un champ magnétique externe. Dans la découverte initiale, les deux couches ferromagnétiques adjacentes ont, en l'absence de champ magnétique appliqué, une aimantation antiparallèle qui résulte d'un couplage antiferromagnétique. Un champ magnétique externe induit un renversement d'aimantation : les aimantations respectives des deux couches s'alignent et la résistance de la multicouche décroît brutalement.

L'effet se produit parce que le spin des électrons du métal non magnétique se répartit équitablement de façon parallèle et antiparallèle, et subit ainsi une diffusion magnétique moins importante lorsque les couches ferromagnétiques sont aimantées de façon parallèle.

La magnétorésistance est la dépendance de la résistance électrique d'un échantillon sous l'effet d'un champ magnétique externe. Numériquement, elle est caractérisée par :

$$\delta H = \frac{R(H) - R(0)}{R(0)} \quad (\text{II.6})$$

Où $R(H)$ est la résistance de l'échantillon dans un champ magnétique H , et $R(0)$ la résistance en l'absence de champ magnétique. Cette expression peut parfois se trouver sous une autre forme, avec l'expression des résistivités électriques à la place des résistances, un signe différent pour δH , et elle est parfois normalisée par $R(H)$ plutôt que $R(0)$.

Le terme « Magnétorésistance géante » indique que la valeur de δH pour des structures multicouches est significativement supérieure à la magnétorésistance d'anisotropie, qui a typiquement une valeur de quelques pourcents.

II.1.3.2.1 Différents types de magnétorésistance (GMR)

a. Magnétorésistance géante dans les multicouches

Au moins deux couches ferromagnétiques sont séparées par un film ultra-mince (environ 1 nanomètre) de métal non ferromagnétique (par exemple, deux couches de fer séparées par du chrome : Fe/Cr/Fe). Pour certaines épaisseurs, le couplage entre les couches ferromagnétiques adjacentes devient un couplage antiferromagnétique : au niveau énergétique, il devient préférable pour les couches adjacentes que leurs aimantations respectives s'alignent de façon antiparallèle. La résistance électrique du dispositif est normalement plus grande dans le cas antiparallèle, et la différence peut atteindre plusieurs dizaines de pourcents à température ambiante. Dans ces dispositifs, la couche intermédiaire correspond au second pic antiferromagnétique dans l'oscillation antiferromagnétique-ferromagnétique du couplage [24].

b. Magnétorésistance géante spin-valve

Une couche antiferromagnétique est utilisée pour fixer l'aimantation d'une couche ferromagnétique dite dure. Ceci se fait par couplage direct (la couche piégeante et la couche piégée étant directement en contact), une couche ferromagnétique dite douce est séparée de la couche piégée par une couche conductrice suffisamment épaisse pour que le couplage magnétique entre elles soit faible et que les aimantations soient indépendantes, la couche douce est libre de s'orienter dans un champ extérieur.

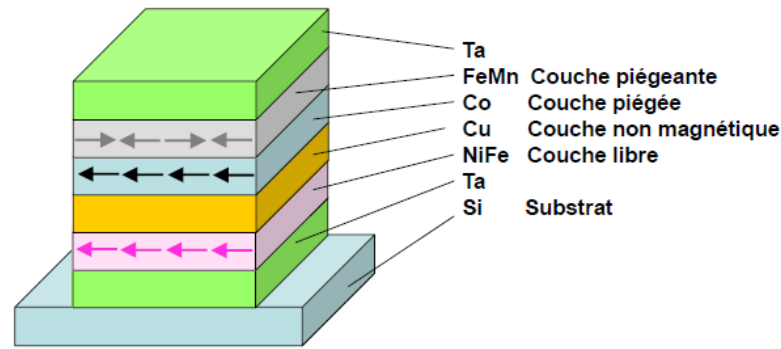


Figure II.5. Structure d'une magnétorésistance géante.

c. Magnétorésistance géante granulaire

La magnétorésistance géante granulaire est un phénomène se produisant dans les précipités solides de matériaux magnétiques dans une matrice non magnétique. En pratique, la GMR granulaire est uniquement observée dans des matrices de cuivre contenant des granules de cobalt. La raison en est que le cobalt et le cuivre sont non miscibles, et il est donc possible de créer le précipité solide en refroidissant rapidement un mélange en fusion de cuivre et de cobalt. La taille des granules dépend de la vitesse de refroidissement et du post-recuit. Les matériaux montrant une magnétorésistance géante granulaire ne semblent en 2005 pas capables de reproduire des effets aussi importants que ceux présentés par leurs homologues formés de multicouches [24].

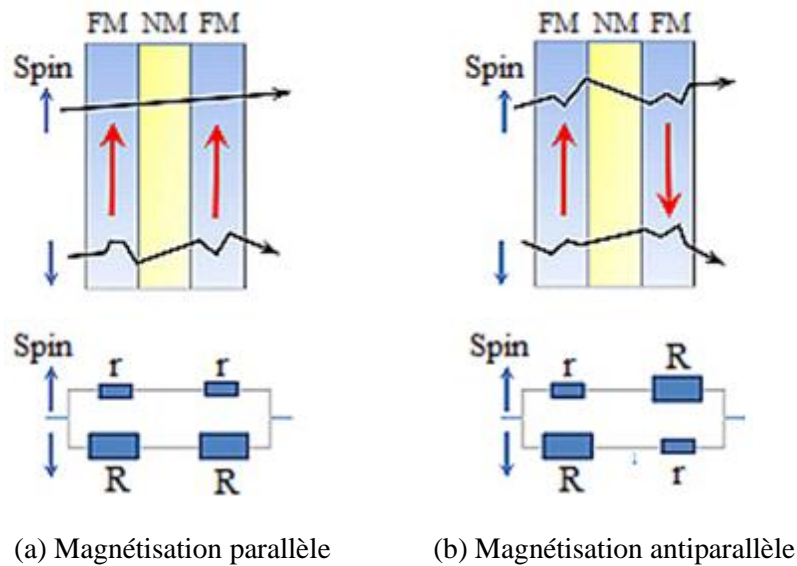


Figure II.6. Principe de fonctionnement de la GMR.

II.1.3.3. Magnétorésistances tunnel (TMR)

Les TMR ont une structure semblable à la vanne de spin à la différence près que la couche conductrice est remplacée par une couche isolante, d'une épaisseur de l'ordre de 1 nanomètre, qui fait office de barrière tunnel (souvent alumine Al_2O_3), dont un effet tunnel c'est des électrons d'énergie inférieure à une barrière de potentiel peuvent la franchir si elle est suffisamment fine, nos matériaux ferromagnétique (couche dure et douce) forment les électrodes de la barrière de potentiel [24].

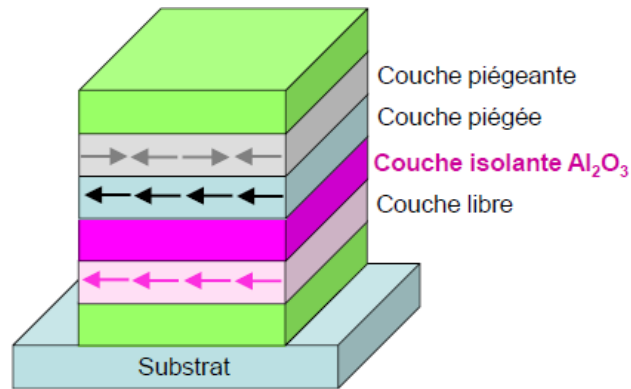


Figure II.7. Structure d'une magnétorésistance à effet tunnel TMR.

II.1.4 Capteurs à SQUID

Le capteur de champ magnétique à SQUID est un détecteur très sensible, et il s'impose depuis sa découverte comme le magnétomètre le plus sensible actuellement disponible, en fait il ne permet pas de mesurer un champ mais plutôt sa variation, ainsi les bobines captrices (ou gradientmètre) vont mesurer les variations spatiales d'un champ magnétique aussi faibles que générés par le corps humain. Ce type de capteur est basé sur un supraconducteur SQUID (du nom anglais Superconducting Quantum Interference Device, qui signifie : détecteur supraconducteur à interférence quantique) [25].

Le principe global d'un magnétomètre à SQUID est de transformer en signal électrique la variation de flux induite par le déplacement d'un échantillon le long de l'axe d'une bobine. Une mesure consiste donc à déplacer l'échantillon dans des bobines captrices (gradientmètre), à une température donnée et dans un champ magnétique homogène. Les bobines du gradientmètre sont très exactement compensées. Lorsqu'on introduit l'échantillon dans le gradientmètre, le champ magnétique est perturbé et produit une variation de flux magnétique, qui induit un courant dans les bobines du gradientmètre.

II.2. Capteurs à effet magnéto-impédance géante (GMI)

II.2.1. Magnéto-impédance

La Magnéto Impédance Géante (Giant Magneto-Impedance GMI, en anglais) est une variation importante de l'impédance d'un matériau ferromagnétique amorphe lorsqu'il est parcouru par un courant alternatif et soumis à un champ magnétique extérieur statique ou quasi statique (Figure II.10).

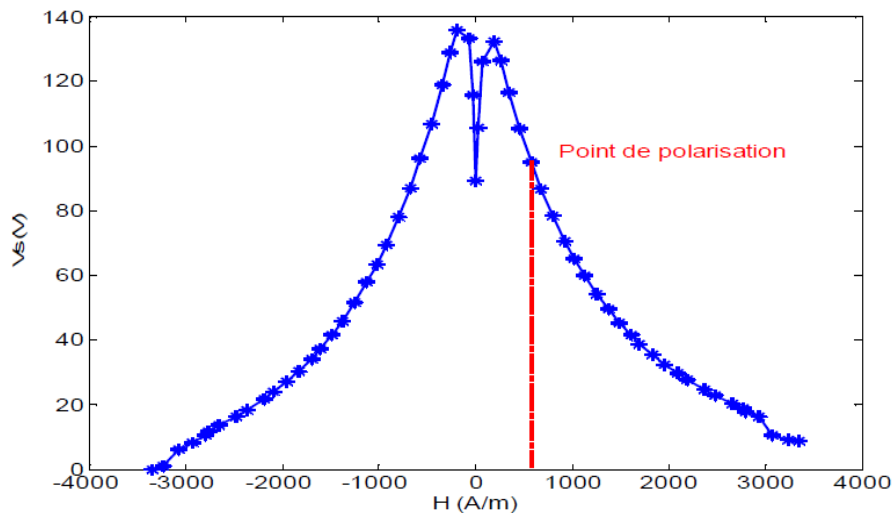


Figure II.18. la variation d'une tension V_s de l'impédance d'un fil ferromagnétique amorphe lorsqu'il est parcouru par un courant à haute fréquence et soumis à un champ magnétique externe.

La figure II.10 représente la variation relative de l'impédance Z d'un fil ferromagnétique en fonction du champ magnétique appliqué H . Elle est mesurée pour un fil parcouru par un courant de haute fréquence et soumis à un champ magnétique variable.

La variation relative de l'impédance est exprimée comme suit:

$$\left| \frac{\Delta Z}{Z} \right| \cdot 100(\%) = \left| \frac{Z(H) - Z(H_{max})}{Z(H_{max})} \right| \cdot 100 \quad (\text{II.7})$$

Où $Z(H)$ l'impédance du fil à un champ magnétique donné (H) et $Z(H_{max})$ est l'impédance à champ de saturation [26].

II.2.2 Utilisation d'un capteur GMI pour mesurer un champ magnétique

L'utilisation d'un capteur à effet GMI se fait à travers l'excitation d'un matériau ferromagnétique par un courant $I(\omega)$ on a vu précédemment comment exprimer l'impédance relative $\frac{\Delta Z}{Z}$ à partir la formule (II.7), donc l'impédance relative du matériau atteint le maximum à 100%, pour une induction magnétique externe de 0.1 T appliquée nous pouvons extraire l'évolution de l'impédance relative en fonction de l'induction magnétique comme représentée dans la figure (II.11) ainsi dans la figure on constate une progression quasi-linéaire de l'impédance relative dans l'intervalle de 0 à 100 μT , ça signifie la détermination de la valeur de l'impédance relative $\frac{\Delta Z}{Z}$ avec une précision excellente dans cette marge aussi la résolution dans ce cas est considérable puisque 10 μTesla concerne une variation de 10% de l'impédance [27].

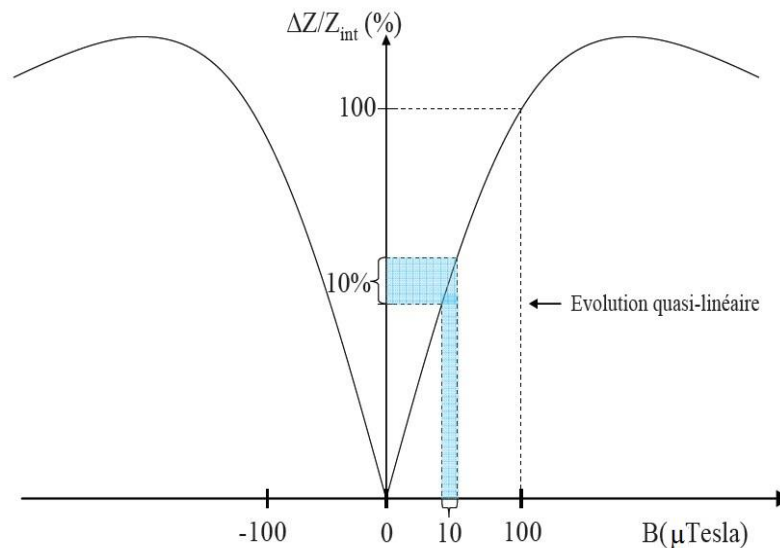


Figure II.9. Evolution typique de l'impédance relative d'un capteur à magnéto-impédance géante.

II.2.3. Origine de la Magnéto-Impédance

Une grande partie de la recherche autour du phénomène GMI a été consacrée à l'étude des matériaux pouvant présenter ce phénomène ainsi qu'à leurs techniques de fabrication. Dans le but de maximiser la variation de l'impédance, ces recherches ont exploité les différentes compositions chimiques des matériaux, les différentes géométries (fils amorphes, ruban amorphes, multicouches, etc.) Ainsi que les techniques de fabrication (à chaud, recuit). Tannous et al ont résumé les différents paramètres physiques qui maximisent la GMI. Ces paramètres sont liés à la douceur du matériau. Il faut donc que le matériau ait une faible magnétostriction (de préférence négative), une faible résistivité ($< 100 \mu\Omega cm$), un faible champ correctif ($< 100 A/m$), une faible valeur de l'anisotropie magnétique, une aimantation à saturation importante et une grande perméabilité.

L'effet GMI se manifeste dans les matériaux magnétiques doux et les nanocristallins car ils ont la particularité de s'aimanter très fortement sous l'effet d'un champ magnétique extérieur. En plus, ces matériaux ont une grande perméabilité.

Dans le simple exemple supposant qu'on a un micro fil ferromagnétique amorphe (Co-Fe-Si-B) parcouru par un courant alternatif $\underline{i}_{ac} = I_{ac} e^{-j2\pi ft}$ où I_{ac} est son amplitude et f sa fréquence. Une tension alternative v_{ac} apparaît aux bornes du fil. Dans ce cas, l'impédance complexe du fil à une fréquence donnée est définie par le rapport entre les amplitudes complexes de la tension et du courant [28].

$$\underline{Z} = \frac{\underline{V}_{ac}}{\underline{I}_{ac}} \quad (\text{II.8})$$

a. La GMI et les modèles théoriques

L'interprétation du phénomène GMI dépend de la fréquence du courant d'excitation. On peut ainsi distinguer trois régimes de fonctionnement. Dans le domaine des basses fréquences de 1 à 100 kHz la variation de la tension aux bornes de l'échantillon est principalement due au phénomène magnéto-inductif qui a été largement étudié par Mohri et al [29]. À des fréquences plus élevées, jusqu'à quelques MHz, l'effet est essentiellement causé par les variations de la profondeur de pénétration dues à de forts changements de la perméabilité magnétique sous l'effet d'un champ magnétique externe. A des fréquences très élevées, de l'ordre du GHz, une énorme variation de la profondeur de pénétration est observée, et de forts changements de l'impédance se produisent à cause de la résonance ferromagnétique.[30]

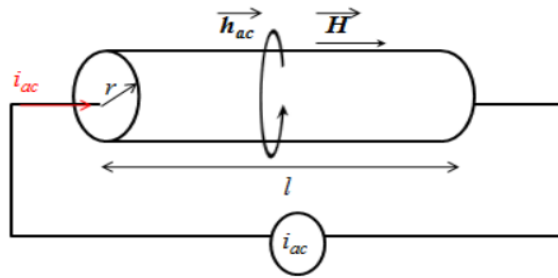


Figure II.10. Schéma d'un fil ferromagnétique amorphe parcouru par un courant alternatif i_{ac} et soumis à un champ magnétique \vec{H} .

✓ Le régime des basses fréquences

Dans le régime des basses fréquences pour le courant d'excitation du matériau ferromagnétique, le comportement de la GMI est magnéto-inductif dont le courant qui traverse le fil ferromagnétique crée un champ magnétique circonférentiel \vec{h}_{ac} variable en fonction du temps, ce champ à son tour va induire un flux magnétique et un champ électrique longitudinal \vec{e}_z au conducteur, ici la tension v_L à les deux extrémités du fil ferromagnétique est proportionnelle à la longueur du fil l :

$$\underline{V}_L = \underline{E}_Z \cdot l = (j2\pi f) \underline{I}_{ac} \cdot L \quad (\text{II.9})$$

Où V_L , I_{ac} et E_Z sont les amplitudes complexes respectives de v_L , i_{ac} , e_z .

Dans le cas d'un fil homogène on peut exprimer l'inductance L du fil à partir d'une perméabilité circonférentielle μ_ϕ et la longueur du fil :

$$L = \frac{\mu_\phi \cdot l}{2} \quad (\text{II.10})$$

La tension du fil totale V_{ac} est exprimée par la tension de la partie inductive V_L et d'une partie résistive

$\underline{V}_R = \underline{I}_{ac} \cdot R_{dc}$ donc :

$$\underline{V}_{ac} = \underline{V}_R + \underline{V}_L = \underline{I}_{ac} R_{dc} + (j2\pi f) \underline{I}_{ac} L \quad (\text{II.11})$$

L'impédance électrique du fil est le rapport entre la tension aux bornes du fil et le courant qui le parcourt :

$$\underline{Z} = \frac{V_{ac}}{I_{ac}} = R_{dc} + (j2\pi f)L = R_{dc} + jX \quad (\text{II.12})$$

Où :

$$X = 2\pi fL = \pi f\mu\phi l \quad (\text{II.13})$$

La perméabilité μ_ϕ dépend du champ magnétique appliqué H . Quand un champ magnétique externe est appliqué, la perméabilité circonférentielle du fil μ_ϕ change donnant lieu à une grande variation de la partie inductive de l'impédance.

On peut conclure qu'à basse fréquence, la dépendance de l'impédance au champ magnétique appliqué est relative au terme inductif qui est proportionnel à la perméabilité du fil. Ainsi, le champ magnétique extérieur agit pour favoriser la variation de la perméabilité circonférentielle des fils (perméabilité transversale pour les rubans) [29].

✓ *Le régime des fréquences intermédiaires et haute fréquence*

Nous avons vu dans le paragraphe précédent qu'on applique une excitation à un conducteur ce dernier il produit un champ magnétique circonférentiel qui est introduit à partir la loi d'ampère selon la relation suivante :

$$\underline{I_{ac}} = 2\pi r \underline{H_{ac}} \quad (\text{II.14})$$

Initialement on a connu l'expression de l'impédance du fil ferromagnétique à partir de la formule (II.12) et là aussi on peut extraire une nouvelle expression qui concerne l'impédance surfacique Z_s :

$$\underline{Z} = \frac{V_L}{I_{ac}} = \frac{lE_z}{2\pi r \underline{H_{ac}}} = \frac{l}{2\pi r} \underline{Z_s} \quad (\text{II.15})$$

La profondeur de pénétration du courant dans le milieu est caractérisée par l'épaisseur de peau qui est donnée par la formule suivante :

$$\delta = \frac{1}{\sqrt{\sigma\pi f\mu_\phi}} \quad (\text{II.16})$$

La profondeur de pénétration s'écrit en fonction de la conductivité σ , de la fréquence f et de la perméabilité circonférentielle μ_ϕ qui à son tour dépend du champ magnétique appliqué H . Ainsi, lorsqu'on applique un champ magnétique extérieur, la perméabilité du matériau change et par conséquent, la profondeur de peau donnant lieu à une modification de l'impédance [31].

II.2.4 Structures des capteurs à effet GMI

Les capteurs magnétiques à effet GMI ont plusieurs formes et structures selon les applications voulues et aussi selon les différentes techniques de fabrication on trouve principalement les deux structures suivantes :

- **Structure homogène**

Dans ce type de structure des capteurs à effet GMI on peut rencontrer les formes géométriques suivantes :

- un ruban
- une couche mince ou filme
- un fil ou micro fil

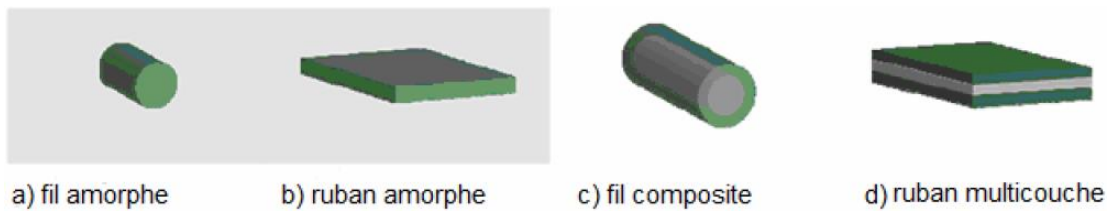


Figure II.11. Structures et formes géométriques des capteurs à effet GMI.

Lorsqu'on excite l'échantillon par un courant alternatif I_{ac} de fréquence f et d'amplitude constante la détermination de l'impédance Z est effectuée à partir de la tension V_{ac} mesurée au borne de l'échantillon. Pour un échantillon de forme géométrique d'un parallélépipède de dimension $l \times b \times d$ qui signifie respectivement (la longueur, la largeur, l'épaisseur) qui présente dans la figure (II.14) est donnée par :

$$Z = R_{dc} \frac{kd}{2} \coth\left(\frac{kd}{2}\right) \quad (\text{II.17})$$

Avec : $R_{dc} = \rho \frac{l}{s} = \frac{l}{\sigma db}$ et $k = \frac{1+j}{\delta}$ avec σ représente la conductivité du matériau.

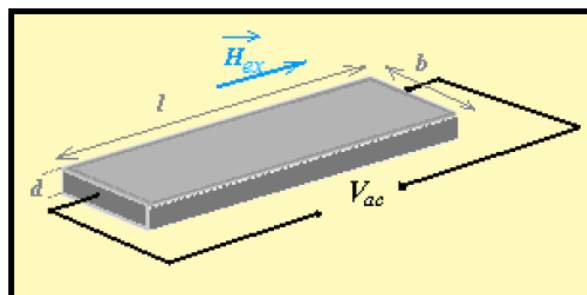


Figure II.12. Ruban ferromagnétique de dimension $l \times b \times d$ traversé par un courant alternatif I_{ac} et soumis sous un champ extérieur \vec{H} .

- **Structure non homogène**

- a) Structure sandwich (multicouche) : dans cette structure le capteur est constitué de deux couches ferromagnétiques et entre elle on met le matériau conducteur, cette structure

permet d'augmenter l'effet GMI du capteur et la variation de l'impédance est proportionnelle aux conductivités.

L'impédance ici est donnée par la relation suivante :

$$Z = R_{dc} \left[\frac{\coth x_1 \coth x_2 + \xi}{\coth x_1 + \xi \coth x_2} \right] (\xi x_1 + x_2) \quad (\text{II.18})$$

Avec R_{dc} : résistance en continue de la structure sandwich $R_{dc} = \frac{l}{2b(\sigma_1 d_1 + \sigma_2 d_2)}$

$$x_1 = (1 + i) \frac{d_1}{\delta_1} \quad \text{Et} \quad x_2 = (1 + i) \frac{d_2}{\delta_2} \quad \text{ainsi : } \xi = \frac{\sigma_1 \delta_1}{\sigma_2 \delta_2} = \sqrt{\frac{\sigma_1 \mu_{rt}}{\sigma_2}}$$

Tel que : $(l, b, 2d_1, d_2)$ sont respectivement la longueur, la largeur, l'épaisseur du conducteur et l'épaisseur du matériau magnétique.

(σ_1, σ_2) : sont respectivement les conductivités du conducteur et du matériau magnétique.

μ_{rt} : la perméabilité relative transversal du matériau complexe magnétique.

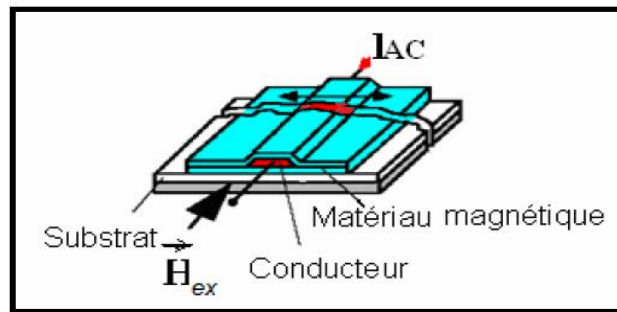


Figure II.13 Structure sandwich où un conducteur en cuivre est inséré entre deux couches de matériau ferromagnétique.

- b) Structure de fils électrodéposés (fil composite) : dans cette structure un fil de matériau conducteur est entouré par un matériau magnétique. Lorsqu'un courant alternatif I_{ac} est injecté dans le conducteur sous un champ magnétique statique l'effet magnéto impédance se trouve amplifié [32].

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons vu les différents types des capteurs de champ magnétiques ainsi et les technologies de fabrication de chaque type, on a présenté aussi l'intérêt de chacun selon le domaine d'application, et l'usage voulu dont l'objectif toujours c'est la mesure d'un champ magnétique statique ou variable.

Une grande partie du chapitre est consacrée à l'explication des phénomènes de la magnétorésistance et de la magnéto-impédance et les paramètres qui jouent un rôle essentiel sur le comportement de ces capteurs comme la forme géométrique du matériau, le courant d'excitation, la fréquence, ...

La dernière partie du chapitre s'est focalisée sur l'intérêt de la GMI dans un capteur magnétique et son apport par rapport aux autres technologies. Le principe général des capteurs GMI a été présenté aussi.

Chapitre III
*Réseaux de neurones
artificiels*

Chapitre III

Réseaux de neurones artificiels

Introduction

Depuis longtemps les experts industriels résolvent leur problèmes, compliqués par des calculs mentaux fatigant en faisant appel à des techniques classiques longues, pour des différents types de systèmes complexes qui nécessitent la rapidité d'exécution, la précision, la fiabilité, la robustesse, un cout temporel réduire...etc. Afin de satisfaire tous ces besoins, l'opérateur industriel rêve d'une machine pensante ; sert à simuler la pensée humaine afin de remplacer sa force brute par des robots et des machines intelligentes pour effectuer des tâches répétitives ou complexes. L'intelligence artificielle, connue sous l'abréviation IA, a été inventé par John McCarthy au début des années 50.

Mais dans les années 80 et 90, les chercheurs Geoffrey Hinton, Yann LeCun et Yoshua Bengio ont jeté les bases de ce qui allait révolutionner l'intelligence artificielle, permettant à l'ordinateur d'apprendre par lui-même à voir, à dialoguer, à prédire et à créer des aptitudes qu'on croyait réservées à l'intellect humain [33].

L'idée d'analyser des données informatiques, a fait naissance la notion du soft computing par L.A. Zadeh en 1994 a l'objectif d'établir des systèmes intelligents adaptés à l'exigence industriel, similaire au raisonnement de l'être humain, telle que la possibilité d'apprentissage et la capacité de prendre des décisions même dans les cas imprécis et incertains. En effet regrouper toutes les manières de raisonnement naturels dans un seul système expert pour modéliser les différents tâches habituel. Il est bâti sur des composants de base tel que les réseaux de neurones, la logique floue, le raisonnement probabiliste et des techniques d'optimisation.

L'intelligence artificielle est exploitée aujourd'hui dans plusieurs domaines. Notre premier réflexe est de la situer dans les ordinateurs, appareils médicaux, traitement d'image ainsi que dans les robots ménagers.

III.1 Définition du soft computing

L.A. Zadeh, a défini le soft computing comme un système multidisciplinaire intelligent basé principalement sur l'hybridation des domaines de la logique floue, des réseaux neurones, des algorithmes évolutifs et génétiques et aussi du calcul probabiliste. Son principal intérêt réside dans l'utilisation conjointe de plusieurs de ces composantes dans des systèmes hybrides afin d'exploiter les avantages de chacune tout en compensant ses inconvénients par l'utilisation d'une autre dont les propriétés sont complémentaires. Par exemple, les compétences en apprentissage des réseaux neurones

correspondent à une insuffisance en termes d'expressibilité des résultats, que l'on peut compenser par l'utilisation de la logique floue qui manipule aisément des descriptions linguistiques.

Les systèmes neuro-flous trouvent ainsi leur justification. La logique floue aide à gérer des systèmes complexes de façon simple et facilement explicitable, la difficulté de sa mise en œuvre réside dans la mise au point des paramètres et des fonctions d'appartenance et ce problème peut être résolu par l'utilisation d'algorithmes évolutionnaires.

III.1.1 Objective du soft computing

Le soft computing est un nouveau domaine multidisciplinaire, pour construire une nouvelle génération d'intelligence artificielle, son objectif principal est de développer des machines intelligentes pour apporter des solutions aux problèmes du monde réel, qui ne sont pas modélisés, ou trop difficiles à modéliser mathématiquement. Son objectif est d'exploiter les notions de [34] :

- ✓ Approximation : pour cela, les caractéristiques du modèle sont similaires à la réalité, mais pas les mêmes.
- ✓ Incertitude : ici nous ne sommes pas sûrs que les caractéristiques du modèle soient les mêmes que celles de l'entité.
- ✓ Imprécision et vérité partielle : afin d'atteindre une ressemblance précise avec la prise de décision humaine. Ici, les caractéristiques du modèle ne sont pas les mêmes que celles de la réalité, mais proches d'elles.

Enfin la tolérance à l'imprécision, l'incertitude, aussi le raisonnement approximatif et la vérité partielle sont combinés pour avoir une ressemblance étroite avec la prise de décision humaine [34].

La figure III.1 illustre les combinaisons possible entre les techniques citées précédemment et formants le soft computing :

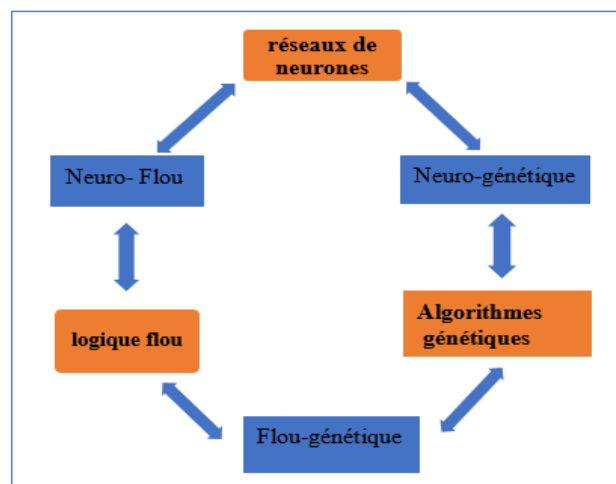


Figure III.1. Hybridation possible des trois méthodes

III.2. Réseaux de neurones

Les réseaux de neurones artificiels RNA (Artificiel Neural Networks, en anglais), cette approche, définit le concept d'un système informatique complexe modéliser mathématiquement sous la forme des algorithmes, inspirer d'un réseau neuronal biologique d'un cerveau humain.

L'intérêt principal de cette approche est de permettre au système, d'adapter son structure interne afin de répondre à un ensemble de besoins précis à sa sortie, car ils ont la capacité d'apprentissage d'eux-mêmes des tâches complexes qui seraient autrement difficiles à programmer tous ensemble.

Différents modèles des RNA ont été proposés depuis sa conception dans les années 1940, mais le Perceptron Multi Couche (MLP pour Multi Layer Perceptron) est le plus largement utilisé. Un réseau MLP est l'association en couches de neurones formels.

III.2.1. Neurone biologique

Un neurone, ou une cellule nerveuse, est une cellule excitable constituant l'unité fonctionnelle de la base du nerveux. Il possède environ cent milliards de neurones, il présente cinq caractéristiques :

- ✓ Recevoir des signaux provenant de neurones voisins
- ✓ Intégrer ces signaux
- ✓ Engendrer un flux nerveux
- ✓ Le conduire
- ✓ Le transmettre à un autre neurone.

Les neurones assurent la transmission d'un signal bioélectrique appelé influx nerveux. Ils ont deux propriétés physiologiques : l'excitabilité, c'est-à-dire la capacité de répondre aux stimulations et de convertir celles-ci en impulsions nerveuses, et la conductivité, c'est-à-dire la capacité de transmettre les impulsions [7].

Le neurone est une cellule constituée principalement de trois parties [35]:

1. Les dendrites : Sont des fines extensions, elles collectent les signaux venant d'autres cellule ou de l'extérieur.
2. Le corps cellulaire : Il contient le noyau du neurone, ils recueil les informations reçues.
3. L'axone : Il sert comme moyen de transport des signaux émis par le neurone

Les neurones sont reliés entre eux par des liaisons appelées axones. Ces axones vont eux-mêmes jouer un rôle important dans le comportement logique de l'ensemble. Ils conduisent les signaux électriques de la sortie d'un neurone vers l'entrée d'un autre neurone [36].

Les dendrites sont des prolongements du corps cellulaire des neurones conduisent des courants électriques (ioniques) générés au niveau synaptique préférentiellement vers la partie centrale d'un neurone (Corps cellulaire). La figure III.2 représente la forme d'un neurone biologique et ses composants :

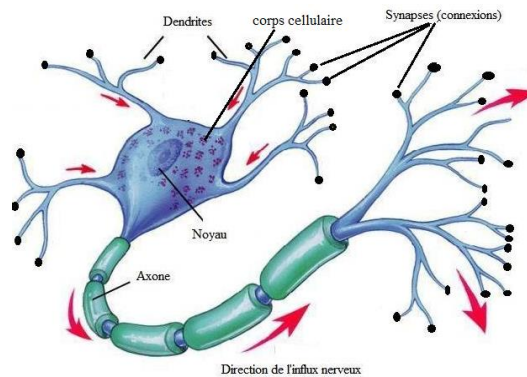


Figure III.2. Forme d'un neurone biologique.

III.2.1. Neurone formel

Un neurone formel est une représentation mathématique et informatique d'un neurone biologique, conçu pour imiter le rôle d'un neurone biologique (Figure III.2), est l'élément principal d'un RNA, possède un opérateur mathématique, généralement plusieurs entrées (X_1, X_2, \dots, X_n) et une sortie Y , liées eux par une fonction de transfert f la sortie Y qui correspondent respectivement aux dendrites et au cône d'émergence du neurone biologique (point de départ de l'axone). Les actions excitatrices des synapses sont représentées et interconnectées par des connexions synaptiques, la plupart du temps, par des coefficients numériques (les poids synaptiques donnés successivement suivant leur entrées w_1, w_2, \dots, w_n), sont associés aux entrées. La figure III.3 illustre comment l'information est traitée par un seul neurone.

Les valeurs numériques de ces coefficients sont ajustées dans une phase d'apprentissage. Dans sa version la plus simple, un neurone formel calcule la somme pondérée des entrées reçues, puis applique à cette valeur une fonction d'activation, généralement non linéaire. La valeur finale obtenue est la sortie du neurone.

Le neurone formel est l'unité élémentaire des réseaux de neurones artificiels dans lesquels il est associé à ses semblables pour calculer des fonctions arbitrairement complexes, utilisées pour diverses applications en intelligence artificielle.

Mathématiquement, le neurone formel est une fonction à plusieurs variables et à valeurs réelles [7].

III.2.3. Historique du neurone formel

Le modèle de neurone formel de Mac Culloch et Pitts montré au figure III.3, est le premier modèle mathématique et informatique d'un neurone biologique qui a été proposer en 1943 par les deux chercheur américains Warren Sturgis McCulloch, et Walter Pitts, en basant sur les propriétés des neurones biologiques connues à leur époque, à partir des issues d'observations neurophysiologiques et anatomiques, ils proposent un modèle simple de neurone formel. Il s'agit d'un neurone binaire, c'est-à-dire dont la sortie vaut 0 ou 1. Pour calculer cette sortie, le neurone effectue une somme pondérée de ses entrées (qui, en tant que sorties d'autres neurones formels, valent aussi 0 ou 1) puis applique une fonction d'activation à seuil : si la somme pondérée dépasse une certaine valeur, la sortie du neurone est 1, sinon elle vaut 0.

McCulloch et Pitts étudiaient en fait l'analogie entre le cerveau humain et les machines informatiques universelles. Ils montrent en particulier qu'un réseau (bouclé) constitué des neurones formels de leur invention a la même puissance de calcul qu'une Turing, qui est un modèle abstrait du fonctionnement des appareils mécaniques de calcul, tel la calculatrice et l'ordinateur mécanique ancien.

III.3. Neurone artificiel élémentaire

Chaque neurone reçoit un nombre variable d'entrées en provenance des neurones amonts. À chacune de ces entrées est associée :

- ✓ Un poids W_i : abréviation de Weight (poids) représentatif de la force de la connexion,
- ✓ Le seuil W_0 : peut être envisagé comme le coefficient de pondération de l'entrée X_0 , dont la valeur est fixée à 1.

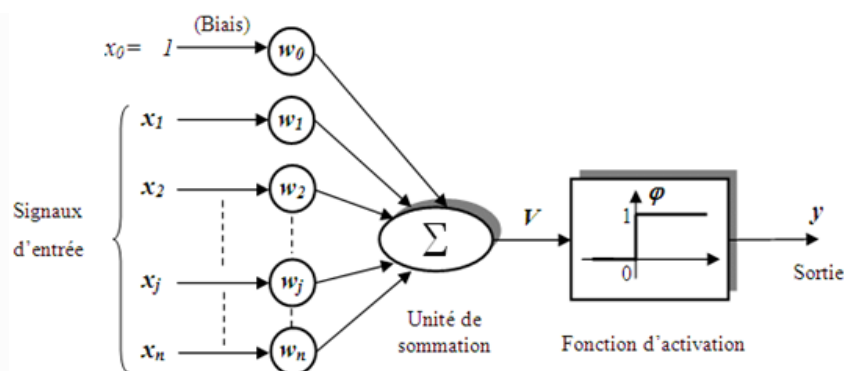


Figure III.3. Modèle du neurone formel de Mac Culloch et Pitts (avec biais).

Chaque neurone élémentaire est dotée d'une fonction de transfert (fonction d'activation) qui donne une sortie unique Y , et se ramifie ensuite pour alimenter un autre neurone aval [35].

III.4. Formulation mathématique du réseau de neurones

Dans le modèle de McCulloch et Pitts, à chaque entrée est associé un poids synaptique, c'est-à-dire une valeur numérique notée de w_1 pour l'entrée 1 jusqu'à w_n pour l'entrée n . La Formulation mathématique réalisée par le neurone formel consiste à calculer la somme pondérée des grandeurs reçues en entrées, X_i , $i = 1, 2, \dots, n$, par les coefficients synaptiques, c'est-à-dire la somme :

$$w_1X_1 + \dots + w_nX_n = \sum_{i=1}^n w_iX_i. \quad (\text{III.1})$$

A cette grandeur s'ajoute un seuil w_0 associé à l'entrée X_0 . Le résultat est alors transformé par une fonction d'activation non linéaire (parfois appelée fonction de transfert). La sortie associée aux entrées X_0 à X_n , une fonction de transfert f qui calcule la valeur de l'état du neurone par :

$$Y = f(\sum_{i=0}^n w_iX_i) \quad (\text{III.2})$$

Où X_0 est une entrée fictive fixée à la valeur 1.

Il génère une sortie de « 1 » si cette somme est supérieure au seuil w_0 , et autrement une sortie de « 0 » correspond à un neurone « éteint ».

Mathématiquement on résume :

$$Y = \begin{cases} 0, & \sum_{i=0}^n w_i \cdot X_i < w_0 \\ 1, & \sum_{i=0}^n w_i \cdot X_i \geq w_0 \end{cases} \quad (\text{III.3})$$

Où on considère f est la fonction d'activation, et w_j est le poids synaptiques associé à la j ème sortie. Les poids positifs correspondent à des synapses excitatrices, tandis que les poids négatifs correspondent aux synapses inhibitrices [36].

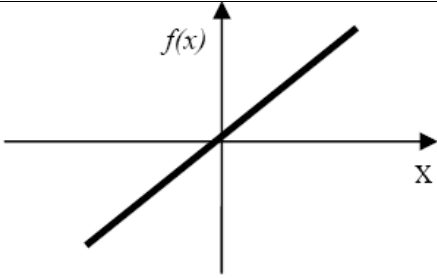
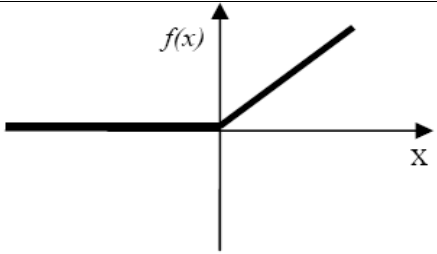
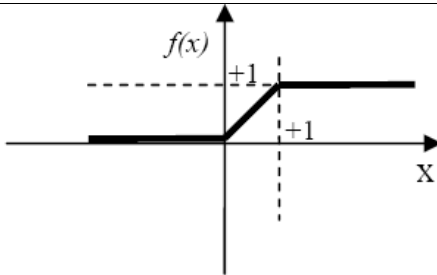
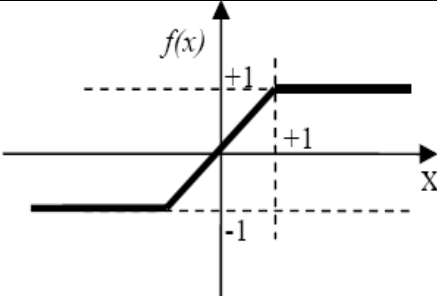
III.5. Fonction d'activation (fonction de transfert)

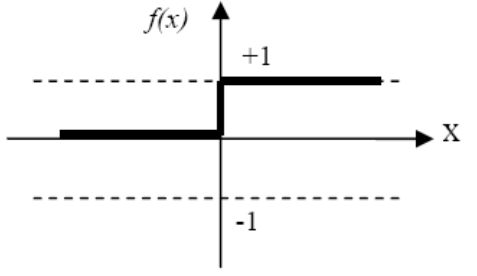
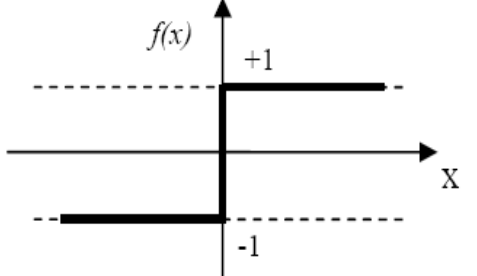
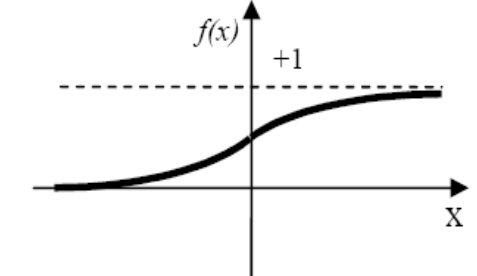
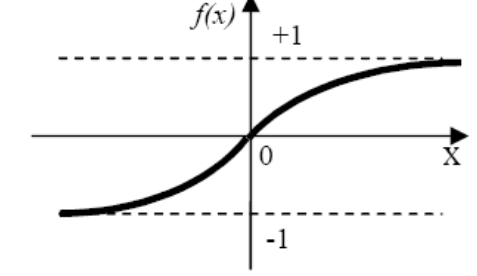
Au domaine des réseaux de neurones artificiels, la fonction d'activation est une fonction mathématique appliquée à un signal en sortie d'un neurone artificiel (Figure III.3). Le terme de "fonction d'activation" vient de l'équivalent pour un neurone biologique "potentiel d'activation", afin de définir un seuil de stimulation qui, une fois atteint entraîne une réponse du neurone.

La fonction d'activation est souvent une fonction non linéaire. Un exemple de fonction d'activation est la fonction de Heaviside, qui renvoie tout le temps 1 si le signal en entrée est positif, ou 0 s'il est négatif [7].

Il existe de nombreuses formes possibles pour les fonctions d'activation, on les représente dans le tableau III.1 avec leur équation mathématique :

Tableau III.1. Fonctions d'activation usuelles.

Nom des fonctions	Comportement Graphique	Formule mathématique
Identité (ou Rampe)		$F(x) = x$ $\forall x \in \mathbb{R}; F(x) \in \mathbb{R}$
Linéaire positif		$F(x) \begin{cases} 1 & \text{si } x < 0 \\ x & \text{si } \geq 0 \end{cases}$
Saturé positif		$F(x) \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } \geq 1 \\ x & \text{si non} \end{cases}$
Saturé symétrique		$F(x) \begin{cases} -1 & \text{si } x \leq -1 \\ 1 & \text{si } \geq 1 \\ x & \text{si non} \end{cases}$

<p>Binaire (échelon unité)</p>		$F(x) \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } \geq 0 \end{cases}$
<p>Signe, (marche d'escalier)</p>		$F(x) \begin{cases} 1 & \text{si } x < 0 \\ -1 & \text{si } \geq 0 \end{cases}$
<p>Sigmoïde</p>		$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$
<p>Tan-sigmoïde (Tanh)</p>		$F(x) = \frac{2}{1 + e^{-x}} - 1$

III.6. Classification des réseaux de neurones :

Généralement il existe trois déferents possibilités de classification suivant lesquelles on peut classer les réseaux de neurones :

1. Architecture de réseau.
2. Méthode d'apprentissage.
3. Fonction du réseau.

On peut résumer les déferents possibilités de classification dans le schéma suivant (Figure III.4):

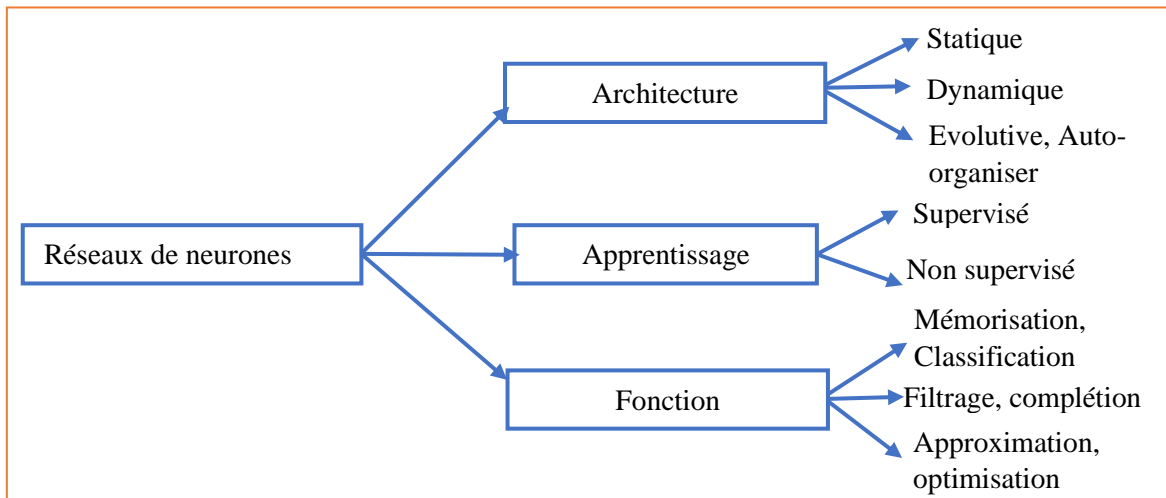


Figure III.4. Possibilité de classification de réseau de neurone.

III.6.1. Réseaux de neurones statiques

S'appelle aussi réseau non bouclé, est un type d'architecture de réseau neuronal artificiel organisé en plusieurs couches au sein desquelles une information circule de la couche d'entrée vers la couche de sortie uniquement (Figure III.5) ; il s'agit donc d'un réseau à propagation directe (feed-forward). Chaque couche est constituée d'un nombre variable de neurones, les neurones de la dernière couche (dite « de sortie ») étant les sorties du système global [7]. Dite statique car ne présente pas de boucle de rétroaction (feedback) où pas de récurrence, dans ce type de réseaux le temps n'intervient pas. Le neurone évalue la valeur de sa sortie de manière instantanée, à partir de la somme pondérée des données d'entrée. Les réseaux statiques n'ont pas de mémoires [37].

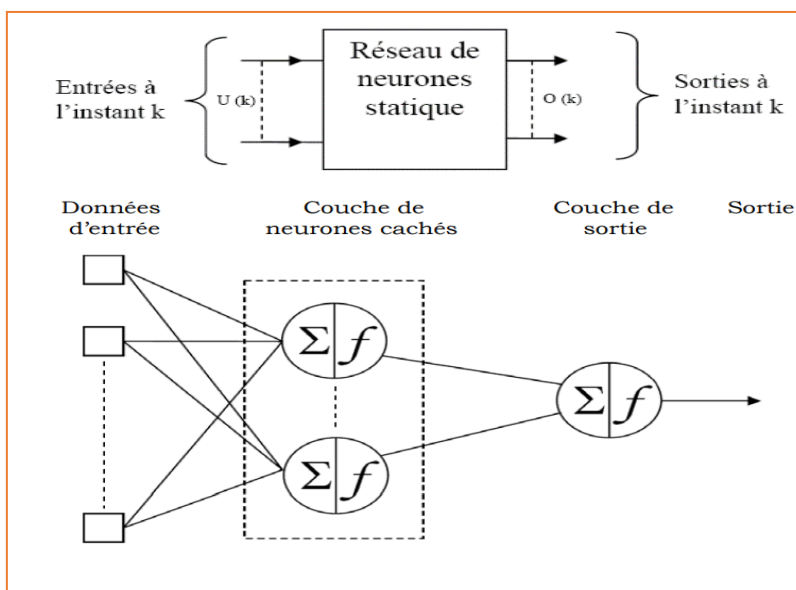


Figure III.5. Architecture interne Réseaux de neurones statiques.

III.6.2. Réseaux de neurones dynamiques (récurrents)

Contrairement au réseau statique ce type d'architecture de réseau a la récurrence (retour) des informations en créant des boucles (avec feed-back), ce genre de réseau a la capacité d'apprendre avec le temps, et permettre d'établir des relations entre entrées/sorties ou entrées précédents/sorties. La façon pour laquelle le réseau apprend est une « recirculation » des sorties [37].

Ce type de réseaux souvent utilisés pour les problèmes de la commande de systèmes dynamiques et de mémorisation. Le réseau dynamique est montré graphiquement sur la figure III.6.

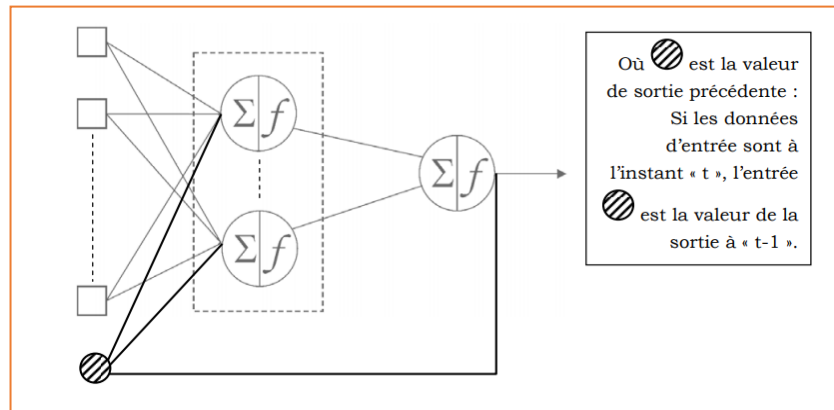


Figure III.6. Architecture interne des réseaux dynamiques (récurrents).

III.6.3. Réseaux neurone à architecture auto-organisée (évolutive)

Les réseaux évolutifs ou auto-organisés sont des réseaux de neurones qui adaptent leur structure interne lors de son exécution.

Ce genre d'architecture des réseaux est surtout adapté pour le traitement des données spatiales. Le modèle le plus connu de ce type est la carte auto-organisatrice de Kohonen appelée aussi carte auto-adaptative. Ce modèle est généralement destiné pour cartographier un espace réel, c'est-à-dire pour étudier la répartition de données dans un espace réel à grande dimension (Figure III.7) [7].

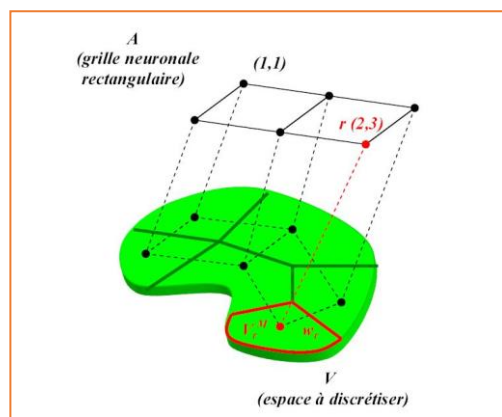


Figure III.7. Architecture des cartes auto-organisatrices.

III.7. Apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage est une propriété des réseaux de neurones très intéressante, mettre en disposition un réseau de neurone à s'adapter pour fonctionner dans un environnement bien déterminé, en l'entraînant à travers un algorithme d'apprentissage qui le convient. En effet ce réseau de neurones a obtenu la capacité d'apprendre à partir des données, c'est-à-dire d'améliorer leurs performances à résoudre des tâches sans être explicitement programmés pour chacune. Plus largement, il concerne la conception, l'analyse, l'optimisation, le développement et l'implémentation de telles méthodes [7].

On peut définir cette propriété comme une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré, il fait appel à des exemples de comportement [35]. Cette phase est considérée le premier cycle de vie des réseaux de neurone (état transitoire pour le passage de l'ignorance au savoir des réseaux de neurone).

Dans le cas des RNA, on ajoute souvent à la description du modèle l'algorithme d'apprentissage. Le modèle sans apprentissage présente en effet peu d'intérêt. Dans la majorité des algorithmes actuels, les variables (les poids de connexions) sont modifiées pendant l'apprentissage [38].

Parmi les objectifs d'apprentissage [35] :

- ❖ Evoluer les performances futures du réseau, sur la base d'une connaissance acquise au fur et à mesure des expériences passées.
- ❖ Adaptation des poids de façon à ce que le réseau apprend le comportement du processus, via une base de données acquise on-line (en temps réel) ou off-line (en temps différé).

Au niveau des algorithmes d'apprentissage, il a été défini deux grandes classes selon que l'apprentissage est dit supervisé ou non supervisé. Cette distinction repose sur la forme des exemples d'apprentissage. Dans le cas de l'apprentissage supervisé, les exemples sont des couples (Entrée, Sortie associée) alors que l'on ne dispose que des valeurs (Entrée) pour l'apprentissage non supervisé [38].

III.7.1 Apprentissage supervisé :

Apprentissage de type supervisé. Sa base d'apprentissage est composée de couple de vecteurs d'entrée et des vecteurs de sorties désirées arrangés un par un associés ensemble sous forme d'une matrice, ce type d'apprentissage présente un intérêt défini par un superviseur (Teacher, généralement humain) tout en délivrant la base d'apprentissage qui est au préalable prête (voir figure III.8). Chacune des entrées est appliquée sur les neurones d'entrée du réseau et l'on force dans le même temps les valeurs des neurones de

sortie. Les poids de chaque connexion est alors modifié selon la coactivité du neurone afférent (entrée) et du neurone efférent (sortie). Cet algorithme est itéré sur tous les exemples de la base d'apprentissage.

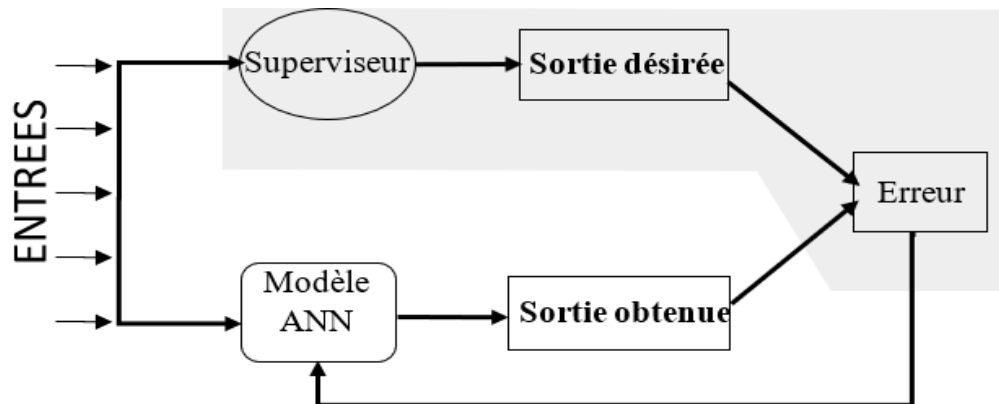


Figure III.8. Schéma d'apprentissage supervisé

III.7.2 Apprentissage non supervisé

Ce type d'apprentissage consiste à apprendre sans superviseur (sans avoir besoin d'un teacher). Il nécessite la disponibilité des valeurs du vecteur des entrées seulement (pas de variables à prédire ou bien la sortie désirée par le superviseur). Par conséquent il est basé uniquement sur l'information locale existant au niveau des neurones (voir figure III.9). Un algorithme d'apprentissage non supervisé apprendra et créera des modèles ou des structurations à partir de jeux de données d'entraînement. Ce type d'apprentissage est bien adapté à la modélisation des données complexes (images, sons, signaux,...etc.), cet apprentissage est souvent adapté pour les réseaux de neurones sous forme de carte auto-organisatrice vue précédemment.

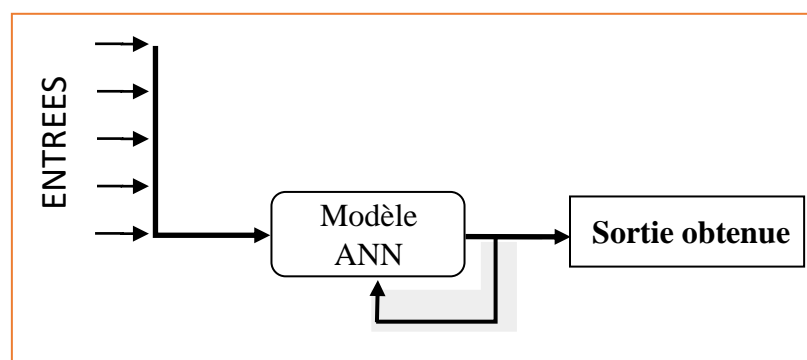


Figure III.9. Schéma Apprentissage non supervisé

III.8. Perceptron Multi Couches (MLP)

Le Perceptron Multi Couches MLP (Multi-Layers Perceptron, en anglais), est le réseau de neurones le plus utilisé pour l'approximation des fonctions, le diagnostic et la prédiction. Son architecture est conçue de manière que le flux de données se propage dans un seul sens (des entrées vers la où les sorties) en

passant par les couches intermédiaires du réseau (Couches cachées). Ce modèle utilise souvent une règle d'apprentissage supervisé. L'algorithme d'apprentissage le plus utilisé est la retro-propagation du gradient où, la propagation des informations s'effectue dans le sens inverse de l'adaptation des paramètres (Poids) [38].

III.8.1. Perceptron simple

Un cas particulier des MLP est le perceptron simple. Tel qu'il est présenté sur la figure III.10, le perceptron simple est une architecture composée d'une seule couche de neurones dont la fonction d'activation est de type « pas unitaire ». Tous les neurones du perceptron simple sont alimentés par D éléments de la couche d'entrée, où D est également la dimension du vecteur de poids \vec{w} associé au neurone. Les entrées seront traitées par les neurones et présentées à la fonction d'activation de chaque neurone. Cette fonction déterminera l'état d'activation du neurone et présentera les résultats sur la sortie S [38].

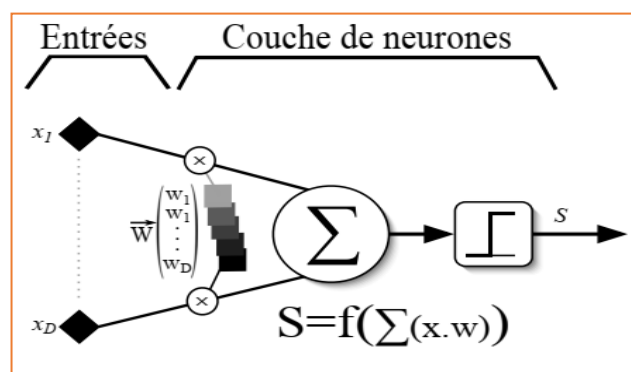


Figure III.10. Schéma d'un perceptron simple

Malgré la simplicité de cette architecture et de l'algorithme utilisé, le perceptron simple s'avère très utile pour la classification linéaire. Mais les difficultés apparaissent si deux classes sont linéairement non séparables. Dans ce cas, il faut ajouter d'autres couches de neurones. Donc, le MLP s'impose comme solution [38].

III.8.2. Perceptrons multicouches :

Un MLP est un assemblage de plusieurs perceptrons simples placés sous forme de N couches enchaînées les unes aux autres (voir figure III.11). Suivant cette mise en œuvre, le flux de données se propage dans un seul sens (de l'entrée vers la sortie). Les neurones d'une couche sont alimentés par les sorties de la couche adjacente. Selon leur disposition, on trouve deux types de couches :

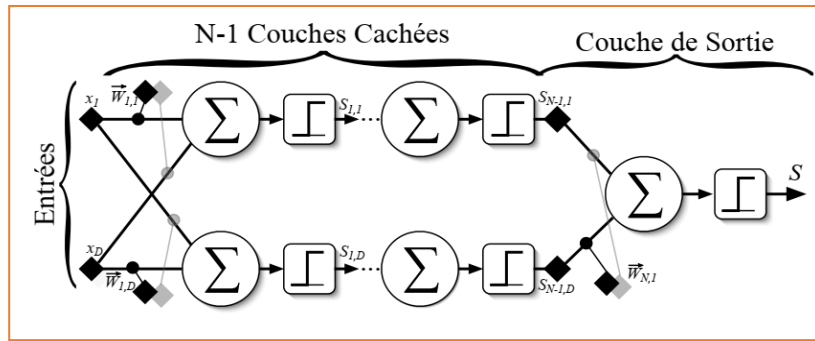


Figure III.11. Schéma explicative du perceptron multicouche

- ✚ La couche de sortie appelée souvent couche de décision. C'est la couche à l'extrémité droite. Sur cette couche, les résultats finaux de traitement seront récupérés. Le nombre de neurones sur la couche de sortie dépend donc des résultats désirés. Cette couche peut être présentée par un perceptron simple sauf que les neurones utilisés ont une fonction d'activation linéaire [38].
- ✚ Les couches cachées ou couches de prétraitement. Ces couches sont placées entre les entrées et la couche de sortie. Leur rôle est de préparer les données en utilisant principalement des fonctions d'activation non-linéaires dans leurs neurones pour les présenter à la couche de sortie [38].

III.8.3. Apprentissage du perceptron multicouche

L'apprentissage neuronal fait appel à des exemples de comportement. Soit une base d'apprentissage constituée de N exemples, chacun étant constitué d'un vecteur $x(n)$ appliqué aux entrées du réseau, et du vecteur $d(n)$ des valeurs désirées correspondantes pour les sorties, le vecteur $y(n)$ correspond à la sortie du réseau pour l'entrée $X(n)$. On suppose aussi que le réseau de neurones possède un nombre r de neurones de sortie. L'apprentissage d'un réseau de neurones est défini comme un problème d'optimisation qui consiste à trouver les coefficients du réseau minimisant une fonction d'erreur globale (fonction de coût). La définition de cette fonction de coût est primordiale, car celle-ci sert à mesurer l'écart entre les sorties désirées du modèle et les sorties du réseau observées. La fonction la plus couramment utilisée, et dont nous nous sommes servis lors de nos travaux, est la fonction dite fonction d'erreur quadratique, dont la définition est :

Pour chaque exemple n ($n \in N$) on calcule une fonction d'erreur quadratique.

$$e(n) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^r [d_{j(n)} - y_{j(n)}]^2 \quad (\text{III.4})$$

Pour tout l'ensemble d'apprentissage N on peut définir la fonction de coût (appelée aussi l'erreur quadratique moyenne EQM):

$$E(n) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N e(n) \quad (\text{III.5})$$

Le principe de l'algorithme d'apprentissage (la rétro-propagation) est de calculer la contribution des poids du réseau à cette erreur [35].

III.8.3.1 Algorithme de la rétro-propagation des erreurs

L'apprentissage du MLP est attaché à l'algorithme de la rétropropagation des erreurs, cet algorithme, utilisé par les réseaux multicouches, consiste simplement en une descente de gradient, qui est une méthode d'optimisation universelle. On cherche à minimiser une fonction de coût (qui représente l'erreur entre la sortie désirée et la sortie obtenue), en suivant les lignes de plus grande pente. La mise en œuvre de cet algorithme nécessite un enchaînement des opérations mathématiques données comme suit [35] :

Soit le couple $(x(n), d(n))$ désignant la nième donnée d'apprentissage du réseau où :

$$x(n) = \langle x_1(n), \dots, x_p(n) \rangle \quad (\text{III.6})$$

$$d(n) = \langle d_1(n), \dots, d_{q(n)} \rangle$$

Correspondent respectivement aux « p » entrées et aux « q » sorties désirées du système. L'algorithme de la rétro-propagation consiste alors à mesurer l'erreur entre les sorties désirée, et les sorties observées $y(n)$.

$$y(n) = \langle y_1(n), \dots, y_q(n) \rangle \quad (\text{III.7})$$

Résultat de la propagation vers l'avant des entrées $x(n)$ et à rétropropager cette erreur à travers les couches du réseau en allant des sorties vers les entrées [35].

L'algorithme de rétro-propagation procède à l'adaptation des poids neurone par neurone en commençant par la couche de sortie. Soit l'erreur observée $e_j(n)$ pour le neurone de sortie j et la donnée d'entraînement (apprentissage) n :

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad (\text{III.8})$$

L'indice j représente le neurone pour lequel on veut adapter les poids.

L'objectif de l'algorithme est d'adapter les poids des connexions du réseau de manière à minimiser la somme des erreurs sur tous les neurones de sortie.

Soit $E(n)$ la somme des erreurs quadratique observées sur l'ensemble C des neurones de sorties :

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_{j \in c} e_j^2(n) \tag{III.9}$$

La sortie des neurones j est définie par :

$$y_j(n) = \sigma \left[\sum_{i=0}^r w_{ji}(n) \cdot y_i(n) \right] \tag{III.10}$$

Où : σ est la fonction d'activation du neurone j , w_{ji} est le poids de la connexion entre le neurone i de la couche précédente et le neurone j de la couche courante, et y_i est la sortie du neurone i . On suppose ici que la couche précédente contient r neurones numérotés de 1 à r , le poids w_{j0} correspond au biais (seuil) du neurone j et que l'entrée $y_0(n)=1$ (figure III.12).

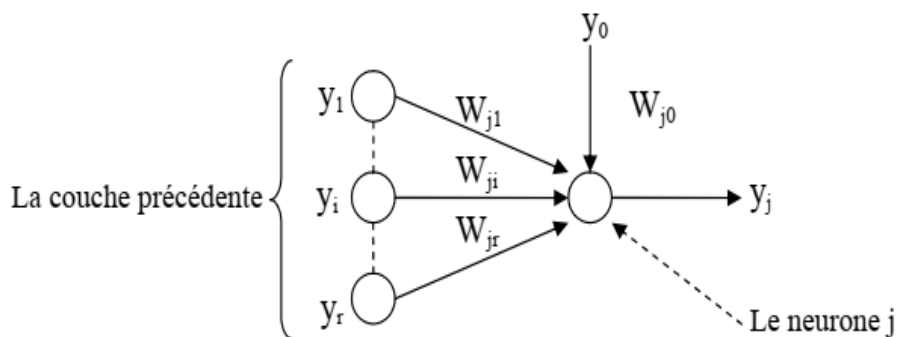


Figure III.12. Modèle du neurone j .

Pour corriger l'erreur observée, il faut modifier le poids $w_{ji}(n)$ dans le sens opposé au gradient $\frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)}$ de l'erreur (Figure III.13).

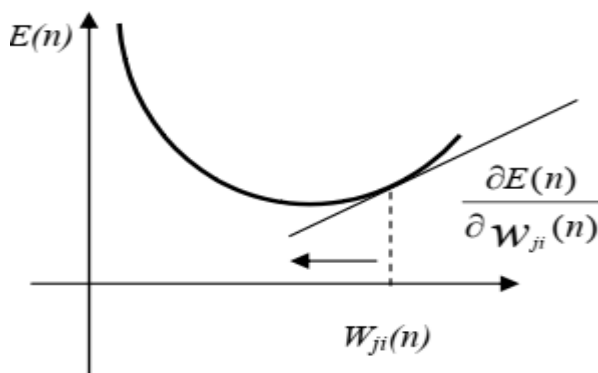


Figure III.13. Gradient de l'erreur total

Cette dérivée partielle représente un facteur de sensibilité :

- ❖ si on change un peu $w_{ji}(n)$, $E(n)$ change beaucoup, alors on change beaucoup $w_{ji}(n)$ dans le sens inverse de cette dérivée car cela devrait nous rapprocher beaucoup du minimum local.
- ❖ si non, on doit changer seulement un peu $w_{ji}(n)$ pour corriger l'erreur car on est tout près de ce minimum.

Par l'application des règles des dérivées partielles on obtient :

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} = \frac{\partial E(n)}{\partial e_j(n)} \cdot \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_i(n)} \cdot \frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} \cdot \frac{\partial v_j(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (\text{III.11})$$

Avec :

$$v_j(n) = \sum_{i=0}^r w_{ji}(n) \cdot y_j(n) \quad (\text{III.12})$$

Et on exprime la variation de poids $\Delta w_{ji}(n)$ sous la forme :

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (\text{III.13})$$

Avec :

$0 \leq \eta \leq 1$ représentant un taux d'apprentissage ou gain de l'algorithme

Evaluons maintenant chacun des termes du gradient :

$$\frac{\partial E(n)}{\partial e_j(n)} = \frac{1}{2} \cdot \frac{\partial e_j^2(n)}{\partial e_j(n)} = e_j(n) \quad (\text{III.14})$$

$$\frac{\partial e_j(n)}{\partial y_i(n)} = \frac{\partial [d_j(n) - y_j(n)]}{y_1(n)} = -1 \quad (\text{III.15})$$

$$\frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} = \frac{\partial [\delta(v_j(n))]}{\partial v_j(n)} \quad (\text{III.16})$$

On suppose que σ est fonction sigmoïde, ce qui donne :

$$\sigma = (v_j(n)) = \frac{1}{1 + \exp(-v_j(n))} \quad (\text{III.17})$$

Alors :

$$\frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} = \frac{\exp(-v_j(n))}{(1 + \exp(-v_j(n)))^2} \quad (\text{III.18})$$

$$\text{Or} \quad \frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} = y_j(n)[1 - y_j(n)] \quad (\text{III.19})$$

$$\frac{\partial v_j(n)}{\partial w_{ji}(n)} = \frac{\partial [\sum_{i=0}^r w_{ji}(n)]}{\partial w_{ji}(n)} = y_j(n) \quad (\text{III.20})$$

Nous obtenons donc :

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} = -e_j(n)y_j(n) \cdot [1 - y_j(n)] \cdot y_i(n) \quad (\text{III.21})$$

Et la règle du « delta » pour la couche de sortie s'exprime par :

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} = \eta \delta_j(n) y_j(n) \quad (\text{III.22})$$

Avec :

$$\delta_j(n) = e_j(n) y_j(n) \cdot [1 - y_j(n)] \quad (\text{III.23})$$

Considérons maintenant le cas des neurones sur la dernière couche caché (le cas des autres couches cachées est semblable).

- La variable n désignera toujours la donnée d'entraînement
- Les indices i et j désignerons respectivement (comme précédemment) un neurone sur la couche précédente et un neurone sur la couche courante.
- L'indice k servira maintenant à désigner un neurone sur la couche suivante. Reprenons l'expression de la dérivée partielle de l'erreur totale $E(n)$ par rapport à $w_{ji}(n)$ mais on ne dérivant pas par rapport à l'erreur $e_j(n)$, car celle-ci est inconnue dans le cas d'une couche cachée.

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} = \frac{\partial E(n)}{\partial y_j(n)} \cdot \frac{\partial y_j(n)}{\partial w_{ji}(n)} \cdot \frac{\partial v_j(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (\text{III.24})$$

Par rapport aux résultats obtenus pour la couche de sortie, les deux derniers termes de cette équation restent inchangés, seul le premier terme sera évalué.

$$\frac{\partial E(n)}{\partial y_j(n)} = \frac{\partial [\frac{1}{2} \sum_{k=c} e_k^2(n)]}{\partial y_j(n)} \quad (\text{III.25})$$

$$\frac{\partial E(n)}{\partial y_j(n)} = \sum_{k \in c} [e_k(n) \cdot \frac{\partial e_k(n)}{\partial y_j(n)}] \quad (\text{III.26})$$

$$\frac{\partial E(n)}{\partial y_j(n)} = \sum_{k \in c} [e_k(n) \cdot \frac{\partial e_k(n)}{\partial v_k(n)} \cdot \frac{\partial v_k(n)}{\partial y_j(n)}] \quad (\text{III.27})$$

$$\frac{\partial E(n)}{\partial y_j(n)} = \sum_{k \in c} e_k(n) \frac{\partial [d_k(n) - \delta(v_k(n))]}{\partial v_k(n)} \cdot \frac{\partial v_k(n)}{\partial y_j(n)} \quad (\text{III.28})$$

$$\frac{\partial E(n)}{\partial y_j(n)} = \sum_{k \in c} [e_k(n) (-y_k(n) \cdot (1 - y_k(n)) w_{kj})] \quad (\text{III.29})$$

Ce qui donne :

$$\frac{\partial E(n)}{\partial y_j(n)} = - \sum_{k=0} [\delta_k(n) \cdot w_{kj}(n)] \quad (\text{III.30})$$

En substituant l'équation II.30 dans II.24, on obtient :

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} = -y_j(n) [1 - y_j(n)] \sum_{k \in c} [\delta_k(n) \cdot w_{kj}(n)] y_i(n) \quad (\text{III.31})$$

Et

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} = \eta \delta_j(n) \cdot y_i(n) \quad (\text{III.32})$$

Avec :

$$\delta_j(n) = y_j(n) [1 - y_j(n)] \cdot \sum_{k \in c} [\delta_k(n) \cdot w_{kj}(n)] \quad (\text{III.33})$$

On peut démontrer que les équations III.31 et III.32 sont valide pour toutes les couches cachées. Cependant, pour la première couche cachée du réseau, il faut substituer la variable $Y_i(n)$ par l'entrée du réseau $X_i(n)$

III.8.3.2. Mise en œuvre de l' algorithme

Nous allons maintenant utiliser ce qui précède pour résumer la mise en œuvre de l'algorithme de rétro-propagation standard.

- ❖ Phase 1 : initialisation de tous les poids à de petite valeurs aléatoire dans l'intervalle $[-0.5, 0.5]$;
- ❖ Phase 2 : pour chaque donnée d'entraînement n :
 - a. calculer les sorties observées en propageant les entrées vers l'avant.
 - b. Ajuster les poids en rétro-propageant l'erreur observée.

$$w_{ji}(n) = w_{ji}(n - 1) + \Delta w_{ji}(n) = w_{ji}(n - 1) + \eta \delta_j(n) \cdot y_i(n) \quad (\text{III.34})$$

Où le gradient local est défini par :

$$\begin{cases} \delta_j(n) = e_j(n)y_j(n) \cdot [1 - y_j(n)] & \text{pour la couche de sortie} \\ \delta_j(n) = y_j(n) \cdot [1 - y_j(n)] \cdot \sum_{k \in C} [\delta_k(n) \cdot w_{kj}(n)] & \text{pour une couche cachée} \end{cases}$$

Avec $0 \leq \eta \leq 1$ est le taux d'apprentissage.

- le choix de η est empirique.
- si η est trop petit, le nombre d'itérations peut être très élevé.
- si η est trop grand, les valeurs de la suite risquent d'osciller autour du minimum sans converger.
- ❖ phase 3 : répéter l'étape 2 jusqu'à un nombre maximum d'itération ou jusqu'à ce que la valeur de l'erreur quadratique moyenne (EQM) soit inférieur à un certain seuil ; En effet, le but d'atteindre EQM inférieur à un seuil n'est pas sûr, alors pour éviter le problème de la boucle ouverte, on fixe un nombre d'itérations maximum, généralement l'ordre des centaines, dans ce cas-là l'algorithme cherche à minimiser EQM en N_i itérations successive tel que N_i est inférieur au nombre d'itérations maximum.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté un aperçu général sur les réseaux de neurones. Les différentes architectures des réseaux, les différents modèles et la mise en œuvre de l'apprentissage ont été discutés. Nous avons aussi effectué une synthèse générale sur les réseaux de neurones à apprentissage supervisé spécialement des réseaux multicouches. Pour l'entraînement de ce type de réseau la méthode de la rétro-propagation constitue l'algorithme d'apprentissage qui reste le plus utilisé et le plus efficace dans des applications industrielles diverses.

Chapitre IV

Application et résultats

Chapitre IV

Application et résultats

Introduction

Le chapitre IV sera consacré, entièrement, à la mise en œuvre de la procédure d'inversion direct dans un procédé de détection, du mouvement ou de la présence, d'une masse magnétique. Après une brève présentation de la démarche adoptée pour résoudre le problème direct et inverse, on va voir le modèle d'inversion directe (Modèle comportemental paramétrique) à l'aide des réseaux neuronaux. Après, nous allons voir l'application du réseau de neurones multicouches (MLP) pour résoudre le problème inverse qui concerne, dans notre cas, la détection de la présence ou du mouvement d'une masse magnétique à l'aide d'un capteur à magnéto-impédance géante (GMI) avec une structure non homogène (Sandwich) qu'il sera aussi détaillé [39].

La mise en application de la détection d'une masse magnétique exige l'usage de l'ensemble des résultats obtenus dans les chapitres précédents, dont il est important de bien comprendre les différents outils mathématiques pour pouvoir atteindre notre objectif [40].

IV.1. Résolution des problèmes direct et inverse

On ne peut pas obtenir directement les propriétés physiques d'un matériau, pour cela les chercheurs du domaine essaient d'autres tendance pour atteindre à cet objectif. La mesure d'autres grandeurs a permet de réaliser une image directe de ces propriétés.

On peut résumer la démarche comme suite ; lorsqu'un matériau est soumis à une excitation, sa réponse dépend d'une façon directe de ces propriétés physiques. L'opération qui permet de construire un modèle pour revient à partir de l'analyse des résultats de sa réponse (les observations) aux paramètres recherchés est nommée problème inverse. L'opération qui se fait d'une façon contraire c'est-à-dire nous déterminons les observations lorsque on connaît les propriétés physiques du matériau cette opération-là exprime un problème direct. Les observations peuvent être calculés analytiquement ou numériquement, ou bien mesurés expérimentalement. Généralement un problème inverse peut avoir plusieurs solutions pour cela il faut mettre un critère qui permet l'évaluation et la fiabilité de la reconstruction en comparant à la réalité. Le schéma présenté par la figure IV.1 explique la procédure d'un problème directe et inverse [36].

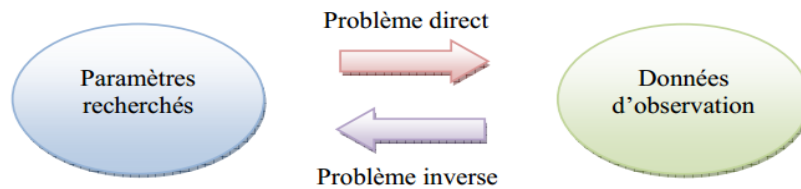


Figure IV.1. Problème direct/Problème inverse.

Pour trouver la solution d'un problème directe et inverse dans le domaine de caractérisation il y a plusieurs approches envisagées, le cas le plus simple et qui donne une bonne rapidité et fiabilité c'est le cas où un modèle analytique est disponible mais c'est très rare puisque les relations qui relient les différents phénomènes physiques sont trop complexe [41].

IV.1.1. Inversion itérative

Cette méthode est utilisée pour des modèles analytiques où la solution est inversée d'une façon mathématique, mais elle est utilisée même pour des modèles inversables mathématiquement (modèle numérique). Ce qui est souvent le cas, le processus est constitué d'une boucle d'itération au sein de laquelle se trouve le modèle direct, qui doit être connu, de façon exacte ou approchée. La sortie du modèle direct est comparée aux acquisitions effectuées, et l'erreur ainsi observé est proposée en entrée d'un algorithme d'optimisation qui modifie alors les estimations des caractéristiques recherchées. A chaque itération, cette modification a pour but de minimiser l'écart obtenue (exemple : Erreur quadratique moyenne *MSE* (Mean Squared Error, en anglais). L'inversion est supposée correcte et le processus est arrêté lorsque cette erreur devient inférieure à une valeur limite déterminée comme critère d'arrêt des itérations [40]. Le schéma du processus d'inversion est donné dans la figure IV.2.

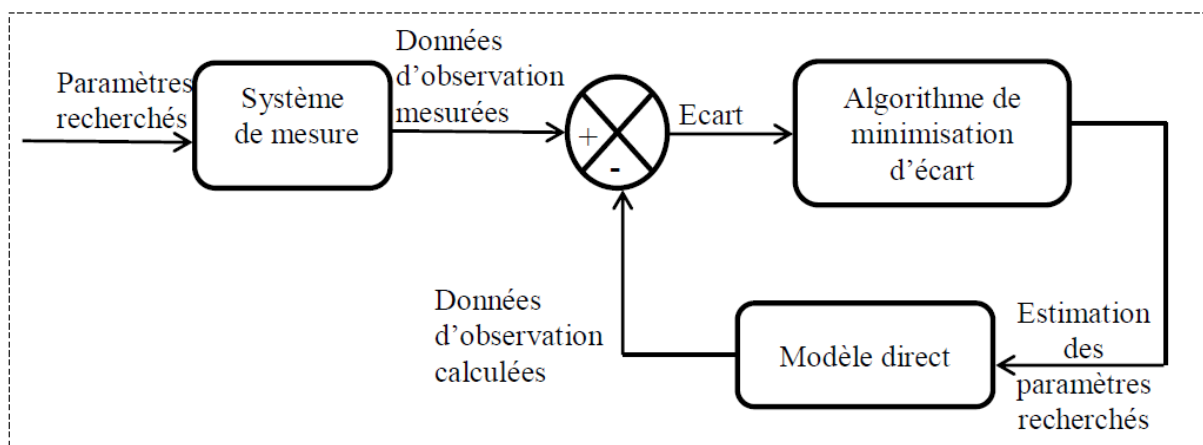


Figure IV.2. Schéma du processus itératif d'inversion.

En l'absence d'un modèle analytique, il est nécessairement d'utiliser un modèle numérique comme modèle direct. Si la géométrie du système étudié est complexe, le modèle devient très couteux en temps de calcul.

IV.1.2. Inversion directe

Dans de rares cas, pour des problèmes dont la solution analytique est très simple, on peut explicitement inverser le modèle direct afin d'évaluer les paramètres recherchés. L'absence d'itération dans ce cas permet d'avoir une inversion plus rapide que celle précédemment citée. L'inversion se présente sous la forme symbolique suivante (Figure IV.3) :

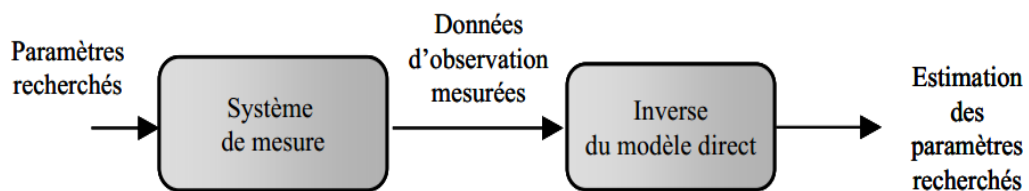


Figure IV.3. Schéma du processus d'inversion directe utilisant l'inverse du modèle direct.

Cependant la réalité semble autre chose puisque la majorité des problèmes électromagnétiques sont difficilement solubles, par conséquent il n'est pas possible de faire de l'inversion directe.

Dans ce cas, on peut cependant utiliser un modèle inverse paramétrique dont on règle les paramètres internes à l'aide d'une base de données obtenue par simulation ou par des moyens expérimentaux. Cette base contient des exemples connus de couples "paramètres recherchés - données d'observation". La procédure est similaire à la précédente mais avec l'inverse du modèle direct remplacé par le modèle inverse paramétrique (Figure IV.4) [40].

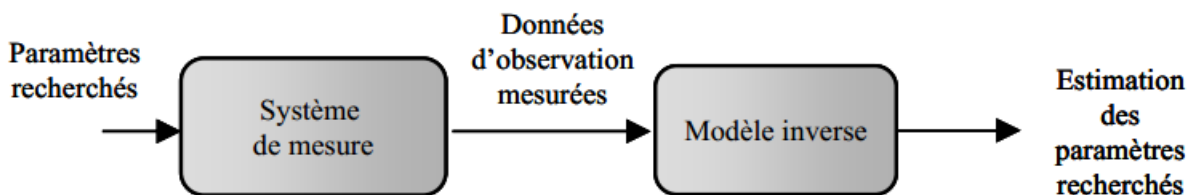


Figure IV.4. Schéma du processus d'inversion directe basé sur un modèle d'inverse.

IV.2. Modèle direct

On peut déterminer l'impédance du capteur à effet GMI à structure sandwich à partir d'un modèle analytique en utilisant la susceptibilité transversale effective complexe χ qui est constituée des

susceptibilités transversal et longitudinal, déterminées à partir les équations de Landau-Lifshitz-Gilbert (LLG). Ce modèle analytique est reconnu par le nom du modèle LLG (Voir annexe) [1].

A base de ce modèle nous pouvons simuler notre système et obtenir la repense du capteur en présence d'un mouvement d'une pièce magnétique qui est notre objectif. Cette repense relie la variation de l'impédance Z du capteur au champ magnétique appliqué H .

IV.3. Présentation du capteur GMI à structure non homogène (Sandwich)

IV.3.1. Hypothèses

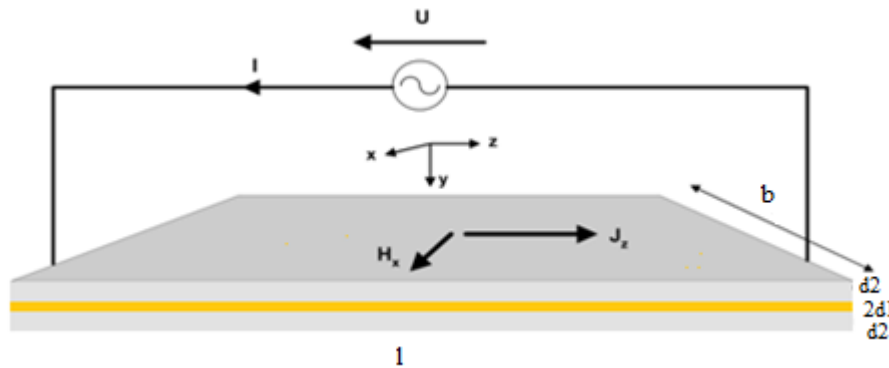


Figure IV.5. Structure sandwich.

La structure sandwich d'un capteur GMI est constituée d'un matériau conducteur situé entre deux couches de matériaux magnétiques appelées les rubans. Ces deux rubans ont une très faible épaisseur et une forme allongée (Figure IV.5).

Le sandwich présente les caractéristiques physiques suivantes :

- Soumis à un champ magnétique statique extérieure longitudinale et excité par un courant sinusoïdal d'amplitude constante.
- La perméabilité magnétique du conducteur μ_1 est identique à celle du vide $\mu_1 = \mu_0$.
- Le conducteur a une conductivité électrique σ_1 supérieure à celle du matériau ferromagnétique σ_2 .
- La perméabilité du matériau magnétique est : $\mu_2 = \mu_0 \mu_t$ avec μ_t : la perméabilité relative transversale effective.

les caractéristiques géométriques du sandwich sont :

- l : Longueur de l'échantillon.
- b : Largeur du conducteur qui est toujours inférieur à celle du matériau magnétique qui l'enveloppe.
- $2d_1$: Épaisseur du conducteur en cuivre.

- d_2 : Épaisseur de chacune des couches magnétiques de part et d'autre du conducteur.
- L'épaisseur totale de l'échantillon est alors : $2d=2d_1 + 2d_2$

IV.3.2. Calcul du champ magnétique et électrique

L'analyse des phénomènes électromagnétiques est effectuée à partir de la formulation des équations de Maxwell-Ampère (IV.1) et de Maxwell-Faraday (IV.2) en considérant le régime quasi-stationnaire.

La densité J constitue la source du champ magnétique H . Dans le cas du régime dynamique, ces sources sont elles mêmes modifiées par des courants induits créés selon le principe de l'induction.

$$\overline{\text{Rot}}\vec{H} = \vec{j} \quad (\text{IV.1})$$

$$\overline{\text{Rot}}\vec{E} = \frac{\partial \vec{B}}{\partial t} \quad (\text{IV.2})$$

Les caractéristiques du milieu, $[\sigma, \mu]$, respectivement la conductivité électrique et la perméabilité magnétique du ruban ferromagnétique, vérifient la relation (IV.3) entre le champ magnétique d'excitation et l'induction magnétique d'une part et une relation (IV.4) entre le champ électrique et la densité de courant d'autre part.

$$\vec{B} = \mu \vec{H} \quad (\text{IV.3})$$

$$\vec{j} = \sigma \vec{E} \quad (\text{IV.4})$$

Les équations de Maxwell ne font intervenir que les composantes : (E_z) pour champ électrique et (H_x, H_y) pour champ magnétique, avec les conditions aux limites.

$$\begin{cases} H_y(+d) = \frac{I}{2b} \\ H_y(-d) = -\frac{I}{2b} \end{cases} \quad (\text{IV.5})$$

D'après les équations de Maxwell (IV.1) et (IV.2) pour le conducteur, la solution est de la forme :

$$H_y(x, t) = \text{Re}[H_1(x)e^{i\omega t}] \quad (\text{IV.6})$$

$$\frac{d^2 H_1(x)}{dx^2} = K_1^2 H_1(x) \quad (\text{IV.7})$$

La solution générale de l'équation (IV.6) est donnée par :

$$H_1(x) = A_1 \sinh(K_1 x) + B_1 \cosh(K_1 x) \quad (\text{IV.8})$$

Par raison de symétrie, nous adoptons pour $H_1(x)$ la solution :

$$H_1(x) = A_1 \sinh(K_1 x) \quad (\text{IV.9})$$

$$E_1(x) = \frac{A_1}{\sigma_1} K_1 \sinh(K_1 x) \quad (\text{IV.10})$$

$$A_1 = \frac{I}{\sinh(K_1 x) 4b} \quad (\text{IV.11})$$

On peut déterminer d'autre part les relations du champ magnétique et du champ électrique de façon analogue :

$$H_2(x) = A_2 \sinh(K_2 x) \quad (\text{IV.12})$$

$$E_2(x) = \frac{A_2}{\sigma_2} K_2 \sinh(K_2 x) \quad (\text{IV.13})$$

$$A_2 = \frac{I}{\sinh(K_2 x) 4b} \quad (\text{IV.14})$$

L'application des conditions de passage à la surface de contact entre le conducteur et le matériau magnétique concernant la continuité des composantes tangentielles des champs magnétique et électrique conduit aux équations :

$$\begin{cases} H_1(d_1) = H_2(d_1) \\ E_1(d_1) = E_2(d_1) \end{cases} \quad (\text{IV.15})$$

Donc on va extraire les deux formules suivantes par remplacement dans les équations (IV.9), (IV.10), (IV.12) et (IV.14) :

$$\begin{cases} A_1 \sinh(K_1 d_1) = A_2 \sinh(K_2 d_1) \\ \frac{A_1}{\sigma_1} K_1 \sinh(K_1 d_1) = \frac{A_2}{\sigma_2} K_2 \sinh(K_2 d_1) \end{cases} \quad (\text{IV.16})$$

IV.3.3. Calcul de l'impédance

Pour calculer l'impédance du capteur il faut tout d'abord déterminer la puissance apparente S du capteur et puis la diviser par le produit du courant qui traverse le conducteur I et son image I^* . La détermination de la puissance apparente S se fait par le calcul du flux du vecteur de Poynting (IV.17) qui traverse la surface du ruban magnétique :

$$P_r = \iint_S \vec{E}_z \wedge \vec{H}_y dS \quad (\text{IV.17})$$

Au niveau macroscopique la puissance apparente est calculée par la formule suivante $S = U \cdot I^*$ Donc : $U = Z \cdot I$ on déduit la puissance apparente en fonction de l'impédance :

$$S = Z \cdot I \cdot I^* \quad (\text{IV.18})$$

$$Z = \frac{S}{I I^*} = R_{dc} \left[\frac{\coth(x_1) \coth(x_2) + \xi}{\coth(x_1) \coth(x_2)} \right] (\xi x_1 + x_2) \quad (\text{IV.19})$$

Avec :

$$R_{dc} = \frac{l}{2b(\sigma_1 d_1 + \sigma_2 d_2)} \quad (IV.20)$$

$$x_1 = (1 + i) \frac{d_1}{\delta_1} \quad (IV.21)$$

$$x_2 = (1 + i) \frac{d_2}{\delta_2} \quad (IV.22)$$

$$\xi = \frac{\sigma_1 \delta_1}{\sigma_2 \delta_2} \quad (IV.23)$$

$$K_1 = \frac{(1-j)}{\delta_1} \quad (IV.24)$$

$$K_2 = \frac{(1-j)}{\delta_2} \quad (IV.25)$$

$l, b, 2d_1, d_2$: Sont respectivement la longueur, la largeur, l'épaisseur, du conducteur et l'épaisseur du matériau magnétique.

K_1 : La constante de propagation transversale du conducteur.

K_2 : La constante de propagation transversale du matériau magnétique.

δ_1 : Épaisseur de peau dans le conducteur.

δ_2 : Épaisseur de peau effective pour le matériau magnétique.

σ_1, σ_2 : Sont respectivement les conductivités du conducteur et du matériau magnétique.

R_{dc} : représente la résistance en continu de l'échantillon.

IV.4. Réponse du capteur GMI

L'effet de la magnéto-impédance est un phénomène classique de l'électromagnétisme, il apparaît à travers la variation de l'impédance mesurée aux bornes du conducteur qui est excité par un courant alternatif sinusoïdale de fréquence f et d'amplitude constante. Le système global qui représente notre capteur est soumis à un champ magnétique H_z . Dans ce qui suit, l'objectif de la simulation est de voir la variation de l'impédance Z en fonction du champ magnétique en présence et en absence d'une pièce magnétique située à proximité du capteur GMI.

IV.4.1. Réponse du capteur GMI en absence de la pièce magnétique

En absence de la pièce magnétique, les figures IV.6 et IV.7 représentent respectivement les variations du module d'impédance Z et de son rapport $\frac{\Delta Z}{Z}$ en fonction du champ magnétique appliqué H_z ont été

tracées pour plusieurs valeurs de fréquence du courant d'excitation. A partir de ces figures, on remarque que le module de Z et le rapport $\frac{\Delta Z}{Z}$ croient avec la variation du champ magnétique jusqu'au point où le champ magnétique est égal au champ d'anisotropie ($H_k = 1500[A/m]$). Dans cette gamme de fréquence et pour un champ magnétique statique faible, la perméabilité effective est proche de l'unité, l'effet de peau n'est pas perceptible et la densité de courant est uniforme. Pour un champ magnétique statique proche au champ d'anisotropie, l'effet de peau est très marqué, la densité des courants induits croît davantage et le champ magnétique se confine à son tour aux surfaces du ruban. Ce qui entraîne une diminution du flux du champ magnétique à travers la section transversale du ruban. En champ fort, la perméabilité tend vers l'unité, la densité de courant redevient uniforme, le comportement est identique à celui décrit pour un champ magnétique statique faible.

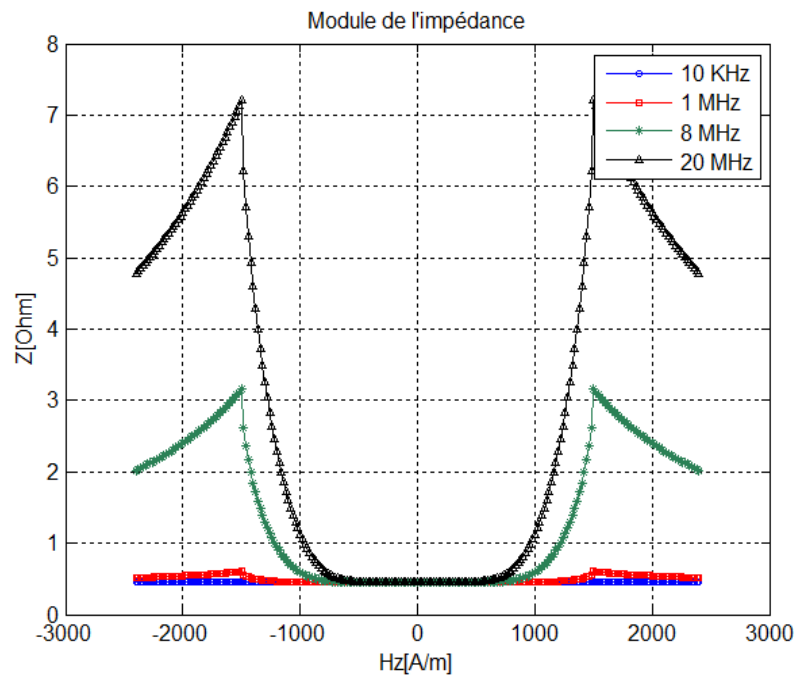


Figure IV.6. Variation du module de l'impédance Z du capteur en fonction du champ magnétique H_z .

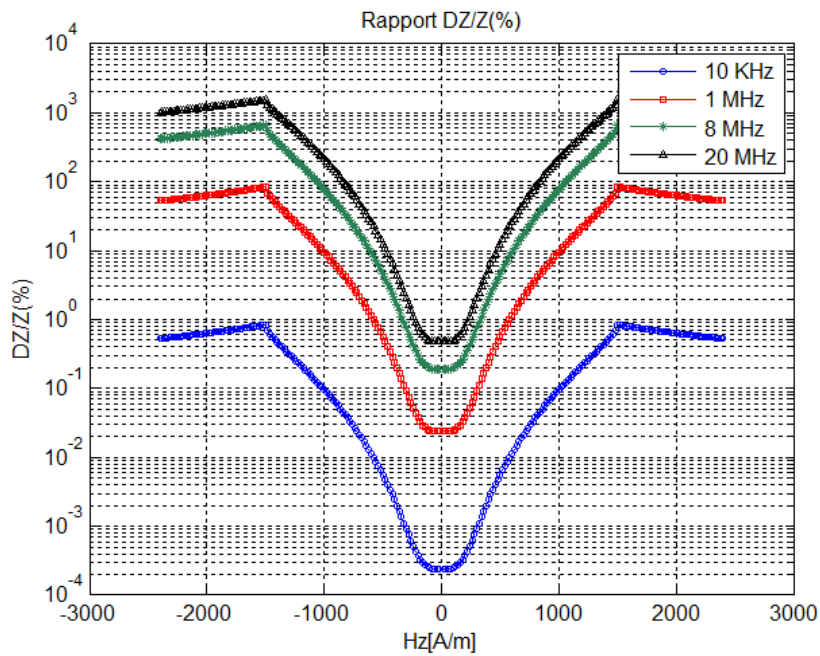


Figure IV.7. Variation du rapport de l'impédance $\frac{\Delta Z}{Z}$ en fonction du champ magnétique H_z .

Dans le reste du travail, la fréquence du courant d'excitation est égale à 8 MHz, le module d'impédance Z et son rapport $\frac{\Delta Z}{Z}$ pour le capteur sandwich, en fonction du champ magnétique appliqué H_z sont représentés par les figures IV.8 et IV.9 respectivement. Le choix de cette valeur de la fréquence est obtenu après une étude de sensibilité dans le cadre d'un travail de PFE Master qui a été effectué dans [13]. C'est la fréquence pour laquelle la sensibilité du capteur sandwich est maximale.

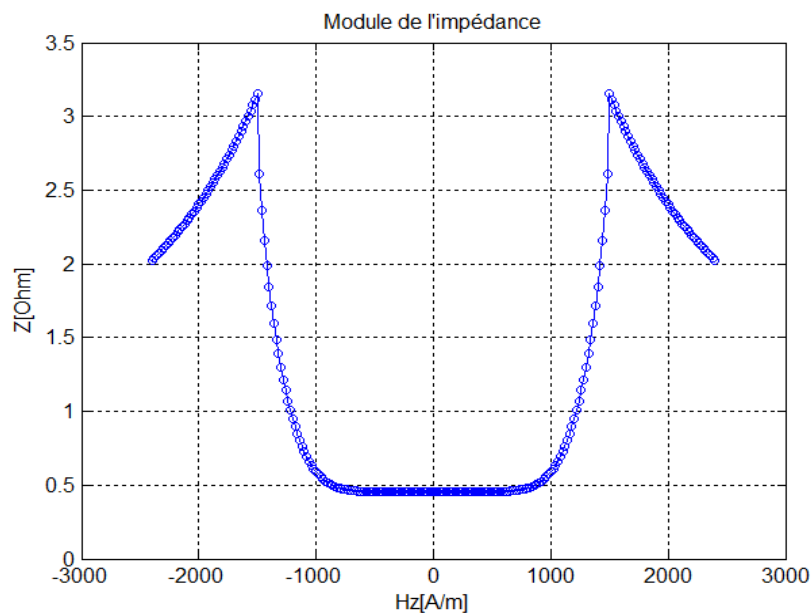


Figure IV.8. Variation du module de l'impédance Z du capteur en fonction du champ magnétique H_z .

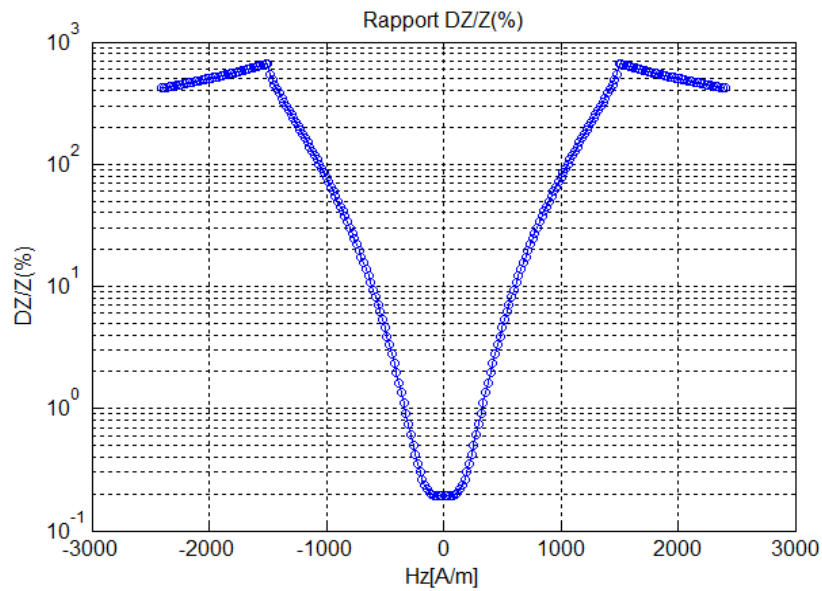


Figure IV.9. Variation du rapport de l'impédance $\frac{\Delta Z}{Z}$ en fonction du champ magnétique H_z .

Les figures IV.10 et IV.11 représentent respectivement le module d'impédance Z et son rapport $\frac{\Delta Z}{Z}$ pour le capteur sandwich, en fonction du de l'induction magnétique B_z . En remarque un comportement identique à celui obtenu en fonction du champ magnétique appliqué H_z . Les composantes de l'impédance (Z et $\frac{\Delta Z}{Z}$) varient avec le champ magnétique appliqué. Cet effet est lié à l'apparition de l'épaisseur de peau dans le conducteur. C'est l'épaisseur où se concentre la densité de courant dans le matériau, elle est liée à la perméabilité magnétique, qui varie avec le champ magnétique appliqué.

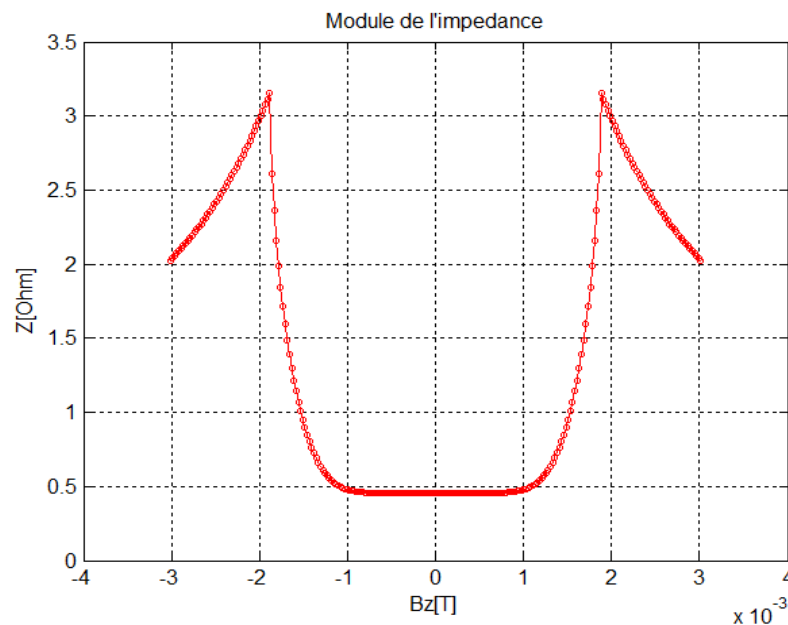


Figure IV.10. Variation du module de l'impédance Z du capteur en fonction du l'induction magnétique B_z .

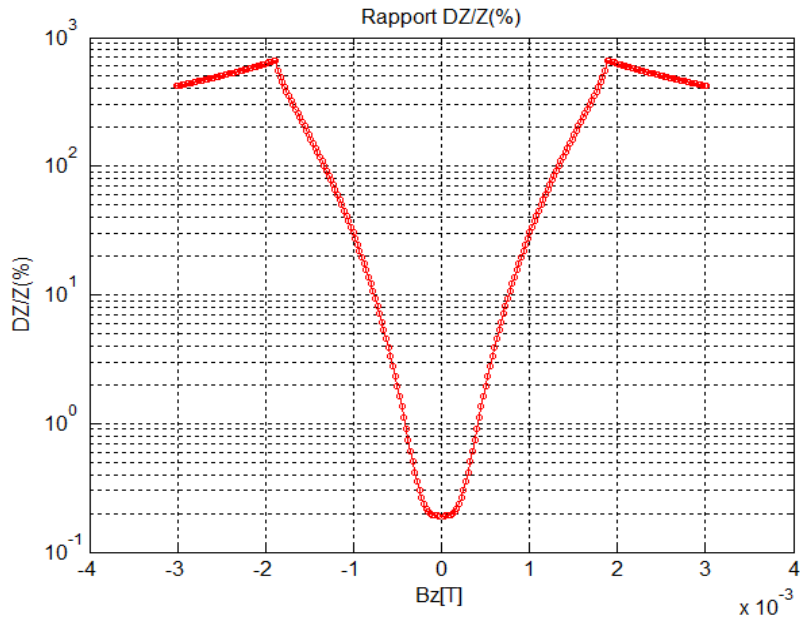


Figure IV.11. Variation du rapport de l'impédance $\frac{\Delta Z}{Z}$ en fonction de l'induction magnétique B_z .

IV.4.2. Réponse du capteur GMI dans la présence d'une pièce magnétique

Dans la figure IV.12 on s'intéresse à un champ magnétique H_z compris dans l'intervalle allant de 200 A/m jusqu'à 1500 A/m, c'est-à-dire dans la zone quasi-linéaire. Le capteur GMI est toujours excité par un courant de fréquence de 8 MHz afin d'obtenir une bonne sensibilité. Une pièce magnétique est située à proximité du capteur, cette pièce a une induction rémanente qui correspond à un champ magnétique de 80 A/m. On considère que le point de fonctionnement du capteur est situé au point H_F de 1180 A/m (champ appliqué) qui correspond à une impédance du capteur de $Z(H_F) = 0.9 \Omega$, la nouvelle impédance apparaît est $Z(H_{pièce}) = 1.14 \Omega$ cette impédance est liée à un champ magnétique de 1260 A/m.

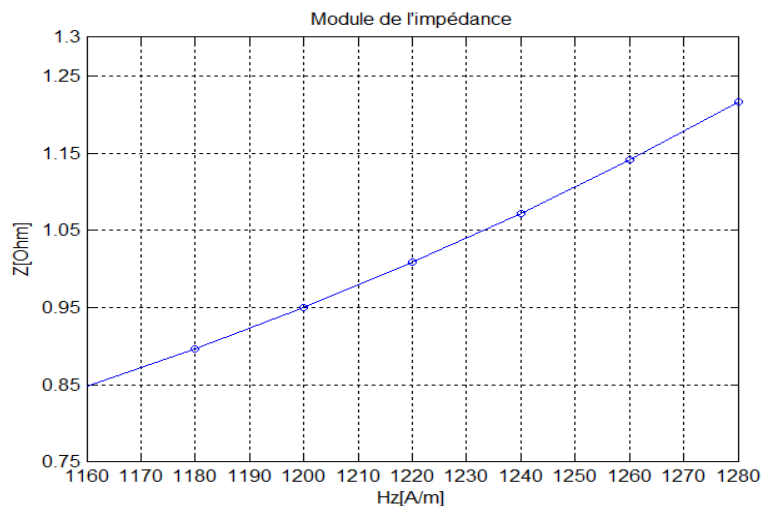


Figure IV.12. Variation du module de l'impédance Z du capteur en fonction du champ magnétique H_z .

IV.5. Mise en œuvre de l'inversion directe

IV.5.1. Construction des bases de données

Le champ magnétique est appliqué suivant l'axe (Ox) dans les deux sens (Le deuxième sens est obtenu par un courant de même intensité mais de sens opposé). Pour des raisons de symétrie par rapport champ magnétique nul, nous avons gardé seulement la partie positive qui est limité par un champ magnétique égal au champ d'anisotropie ($H_k = 1500[\text{A/m}]$).

Comme l'objectif général de ce mémoire est la mise en œuvre d'une inversion directe basée sur des modèles paramétriques, donc une base de données est nécessaire. Cette base sert à faire apprendre, à l'outil d'inversion, la variation du champ magnétique due à l'existence des pièces magnétiques en fonction des signaux qui représentent le module de l'impédance du capteur GMI. La base de données est constituée d'exemples reliant les entrées (le module de l'impédance du capteur GMI) et les sorties (champ magnétique due à l'existence des pièces). La base de données est générée en variant le champ magnétique appliqué H de 0 (A/m) à 1500 (A/m) avec un pas de 5 (A/m) et en sauvegardant à chaque fois le signal de simulation obtenu par le capteur GMI (correspondant à chaque valeur du champ appliqué).

IV.5.2. Choix de la structure du RNA (MLP)

Pour obtenir à des meilleurs résultats, nous avons choisi le réseau de neurone multicouches MLP (Multi Layer Perceptron en anglais) avec son algorithme d'apprentissage la rétropropagation du gradient. Dans ce cas :

- ❖ Le modèle MLP choisi est composé d'un réseau avec une couche d'entrée, deux couches cachées et une couche de sortie.
- ❖ Le réseau a un neurone dans la couche d'entrée (module de l'impédance).
- ❖ Les couches cachées avec plusieurs neurones.
- ❖ Le réseau a un neurone dans la couche de sortie (champ appliqué).
- ❖ L'apprentissage du réseau est effectué par l'algorithme de la rétropropagation avec des fonctions d'activations sigmoïdes pour les couches cachées et une fonction d'activation linéaire pour la couche de sortie.

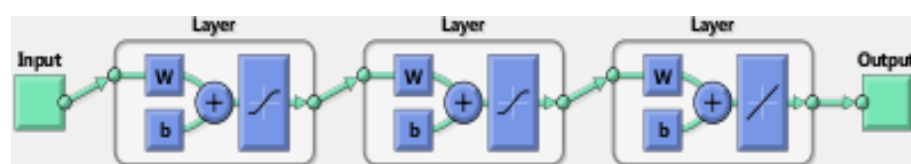


Figure IV.13. Architecture du réseau de neurone utilisé.

IV.5.3. Apprentissage

Les poids ainsi que les biais sont initialement choisis de façon aléatoire, puis adaptés par un algorithme d'apprentissage, de façon à minimiser l'erreur quadratique moyenne entre les valeurs calculées par le réseau et celles souhaitées.

IV.5.4. Validation

Une fois le réseau est entraîné, on obtient les valeurs finales des poids et des biais. Une étape de validation est nécessaire pour voir si le réseau obéit aux exigences fixées ou non. Pour cela, on réalise un test sur le réseau. Si, malheureusement les résultats ne sont pas satisfaisants, on doit s'engager soit à modifier la structure du réseau (augmenter le nombre des entrées, ajouter des neurones dans la couche cachée, changer le type des fonctions d'activations), ou augmenter le nombre d'itérations de la phase d'apprentissage si les paramètres du réseau ne sont pas encore convergés (test de convergence), ou encore, modifier les valeurs initiales des poids et des biais [40].

IV.5.5. Application sur les données de simulation

Suivant la procédure décrite dans le chapitre III et après réalisation de plusieurs expériences, le modèle MLP est composé de deux couches cachées. La première couche contient 15 neurones tandis que la deuxième elle contient 9 neurones. La base de données déjà créée est constituée de seulement 303 exemples ; 203 pour l'apprentissage et 100 pour la validation.

La qualité des résultats de ce modèle RNA est évaluée par la mesure de l'erreur quadratique moyenne EQM (*MSE* pour Mean Square Error, en anglais) et le coefficient de corrélation linéaire (*R*). Ce dernier est fréquemment utilisé pour évaluer la relation linéaire entre les valeurs estimées (Prédites par RNA) et désirées (Inclues dans la base de données). Il prend des valeurs entre 0 et 1. Plus il est proche de 1, plus le modèle est de bonne qualité. Alors que la *MSE* mesure l'écart entre la droite de régression des valeurs désirées et les valeurs prédites par le modèle. Plus la *MSE* est faible, plus le modèle est de bonne précision. Dans ce cas, la *MSE* et le *R* peuvent être définis comme suit [40] :

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (IV.26)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y}_i)(\hat{y}_i - \hat{\bar{y}}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y}_i)^2 \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - \hat{\bar{y}}_i)^2}} \quad (IV.27)$$

Où y_i la valeur des paramètres du défaut, \hat{y}_i la valeur de la prédiction par le MLP, \bar{y}_i et $\hat{\bar{y}}_i$ les moyens de y_i et respectivement \hat{y}_i et N le nombre d'exemples dans la base de données.

La figure IV.14 montre l'évolution de la MSE en fonction des itérations. Cette MSE est calculée sur la base d'apprentissage du modèle MLP destinés à prédire le champ magnétique appliqué.

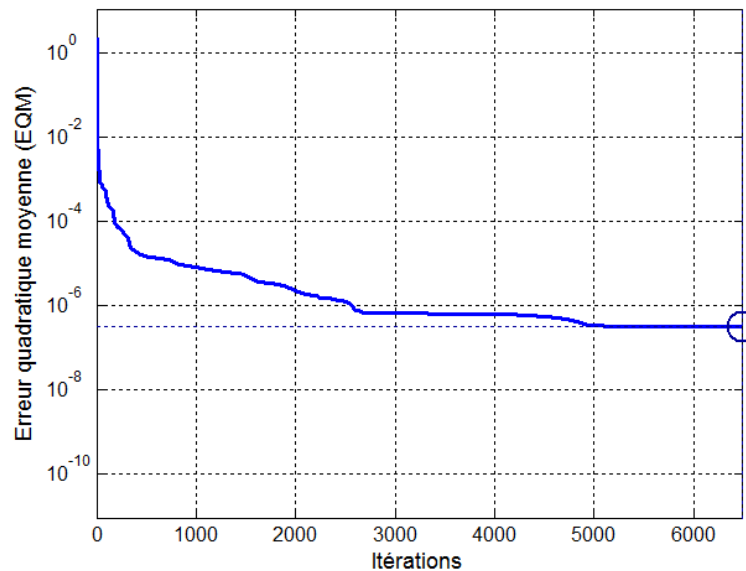


Figure IV.14. Évolution de l'erreur d'apprentissage pour le modèle MLP

Le tableau IV.1 regroupe les valeurs du MSE , de R ainsi que du temps CPU obtenues sur les bases d'apprentissage et de validation pour le modèle MLP.

Le tableaux IV.1. Résumé des performances du modèle MLP

Base d'apprentissage			Base de validation	
MSE	R	Temps PCU (s)	MSE	R
$3.08 \cdot 10^{-7}$	0.9999	85 s	$5.36 \cdot 10^{-6}$	0.9999

Comme prévu, selon les valeurs du MSE et R , les résultats obtenus sur la base de validation sont un peu moins précis que ceux obtenus sur la base d'apprentissage, ce qui est logique.

Les figure IV.15 et IV.16 montrent une comparaison entre les valeurs estimées par le modèle MLP et réelles (valeurs du champ appliquée) respectivement sur la base d'apprentissage et de validation.

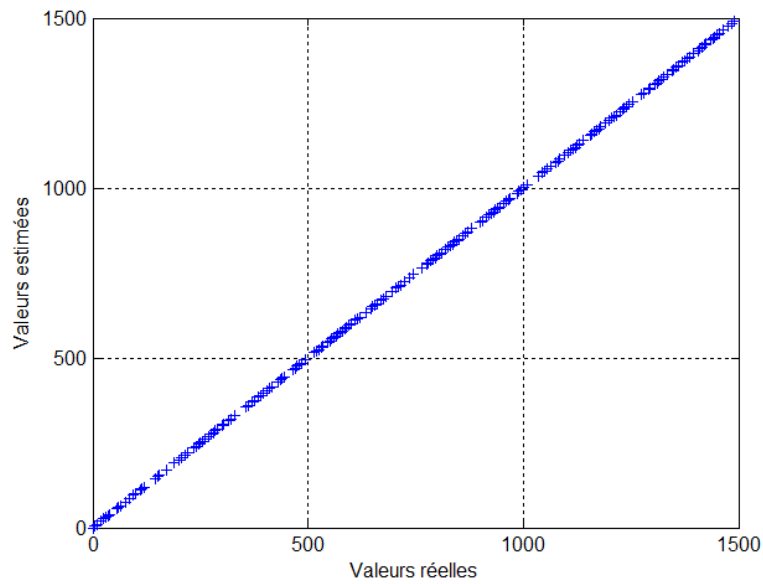


Figure IV.15. Profil du champ appliqué sur la base d'apprentissage obtenu par MLP.

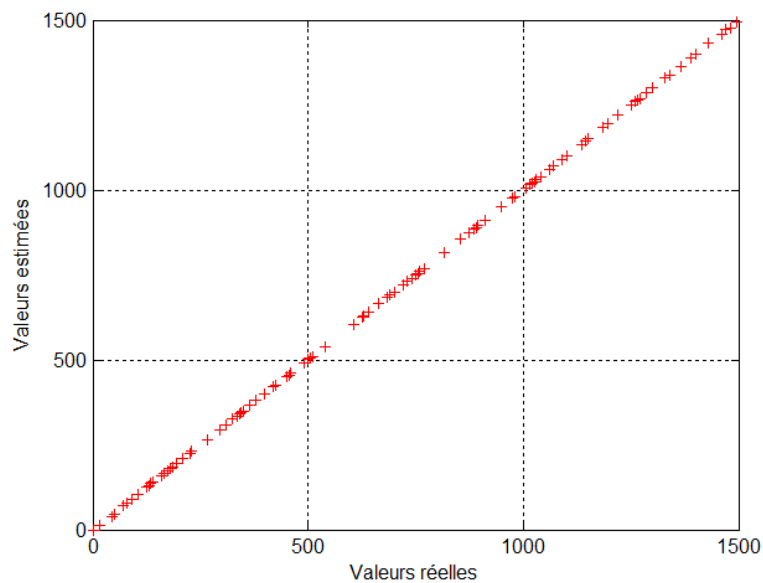


Figure IV.16. Profil du champ appliqué sur la base de validation obtenu par MLP.

D'après la figure IV.16, la plupart des points sont distribués autour de la diagonale, cela signifie que le modèle atteint un degré d'apprentissage et de validation très élevé.

Les résultats obtenus illustrent la capacité de généralisation du modèle MLP. Ceci signifie que ce modèle peut prédire les valeurs des défauts avec une grande précision.

Pour tester la fiabilité de notre modèle d'inversion, nous avons utilisé des exemples en dehors de la base de données. Les résultats obtenus sont résumés dans le tableau IV.2

Tableau IV.2. Comparaison entre les valeurs prédites par MLP et ceux de teste

Exemples de tests	Valeur Réel (A/m)	Valeur estimer (A/m)	Erreur relative (%)
1	$1.4250 \cdot 10^3$	$1.4274 \cdot 10^3$	0.16
2	$1.4400 \cdot 10^3$	$1.4285 \cdot 10^3$	0.79
3	$0.6250 \cdot 10^3$	$0.6250 \cdot 10^3$	0
4	$1.2600 \cdot 10^3$	$1.2571 \cdot 10^3$	0.23
5	$0.5050 \cdot 10^3$	$0.5049 \cdot 10^3$	0.01
6	$0.6450 \cdot 10^3$	$0.6450 \cdot 10^3$	0
7	$0.1350 \cdot 10^3$	$0.1341 \cdot 10^3$	0.66
8	$1.1700 \cdot 10^3$	$1.1702 \cdot 10^3$	0.01
9	$0.1650 \cdot 10^3$	$0.1647 \cdot 10^3$	0.18
10	$0.9800 \cdot 10^3$	$0.9801 \cdot 10^3$	0.01
EQM			Erreur moyenne (%)
$1.47 \cdot 10^{-5}$			0.20

En analysant les résultats obtenus entre les valeurs réelles et les valeurs estimées pour dix exemples de tests avec différentes valeurs. Du point de vue erreurs MSE et coefficient de corrélations R , on constate que ces résultats sont proches et en bonne concordance avec celles réelles. Enfin, le modèle MLP retenu pour le capteur GMI afin de détecter le passage des objets magnétiques donnent des résultats remarquables et avec une précision très acceptable.

Conclusion

Dans ce chapitre, on a exposé dans une première partie brièvement les différentes procédures de résolution des modèles inverse. Tant dis que, dans la deuxième partie on a se concentrer sur la méthode directe ou on a pu construire une base de données aléatoire qu'on a utilisé par la suite pour entraîner et tester le modèle intelligent. Dans la dernière partie de ce chapitre, on a vu la mise en œuvre du modèle MLP pour réaliser une inversion directe. La qualité acceptable des résultats de l'inversion effectuée sur des

données de simulation témoigne de l'adéquation et l'efficacité de cet outil pour notre problème. Cependant, le modèle développé est relativement simple, facile à mettre en œuvre et il converge rapidement.

Conclusion générale

Conclusion générale

Le contrôle non destructif (CND) est largement employé dans les différents contextes de l'industrie grâce à son efficacité optimale et pour des raisons concernant les critères mondiaux qui sont annoncées par les diverses organisations et commission. Actuellement, les capteurs magnétiques sont largement utilisés dans le domaine du CND dès lors qu'il s'agit de matériaux magnétiques. Ces capteurs sont en effet sensibles, aisés à mettre en œuvre, robustes dans le cadre des applications industrielles et relativement peu coûteux. Cependant, le besoin grandissant de fiabilité et de rapidité pour les opérations d'inspection requiert le développement de nouveaux systèmes de contrôle.

Ainsi, aujourd'hui lorsque on fait une revue sur les applications des capteurs magnétiques on va trouver les sondes à Magnéto Impédance Géante (GMI) jouent un rôle essentiel dans plusieurs applications de l'industrie comme le nucléaire et la microélectronique, dans la métrologie pour réaliser des capteurs de courant, aussi à l'industrie automobile. Le grand intérêt qui représente ce type des capteurs revient à sa haute sensibilité et la vitesse de repense augmentée, ces performances avancées rendent la GMI préférée malgré sa découverte récente.

Le modèle de Landau-Lifshitz-Gilbert (LLG) permet la modélisation des capteurs GMI. Ce modèle est basé sur la variation des perméabilités effectives transversales à partir d'un champ magnétique appliqué. Ces variations font un changement sur la partie inductive de l'impédance qui donne à son tour le phénomène de la magnéto-impédance.

Au cours de ce travail de master on a pu développer un modèle intelligent d'inversion directe basé sur les réseaux de neurones artificiels (RNA). Ce modèle a été utilisé pour la détection de mouvement d'une pièce magnétique à partir des réponses (Impédances) issus d'un capteur GMI. Une base de données a été générée pour entraîner et tester les modèles à base du réseau de neurones multicouches (MLP).

En dernier temps, à travers ce travail on a pu atteindre à des résultats d'inversion bien appréciés, cela certifie qu'il s'agit d'un modèle efficace et même convenable pour notre problème. Effectivement, le modèle à base des RNA utilisé en l'occurrence le MLP converge rapidement et donne, après apprentissage, une estimation de la variation du champ magnétique appliqué (signe de l'existence ou non des objets magnétiques) de façon instantanée (en temps réel). De plus, l'apprentissage se fait à l'aide d'une base de données construit par simulations analytiques et de taille relativement réduite (303 exemples), par rapport à d'autres outils d'inversion qui ont des performances comparables.

Enfin, la qualité acceptable des résultats d'inversions effectuées sur des exemples de tests justifient l'efficacité, la fiabilité et la robustesse du modèle intelligent utilisé dans notre travail.

Références

Bibliographies

- [1] E. P. Harrison, G. L. Turney, H. Rowe and H. Gollop, « The Electrical Properties of High Permeability Wires Carrying Alternating Current », Proc. R. Soc. Math. Phys. Eng. Sci., vol. 157, no. 891, pp. 451–479, Nov. 1936.
- [2] L. V. Panina and K. Mohri, « Magneto-impedance effect in amorphous wires », Appl. Phys. Lett., vol. 65, no. 9, pp. 1189–1191, Aug 1994.
- [3] <https://www.twi-global.com/technical-knowledge/faqs/what-is-non-destructive-testing>
- [4] <https://www.intercontrole.com/FR/accueil-235/www-intercontrole-com-quest-ce-que-le-contrle-non-destructif-cnd.html>
- [5] B. Ramdane, « Contribution à la modélisation tridimensionnelle de la technique thermo inductive de contrôle non destructif : Développement d'un outil de conception, d'analyse et d'aide à la décision », Thèse de Doctorat de l'Université de Nantes, Le 16 novembre 2009.
- [6] A. Lakhdari, « Etude et modélisation de capteurs en CND par courants de Foucault : application a la détection des fissures » Mémoire de Magistère, université de Biskra ,2011.
- [7] [https : Wikipédia. /le contrôle non destructif.](https://fr.wikipedia.org/wiki/Le_contr%C3%42le_non_destructif)
- [8] N. Bnehadda, « Modélisation des capteurs inductifs à courants de Foucault en mode différentiel pour le Contrôle non Destructif (CND) », Mémoire de magistère, université de Batna, 2006.
- [9] S. Courtine, « Détection et localisation de défauts dans les entrainements électriques », Institut National Polytechnique de Grenoble - INPG, 1997
- [10] B. Ramdane, « Contribution à la modélisation tridimensionnelle de la technique thermo inductive de contrôle non destructif », Thèse de Doctorat de l'Université de Nantes,16 november 2009.
- [11] Y. Choua, « Application de la méthode des éléments finis pour la modélisation de configurations de contrôle non destructif par courants de Foucault », 01 octobre 2009.
- [12] <https://www.rochetteindustrie.com/msi/cnd/#visuel>
- [13] I. Lecheb « Conception et modélisation de capteur à magnéto-impédance géante », Université de Jijel, 2014.

- [14] T. Nonaka, H. Yoshimi, F. Sato, H. Matsuki, T. Sato, « Nondestructive detection of cracks in a distribution line by evaluating magnetic field distribution », IEEE Transactions on Magnetics, 2003, vol. 39, pp. 3346-3348.(Ce refer extrait de memoir Ibrahim Lcheheb 2014.)
- [15] J. Defuria, B. Probasco, S. Mandayam, J. Schmalzel « Versatile multipurpose modular instrument for conductivity measurements », Proceeding of the 17 th IEEE Transactions on Magnetics. 2000, vol. 3, pp. 1614-1615.
- [16] N. Bnehadda, « Modélisation et Etude pour la Réalisation d'un Capteur à Courants de Foucault en Mode Différentiel pour le Contrôle non Destructif (CND) », Thèse de doctorat Université de Batna,2015.
- [17] C. Zorni « Contrôle non destructif par courants de Foucault de milieux ferromagnétiques : de l'expérience au modèle d'interaction. » thèse doctorat. Université Paris Sud - Paris XI, 2012
- [18] A. Abderrahmane, M. Abdessamad,« Application des réseaux de neurones pour la caractérisation géométrique et physique d'une plaque conductrice », Mémoire Master Académique, Université Kasdi Merbah Ouargla ,2015.
- [19] M. Mohammed, « détection des défauts surfacique par contrôle non destructif CND par courant de foucault en mode absolu », Université M'sila,2012.
- [20] B. Lakhdar, L. Amel, « Contrôle Non Destructif par Courants de Foucault », (Application aux Pièces Cylindriques et Plaques Muni d'un Alésage), Mémoire master, Université de M'sila, 2018.
- [21] « Quelques technologies de capteurs de champ magnétique et de mesure de courant » , <http://satie.ens-paris-saclay.fr/servlet/com>,
- [22] <https://www.futura-sciences.com/sciences/definitions/physique-magneto-resistance-5007/>
- [23] Y. Conraux, « Préparation et caractérisation d'un alliage amorphe ferrimagnétique de GdCo entrant dans la conception de jonctions tunnel magnétiques - Résistance des jonctions tunnel magnétiques aux rayonnements ionisants », Université Joseph Fourier Grenoble I, 2005.
- [24] Wikipédia
- [25] » <http://pagesoerso-orange.fr/michel-hubin/capteurs/phys>. « Magnétomètre à SQUID, Mesure des champs magnétiques, (5/5)
- [26] M. Zidi, A. Asfour, J-P.Yonnet, « Utilisation de la magnéto-impédance géante pour la réalisation d'un capteur de courant à large dynamique »

- [27] C. Tannous et J. Gieraltowski, « Giant Magneto-Impedance and it's Applications », Août. 2002.
- [28] M. Zidi, « Utilisation de la Magnéto-Impédance Géante pour la réalisation d'un capteur de Courant », thèse doctorat université de Grenoble, 2006 .
- [29] K. Mohri, K. Kawashima, T. Kohzawa and H. Yoshida, «Magneto-inductive element », Mar. vol. 29, no. 2, pp. 1245 –1248, Mar. 1993.
- [30] A. Yelon, D. Menard, M. Britel and P. Ciureanu, «Calculations of giant magnetoimpedance and of ferromagnetic resonance response are rigorously equivalent», 1996.
- [31] L. V. Panina, K. Mohri, K. Bushida and M. Noda, « Giant magneto-impedance and magneto-inductive effects in amorphous alloys » J. Appl. Phys., vol. 76, no. 10, p. 6198, 1994.
- [32] M. Benguessmi, «Contribution à l'étude théorique de l'effet de la magnétoimpédance géante (GMI) », mémoire de magister en électrotechnique ,2010.
- [33].<https://canada.ca/nouvelles/special/2017/02/intelligenceartificielle/voir-vision-apprentissage-profond-reseau-neurone.html>
- [34] cour Ms. Parminder Kaur « Soft Computing Basics »
- [35] cour T.Hacib « réseaux de neurone 2019 »
- [36] B. Hannouf ,A. Zeddami, « Utilisation des techniques du soft computing dans un procédé de contrôle non destructif », Mémoire de fin d'études master, 2018
- [37] David Lamas Gaspar. « Application de l'apprentissage artificiel a la modélisation systémique de la chaine hydrométéorologique pour la prévision des crues éclair »
- [38] Mehdi Abadi , « Réalisation d'un réseau de neurones "SOM" sur une architecture matérielle adaptable et extensible à base de réseaux sur puce "NoC" » thèse doctorat . Université de Lorraine ; Université du Centre (Sousse, Tunisie), 2018
- [39] O. Faugeron, « Outils de l'intelligence artificielle appliqués au CND », Techniques de l'ingénieur, Dossier R1403, juin 2013.
- [40] C. Gaouir, R. Rezkoune , « modèle neuronal pour le CND à flux de fuite magnétique » Mémoire master, Université de Jijel, 2019.
- [41] <http://www.statsoft.fr/concepts-statistiques/reseaux-de-neurones-automatisees/reseaux-de-neurones-automatisees.htm#.X6qmtGhKjIU>

Annexe

Annexe

Les grandeurs fondamentales pour un modèle LLG :

Calcul le couple exercé sur une unité de volume :

$$\vec{T} = \vec{M} \times \mu_0 \vec{H}$$

Calcul le moment magnétique en fonction du moment cinétique :

$$\vec{M} = \gamma \vec{L}$$

L'équation de Landau-Lifshitz-Gilbert :

$$\frac{d\vec{m}}{dt} = -\gamma\mu_0(\vec{M}_0 \wedge \vec{b} + \vec{m} \wedge \vec{H}_{eff0}) + \frac{\alpha}{M_s} \vec{M}_0 \wedge \frac{d\vec{m}}{dt}$$

Calcul le tenseur des susceptibilités magnétiques χ :

$$\chi = \begin{bmatrix} \chi_{xx} & \chi_{xy} & \chi_{xz} \\ \chi_{yx} & \chi_{yy} & \chi_{yz} \\ \chi_{zx} & \chi_{zy} & \chi_{zz} \end{bmatrix}$$

- Les équations des susceptibilités sont :

$$\chi_{xx} = \frac{(\gamma\mu_0 M_s \sin(\theta))(\gamma\mu_0 H_z + \alpha p \sin(\theta))}{(p^2 + (\gamma\mu_0 H_k \cos(\theta) + \alpha p \cos(\theta))^2 + (\gamma\mu_0 H_z + \alpha p \sin(\theta))^2)}$$

$$\chi_{zz} = \frac{(\gamma\mu_0 M_s \cos(\theta))(\gamma\mu_0 H_k \cos(\theta) + \alpha p \cos(\theta))}{(p^2 + (\gamma\mu_0 M_z \cos(\theta) + \alpha p \cos(\theta))^2 + (\gamma\mu_0 M_z + \alpha p \sin(\theta))^2)}$$

$$\chi_{xz} = \frac{(-\gamma\mu_0 M_s \cos(\theta))(\gamma\mu_0 H_z \cos(\theta) + \alpha p \sin(\theta))}{(p^2 + (\gamma\mu_0 M_z \cos(\theta) + \alpha p \cos(\theta))^2 + (\gamma\mu_0 M_z + \alpha p \sin(\theta))^2)}$$

$$\chi_{zx} = \frac{(-\gamma\mu_0 M_s \sin(\theta))(\gamma\mu_0 H_k \cos(\theta) + \alpha p \cos(\theta))}{(p^2 + (\gamma\mu_0 M_z \cos(\theta) + \alpha p \cos(\theta))^2 + (\gamma\mu_0 M_z + \alpha p \sin(\theta))^2)}$$

- Calcul les Susceptibilités transversale et longitudinale :

$$\chi_{xx} = \frac{\frac{M_s}{H_k^3} H_z^2 \left(1 + \frac{\alpha}{\gamma\mu_0 H_k} p\right)}{\frac{1 + \alpha^2}{(\gamma\mu_0 H_k)^2} p^2 + \frac{2\alpha}{\gamma\mu_0 H_k} p + 1}$$

$$\chi_{zz} = \frac{\frac{M_s}{H_k} \left(1 - \frac{H_z^2}{H_k^2}\right) \left(1 + \frac{\alpha}{\gamma\mu_0 H_k} p\right) p}{\frac{1 + \alpha^2}{(\gamma\mu_0 H_k)^2} p^2 + \frac{2\alpha}{\gamma\mu_0 H_k} p + 1}$$

- **Calcul des perméabilités effectives transversales complexes :**

$$\hat{\mu} = \begin{bmatrix} \mu_{xx} & \mu_{xy} & \mu_{xz} \\ \mu_{yx} & \mu_{yy} & \mu_{yz} \\ \mu_{zx} & \mu_{zy} & \mu_{zz} \end{bmatrix}$$

- **la partie imaginaire qui représente les pertes magnétiques (partie dissipative) :**

$$[\mu_{eff}] = [\hat{\mu}] - i[\hat{\mu}i]$$

- **Calcul Le tenseur de perméabilité relative transversale se réduit donc, dans le cas des capteurs GMI au terme suivant :**

$$\mu_{rt} = \mu_{ryy} - \frac{\mu_{rxy}\mu_{ryx}}{\mu_{rxx}}$$

- **l'équation de la perméabilité effective en fonction des susceptibilités est :**

$$\mu_{rt} = \mu_{ryy} - \frac{\mu_{rxy}\mu_{ryx}}{\mu_{rxx}}$$