



République algérienne démocratique et populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieure et de la  
Recherche Scientifique



Université Kasdi Merbah Ouargla

Faculté des sciences appliquées

Département de Génie Mécanique

En Vue de l'obtention du diplôme de Mastère

Mémoire

MASTER ACADEMIQUE

**Domaine:** Science Appliquées

**Filière:** Génie Mécanique

**Spécialité:** Fabrication mécanique et productique

Présenté Par:

Lahreche Lezhari ; Lahreche Bachir

# Prédiction de la vitesse critique pour étudier les vibrations des machines tournantes par les réseaux de neurones.

Soutenu publiquement le : 19/06/2025

Devant le jury composé de:

Dr. Bentaleb Fayçal  
Dr. Khireddine Abdelaziz  
Mr. Gherfi Abdelhafid

MCB Encadreur  
MCB Président  
MAA Examineur

UKM Ouargla  
UKM Ouargla  
UKM Ouargla

**2024/2025**

# **Dédicace**

**À nos chers parents,**

**qui nous ont toujours soutenus, encouragés et inspirés.**

**À nos professeurs et encadreurs,**

**pour leurs enseignements et leur accompagnement précieux.**

**À nos amis fidèles,**

**pour leur présence constante, leur soutien moral et leur amitié sincère.**

**Nous vous dédions ce modeste travail avec toute notre**

**gratitude et notre respect.**

# Remercîment

Nous tenons à exprimer nos sincères remerciements à notre encadreur

**Dr. Bentaleb Fayçal**, pour ses conseils, son accompagnement et sa patience

tout au long de la réalisation de ce mémoire.

Nos remerciements s'adressent également à **tous les membres du jury** qui ont

bien voulu évaluer ce travail.

Nous remercions aussi **l'ensemble du corps enseignant du Département de**

**Génie Mécanique** de l'Université Kasdi Merbah – Ouargla, pour la qualité de

leur formation et leur engagement.

Enfin, un grand merci à nos familles et amis pour leur soutien moral

indéfectible.

# Résumé

Le domaine de la maintenance des machines tournantes, basé sur l'analyse des vibrations, a connu une évolution notable ces dernières années grâce aux avancées significatives des techniques d'intelligence artificielle. Ces techniques permettent de détecter précocement les défauts en analysant les caractéristiques des signaux, telles que l'amplitude, la fréquence et la bande passante. Ce travail s'inscrit dans le cadre de l'étude des méthodes de détection et de classification des défauts mécaniques affectant les machines tournantes, en particulier au niveau des roulements.

Cette étude vise à identifier les défauts susceptibles d'apparaître au niveau des roulements, qu'il s'agisse des billes, de la cage ou de la bague extérieure, et à les classer à l'aide de techniques d'intelligence artificielle, notamment les réseaux de neurones artificiels.

La validation de la méthode proposée a été réalisée à travers une implémentation numérique sous Matlab, accompagnée d'une analyse de l'influence des différents paramètres sur les performances du modèle, dans le but d'améliorer la qualité de l'apprentissage. Les résultats obtenus ont démontré l'efficacité de cette approche ainsi que sa capacité à fournir des résultats précis et fiables.

## المخلص

شهد مجال صيانة الآلات الدوارة المعتمد على تحليل الاهتزازات تطورًا ملحوظًا في السنوات الأخيرة، بفضل التقدم الكبير في تقنيات الذكاء الاصطناعي. إذ تتيح هذه التقنيات إمكانية الكشف المبكر عن الأعطال من خلال تحليل خصائص الإشارات، مثل السعة والتردد وعرض الحزمة. ويندرج هذا العمل ضمن إطار دراسة طرق الكشف وتصنيف الأعطال الميكانيكية التي تصيب الآلات الدوارة، خاصة على مستوى المحامل.

يهدف هذا البحث إلى التعرف على الأعطال المحتملة في المحامل، سواء في الكرات أو القفص أو الحلقة الخارجية، والعمل على تصنيفها باستخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي، وبالأخص الشبكات العصبية الاصطناعية.

وقد تم التحقق من فعالية المنهجية المقترحة من خلال تطبيق عددي باستخدام برنامج Matlab، مع تحليل تأثير مختلف المعاملات على أداء النموذج، بهدف تحسين جودة التعلم. وقد بينت النتائج المحصل عليها كفاءة هذه الطريقة وقدرتها على تقديم نتائج دقيقة وموثوقة.

# Table des matières

Dédicace

Remercîment

Résumée

Liste des Figures

Liste des tableaux

**Introduction générale ..... 1**

## **Chapitre I : Généralités sur les machines tournantes**

I.1 Introduction ..... 3

I.2 Définitions d'une machine tournante..... 3

I.2.1 Le rotor..... 4

I.2.2 La structure (La structure non rotative d'un moteur) ..... 4

I.2.3 Les liaisons ..... 4

I.3 Vibrations mécaniques ..... 5

I.3.1 Définition du Vibration..... 5

I.3.2 Les caractères d'une vibration ..... 5

I.4 Différentes formes de vibration ..... 7

I.4.1 Vibration harmonique ..... 7

I.4.2 Vibration périodique..... 7

I.4.3 Vibration aléatoires ..... 7

I.5 Les capteurs de vibration..... 7

I.5.1 Définition..... 7

I.5.2 Type des capteurs ..... 8

I.5.3 Les modes de détection.....10

## **Chapitre II : Introduction aux Réseaux de Neurones Artificiel**

II.1 Introduction .....12

II.2 Historique sur les réseaux de neurones .....14

II.3 Le neurone biologique .....16

II.3.1 Définition ..... 16

II.4 Le neurone artificiel .....16

II.4.1 Définition ..... 16

II.4.2 Les fonctions d'activations..... 17

II.5 Fonctionnement d'un neurone artificiel.....17

II.6 Classification des neurones artificiels .....	18
II.6.1 Description architecturale .....	18
II.6.2 Structure d'interconnexion.....	20
II.8 Architecture des réseaux de neurones .....	22
II.7.1 Réseaux de neurones statiques .....	22
II.8 Apprentissage du réseau.....	25
II.8.1 Apprentissage supervisé.....	26
II.8.3 Apprentissage renforcé .....	26
II.9.3 Apprentissage non supervisé .....	26

### **Chapitre III : Résultats et discussions**

III.1 Introduction : .....	28
III.2 Analyse d'un ANN pour Vy: .....	29
Conclusion générale .....	40

## Liste des Figures

<b>Figure I.1:</b> Elément générale des machines tournantes.....	3
<b>Figure I.2 :</b> Représentation d'une vibration sinusoïdale .....	6
<b>Figure I.3 :</b> Schéma de principe d'un capteur de déplacement.....	8
<b>Figure I.4 :</b> Schéma de principe d'une vélocimétrie.....	8
<b>Figure I.5 :</b> Schéma de principe d'un accéléromètre. ....	9
<b>Figure II.1 :</b> système du réseau de neurone. ....	13
<b>Figure II.2:</b> Illustration d'un réseau de neurones feed-forward à 5 couches dont 3couches cachées, une couche d'entrée et une couche de sortie. ....	13
<b>Figure II.3 :</b> Différents types de fonctions d'activations .....	17
<b>Figure II.4.</b> Les déférentes possibilités de classification des réseaux de neurones. ....	18
<b>Figure II.5.</b> Réseau de neurones à couches.....	19
<b>Figure II.6.</b> Exemple de réseau de neurones non bouclé .....	19
<b>Figure II.7 :</b> Exemple de réseau de neurones bouclé.....	20
<b>Figure II 8:</b> Réseau multicouche.....	21
<b>Figure II.9:</b> Réseau à connexions locales . ....	21
<b>Figure II.10 :</b> Réseau à connexions récurrentes.....	21
<b>Figure II.11 :</b> Réseau à connexion complète.....	22
<b>Figure II.12 :</b> Réseau multicouche.....	23
<b>Figure II.13 :</b> réseau de neurone multicouche .....	24

## Liste des tableaux

<b>Tableau III.1 :</b> Résultats expérimentaux des vibrations en fonction des paramètres du régime de coupe.....	28
<b>Tableau III.2:</b> Les résultats de la vitesse $V_y$ simulés pour 2 layer .....	32
<b>Tableau III.3:</b> Les résultats de la vitesse $V_y$ simulés pour 5, 10, 15 et 20 couches cachées.....	37

# **Introduction Générale**

## Introduction générale

La détection et le diagnostic automatique des défauts sont devenus des éléments fondamentaux dans l'industrie moderne, en raison de l'intégration des technologies intelligentes dans les systèmes de surveillance des machines. Cette approche repose sur le suivi continu de l'état de la machine durant son fonctionnement, afin d'intervenir uniquement au moment opportun, lorsque les données mesurées indiquent la nécessité d'une action.

La surveillance de l'état des machines, la détection précoce des défauts ainsi que leur diagnostic et leur classification constituent des enjeux majeurs dans le domaine de l'ingénierie, en raison de leur rôle essentiel dans l'amélioration de la sécurité, l'augmentation de la fiabilité et la réduction des coûts d'exploitation des systèmes industriels.

Dans le cas des machines tournantes, les études ont montré que les vibrations représentent l'indicateur le plus précis et le plus efficace pour détecter précocement leur dégradation. En effet, une augmentation du niveau de vibration signale la présence d'un défaut, tandis que l'analyse de ses caractéristiques permet d'en identifier la cause avec précision, ainsi que d'estimer le délai avant d'atteindre un état de fonctionnement critique.

Dans ce contexte, les techniques d'intelligence artificielle se sont imposées comme des solutions avancées pour soutenir les stratégies de maintenance prédictive des composants des machines. Les réseaux de neurones artificiels figurent parmi les outils les plus performants, car ils permettent d'assister les experts en maintenance dans les tâches de reconnaissance et de classification des défauts avec une grande efficacité.

L'objectif de ce travail est d'appliquer ces techniques au diagnostic et à la détection des défauts dans les machines tournantes, en particulier au niveau des roulements, tout en mettant l'accent sur le développement et l'amélioration d'un modèle d'apprentissage basé sur les réseaux de neurones artificiels. [1]

# **Chapitre I :**

## **Généralités sur les machines tournantes**

## I.1 Introduction

Les machines tournantes occupent une place centrale dans les systèmes industriels, notamment dans la transmission de puissance, où la surveillance des vibrations constitue un élément clé des stratégies de maintenance. Une augmentation anormale des vibrations est souvent considérée comme un indicateur précoce de défaillances potentielles, pouvant entraîner des arrêts imprévus, des pertes économiques importantes et des risques pour la sécurité des opérateurs. Ces vibrations sont généralement générées par diverses sources, telles que les déséquilibres, les défauts de roulements, les désalignements ou encore les conditions de fonctionnement inadéquates. Afin de détecter et de diagnostiquer ces anomalies, plusieurs modèles de simulation et d'analyse des signaux vibratoires ont été développés. Ces approches reposent sur des techniques avancées de traitement du signal permettant d'extraire des caractéristiques pertinentes, facilitant ainsi l'identification précise de l'état de fonctionnement des machines. L'étude des phénomènes vibratoires contribue donc de manière significative à l'amélioration de la fiabilité, de la performance et de la sécurité des systèmes mécaniques tournants. [2].

## I.2 Définitions d'une machine tournante

Les machines tournantes sont des systèmes (figure 1.1) composés de plusieurs éléments distincts notamment :

- Le rotor (Rotor), qui représente la partie mobile.
- La structure (Structure), qui soutient le système.
- Les liaisons (Liaisons), qui assurent la connexion entre les différents composants.

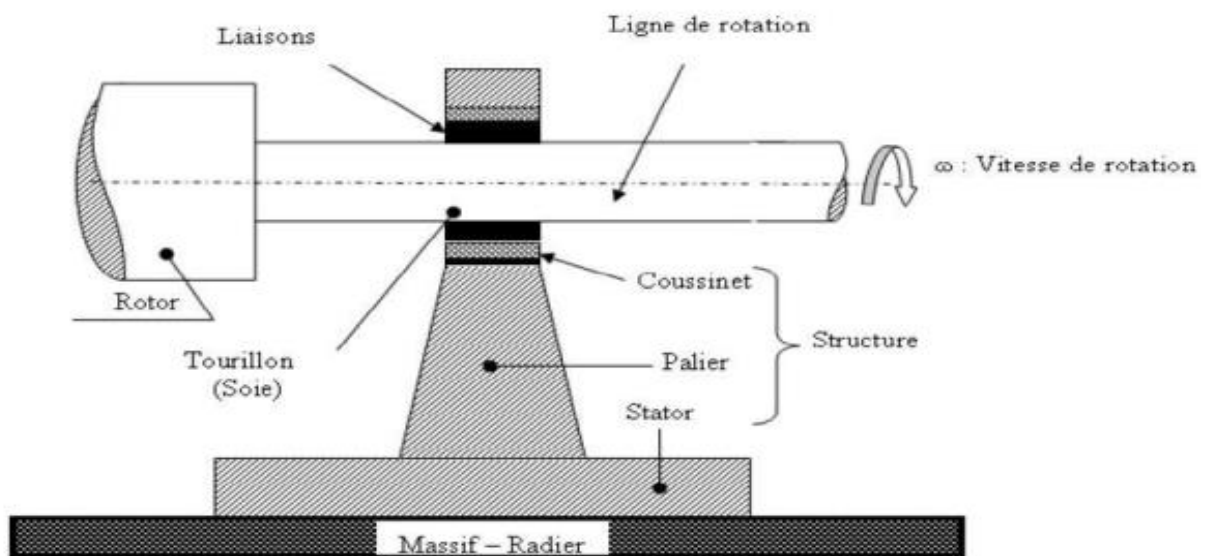


Figure I.1: Elément générale des machines tournantes [3].

### I.2.1 Le rotor

Le rotor est une structure composée d'éléments tournant autour d'un axe de rotation. Il est fabriqué à partir de matériaux variés tels que l'acier, le cuivre, le bois ou le plastique, et remplit des fonctions spécifiques, notamment la manipulation de fluides, de solides ou l'interaction dans un champ électromagnétique. [3]

### I.2.2 La structure (La structure non rotative d'un moteur)

La structure non rotative est composée de plusieurs éléments essentiels, parmi lesquels :

- **Les coussinets** de petites dimensions placés au niveau des tourillons du rotor. Ces coussinets peuvent être remplacés par des bagues, appelées aussi roulements.
- **Les paliers** qui assurent la liaison entre les coussinets (ou bagues) et le stator (partie fixe de la machine).
- **Le stator** ou enveloppe de la machine, qui contient des éléments essentiels tels que le circuit magnétique dans les machines électriques, les ailettes dans les turbomachines, etc.
- **Le massif** dans les systèmes embarqués peut prendre des formes beaucoup plus variées que dans les systèmes terrestres, dont les massifs sont liés au radier. Une interface permet d'adapter le stator au massif.
- Cette interface nécessite la résolution d'un problème lié à la suspension des machines, dont dépend souvent la tranquillité vibratoire, notamment en ce qui concerne l'aggravation des vibrations.<sup>1</sup>
- **Le radier** est un élément spécifique aux systèmes terrestres. Il assure la liaison entre le massif et le sol, et a pour mission de réduire les pressions exercées sur le sol à des niveaux acceptables.

C'est à travers le radier que les séismes perturbent les machines tournantes, et il peut être à l'origine de certains désalignements entre les paliers .

### I.2.3 Les liaisons

Le rotor est relié à la structure non rotative par un ensemble de liaisons qui assurent le guidage du rotor pendant le fonctionnement.

Ces liaisons sont réparties en trois catégories principales:

- Les liaisons à fluides, qui utilisent les fluides pour remplir leur fonction ;
- Les liaisons à roulements, également connues sous le nom de roulements ;
- Les liaisons magnétiques, qui reposent sur l'utilisation des champs magnétiques pour le maintien et le guidage.

## I.3 Vibrations mécaniques

### I.3.1 Définition du Vibration

La vibration (en anglais : vibration) est un phénomène mécanique qui se manifeste par des oscillations autour d'un point d'équilibre. Le terme dérive d'un mot grec signifiant « agitation » ou « mouvement ondulatoire ». Les vibrations peuvent être périodiques, comme le balancement d'un pendule, ou aléatoires, comme les secousses d'un pneu roulant sur un chemin caillouteux.

Dans certains contextes, la vibration est utile : par exemple, dans les instruments à vent comme l'harmonica, dans les téléphones portables pour les alertes silencieuses, ou dans les haut-parleurs pour produire du son.

Cependant, dans la majorité des cas, la vibration est indésirable, car elle peut entraîner une perte d'énergie et générer des bruits parasites. Les moteurs, les dispositifs mécaniques ou les machines en fonctionnement vibrent souvent à cause de déséquilibres, de frottements irréguliers ou de problèmes d'engrenage. Des conceptions précises et équilibrées permettent de réduire ces vibrations.

La vibration et le son sont étroitement liés. Le son est généré par la vibration de structures (comme les cordes vocales) et peut, à son tour, provoquer la vibration d'autres éléments (comme le tympan). Ainsi, le contrôle du bruit passe souvent par la gestion des vibrations. Toutes les particules dans l'univers vibrent, même dans les solides, bien que ces vibrations y soient réduites par les forces de cohésion moléculaire. Chaque objet a une fréquence naturelle propre, et s'il est soumis à une force dont la fréquence est égale à la sienne, il entre en résonance, ce qui amplifie fortement les vibrations. Cela peut, si l'intensité est suffisante, provoquer la destruction de l'objet ou de la structure.

Certaines vibrations causent une perte d'énergie sans utilité fonctionnelle, comme le bruit généré par un moteur, ce qui diminue le rendement énergétique global. [4]

### I.3.2 Les caractères d'une vibration

#### I.3.2.1 La fréquence

Un corps vibrant effectue un mouvement de va-et-vient autour de sa position fixe naturelle. Une cycle complet de vibration correspond au déplacement du corps d'une position extrême à une autre position extrême opposée, puis son retour au point de départ.

Le nombre de cycles effectués par un corps vibrant en une seconde est appelé fréquence. Cette grandeur est mesurée en hertz (Hz), où 1 hertz équivaut à un cycle par seconde. [5]

### I.3.2.2 L'amplitude

Un objet vibrant se déplace sur la distance maximale de part et d'autre de sa position fixe. L'amplitude est définie comme la distance entre la position fixe et la position extrême, d'un côté ou de l'autre, et elle est mesurée en mètres (m).

L'intensité de la vibration dépend directement de la valeur de l'amplitude. [5]

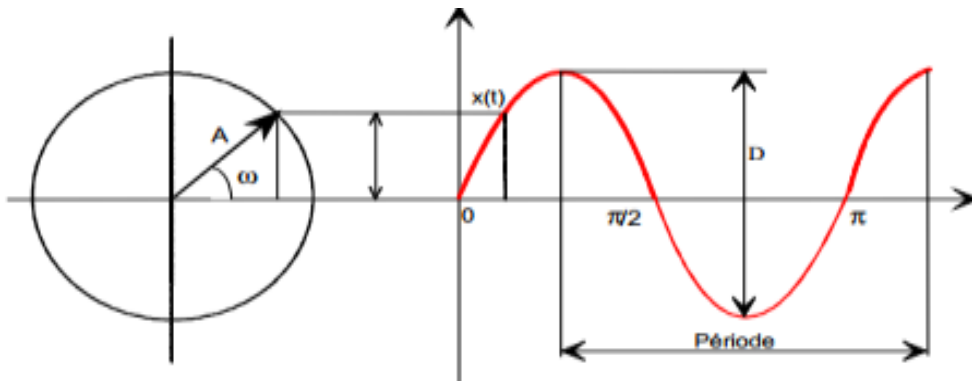


Figure I.2 : Représentation d'une vibration sinusoïdale [3]

La rotation du point A provoque une variation sinusoïdale de sa projection X, laquelle obéit à la relation suivante.

**La fonction  $X(t) = A \cdot \sin(\omega t)$**  décrit une variation sinusoïdale de la projection en fonction du temps.

**La fréquence  $f$**  est définie comme l'inverse de la période **T** :

$$f = 1 / T$$

Le signal vibratoire obtenu est donc une sinusoïde ayant une période T.

La période T dépend de la vitesse de rotation : plus la rotation est rapide (c'est-à-dire que  $\omega$  est grand), plus la période est courte, ce qui signifie que la fréquence est plus élevée.

Il existe donc une relation directe entre la fréquence et la vitesse de rotation :

$\omega = 2\pi f$  et  $f = N / 60$ , avec:

- $\omega$  en **rad/s** (radians par seconde),
- **f** en **Hz** (hertz),
- **N** en **tr/min** (tours par minute).

Dans les machines tournantes industrielles, on utilise fréquemment le tour par minute (**tr/min**) pour exprimer la vitesse de rotation. Cette unité peut également être notée **CPM** (cycles par minute) ou **RPM** (rotations par minute).

$$1\text{Hz}=1\text{CPM}/60=1\text{RPM}/60= (1\text{tr/min})/60.$$

Ainsi, les correspondances entre les unités sont :

$$1 \text{ Hz} = 1 \text{ CPM} / 60 = 1 \text{ RPM} / 60 = (1 \text{ tr/min}) / 60.$$

## I.4 Différentes formes de vibration

### I.4.1 Vibration harmonique

Les vibrations mécaniques désignent des mouvements oscillatoires autour d'une position d'équilibre moyenne. Ces oscillations, résultant d'un effort spécifique, peuvent être de nature périodique ou apériodique (transitoires ou aléatoires), selon qu'elles se répètent de manière identique après un intervalle de temps défini [4].

$$X(t) = A \sin(\omega t + \theta) \dots\dots\dots (I.1)$$

Avec :

- $\omega$  = vitesse angulaire ou pulsation du mouvement ( $2\pi f$ ) ;
- $f$  = fréquence du mouvement;
- $\theta$  = phase du mouvement par rapport à un repère dans le temps.

### I.4.2 Vibration périodique

Une vibration est dite périodique lorsqu'elle se répète identiquement après un intervalle de temps déterminé, appelé période. Ce type de vibration résulte généralement d'une excitation elle-même périodique. C'est le cas le plus courant observé sur les machines. [4]

$$X(t) = [ \sin(\omega t + \theta) ] \dots\dots\dots (I.2)$$

### I.4.3 Vibration aléatoires

Les vibrations aléatoires mettent en évidence les caractéristiques du signal permettant de faciliter son analyse. Elles rappellent la notion de densité spectrale de puissance, en soulignant les précautions nécessaires lors de son évaluation. Ce type de vibrations expose également les propriétés statistiques du signal temporel, et s'intéresse notamment à la loi de distribution des maxima d'un signal aléatoire gaussien, ce qui permet de simplifier l'estimation des dommages par fatigue sans recourir au comptage direct des pics. [4]

## I.5 Les capteurs de vibration

### I.5.1 Définition

Le rôle des capteurs est de convertir l'énergie mécanique fournie par la machine en un signal électrique proportionnel, mesurable de manière répétable. On distingue deux principales catégories de capteurs : les capteurs absolus (comme ceux mesurant l'accélération ou la vélocimétrie) et les capteurs relatifs (comme les proximètres).

### I.5.2 Type des capteurs

#### a. Capteur de déplacement

Un capteur de déplacement a pour fonction de convertir un déplacement physique en un signal électrique proportionnel. Il est largement utilisé dans divers secteurs tels que l'industrie automobile, le sport automobile, les machines-outils à commande numérique, la robotique, l'aéronautique, la défense, l'automatisation industrielle, ainsi que dans les domaines médical et pharmaceutique, où une mesure de déplacement fiable et de haute précision est indispensable [3].

Il existe plusieurs technologies de mesure de déplacement, parmi lesquelles on retrouve :

- la technologie capacitive ;
- la technologie inductive : notamment les capteurs de type LVDT et RVDT.

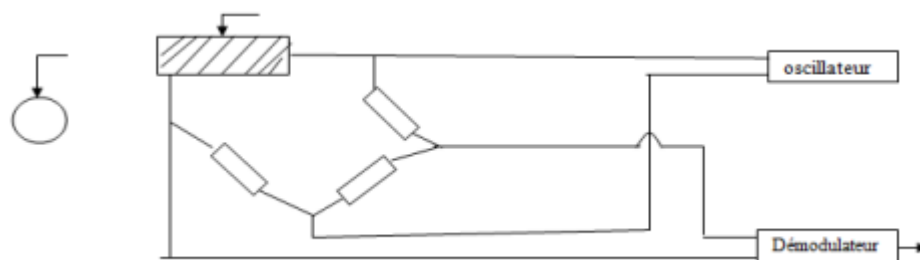


Figure I.3 : Schéma de principe d'un capteur de déplacement [5].

#### b. Capteur de vitesse

Dans les capteurs de vitesse, appelés également capteurs de vélocimétrie, le déplacement d'une masse à l'intérieur d'une bobine induit une variation du flux magnétique, ce qui génère un courant induit dans la bobine. Ces capteurs se caractérisent par une bande passante relativement faible, généralement comprise entre 10 et 1000 Hz [10].

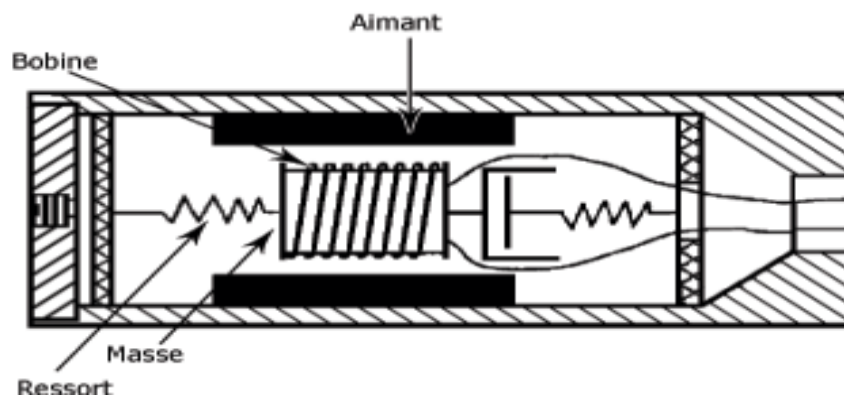


Figure I.4 : Schéma de principe d'une vélocimétrie [5].

### c. Capteur d'accélération

#### 1. Un accéléromètre piézoélectrique

Par définition, l'effet piézoélectrique correspond à la conversion d'une énergie mécanique en énergie électrique. Un accéléromètre piézoélectrique (figure I.5) se compose d'un disque en matériau piézoélectrique, tel que le quartz, jouant le rôle d'un ressort supportant une masse sismique précontrainte.

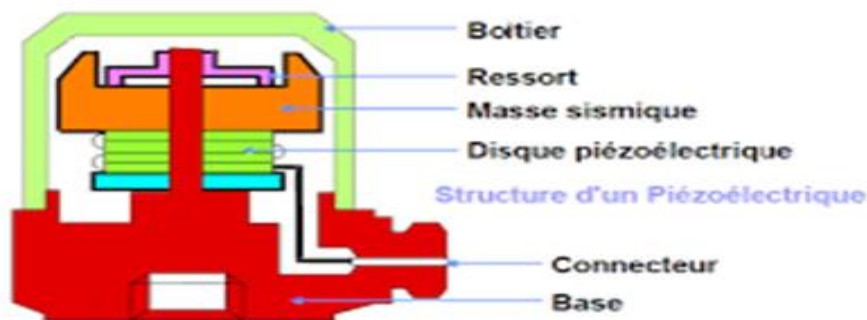


Figure I.5 : Schéma de principe d'un accéléromètre [5].

Les accéléromètres piézoélectriques sont de plus en plus utilisés comme capteurs de vibration absolue dans les systèmes de surveillance. Ils présentent plusieurs avantages : [6]

- Une large plage de fréquences d'utilisation ;
- Le signal d'accélération peut être intégré électroniquement pour obtenir la vitesse et le déplacement ;
- Absence de pièces mobiles, ce qui leur confère une grande durabilité.

#### ❖ Les avantages et les inconvénients :

##### ✓ Avantages

- Installation simple;
- Taille réduite et poids léger ;
- Résistance aux hautes températures;
- Absence de pièce mobile.

✓ **Inconvénient:**

- Nécessite une double intégration pour obtenir le déplacement ;
- Fonctionnement dépendant d'une source d'alimentation externe ;
- Informations limitées concernant la dynamique de l'arbre ;
- Performances faibles à basse vitesse [6]

**2. Accéléromètres capacitifs :**

Les accéléromètres capacitifs sont des capteurs à l'état solide intégrant des éléments sensibles micro-mécaniques en silicium, utilisant une technologie de pointe et une microélectronique intégrée. Ils sont conçus pour des applications nécessitant une mesure précise d'accélération à faible niveau (de 0 à 200g) dans une bande passante allant du continu jusqu'à 2000Hz (selon l'étendue de mesure pleine échelle). L'accéléromètre à capacité variable répond aux besoins de divers secteurs industriels nécessitant des mesures à très basse fréquence ou continues d'accélération.

Actuellement, deux autres types d'accéléromètres peuvent également répondre à ce besoin :

- Les accéléromètres piézorésistifs, conçus pour mesurer des accélérations faibles, mais qui sont limités en surcharge. De plus, ils ne garantissent pas la précision ou la stabilité nécessaire en fonction de la température pour la majorité des applications "mesure de faible accélération".
- Les servo-accéléromètres à boucle asservie, qui sont capables de réaliser des mesures avec une très grande précision et stabilité [5].

**I.5.3 Les modes de détection**

Dans les mesures vibratoires, on utilise couramment trois modes de détection : [7]

- La valeur efficace;
- La valeur crête;
- La valeur crête à crête.

$$\text{Facteur de crête} = \frac{\text{Valeur de crête}}{\text{valeur efficace}}$$

**Chapitre II :**  
**Introduction aux Réseaux de**  
**Neurones Artificiel**

## II.1 Introduction

Les réseaux de neurones sont des modèles conceptuels reproduisant de manière simplifiée le fonctionnement des réseaux neuronaux biologiques. Ils interviennent dans l'apprentissage automatique pour élaborer un modèle à partir de données existantes, en vue d'effectuer des prédictions sur de nouvelles informations. Cela peut être accompli soit par la régression pour les variables continues, soit par la classification pour les variables discrètes. Une présentation approfondie de l'apprentissage automatique et de l'exploration de données est disponible dans la référence [2].

En statistiques, cette boîte est souvent de structure simple, facilitant l'optimisation des paramètres par des méthodes analytiques. Par exemple, la régression classique repose sur une combinaison linéaire de fonctions élémentaires, dont les coefficients sont ajustés afin d'optimiser les poids.

Avec l'essor des techniques modernes d'exploration de données, des modèles plus avancés ont vu le jour, rendant leur optimisation analytique plus complexe. Parmi eux, les réseaux de neurones ont démontré leur efficacité dans plusieurs domaines, notamment dans la détection de fraudes et la reconnaissance des écritures manuscrites.

Ce document s'intéresse à l'analyse des réseaux de neurones et à l'interprétation de la boîte noire métaphorique qui leur est associée. Un réseau de neurones se présente sous la forme d'un graphe orienté, constitué de nœuds (neurones) répartis en différentes couches. Ces nœuds reçoivent des informations issues des couches précédentes et les combinent selon des poids spécifiques, désignés par  $w_{j,k}^{(i)}$

Chaque nœud (neurone) est également caractérisé par un seuil d'activation, noté  $b_k^{(i)}$ , qui détermine la sensibilité des sorties aux variations des entrées.



Figure II.1 : système du réseau de neurone [4].

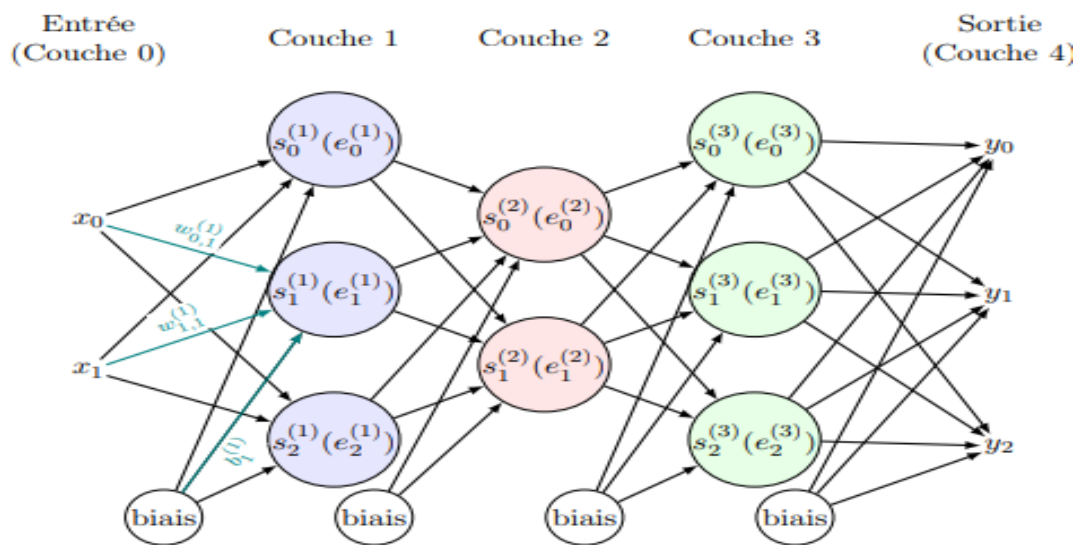


Figure II.2: Illustration d'un réseau de neurones feed-forward à 5 couches dont 3 couches cachées, une couche d'entrée et une couche de sortie. [3]

Ce type de réseau est caractérisé par le fait qu'un neurone ne tire ses entrées que de la couche précédente. À titre d'exemple, les entrées du deuxième nœud de la seconde couche ont été étiquetées en bleu. [3]

Le comportement du réseau de neurones dépend du poids des entrées des nœuds d'une couche à la suivante et des seuils d'activation de chaque nœud. Si ces paramètres sont définis de manière aléatoire, les résultats peuvent être insatisfaisants. Il est donc nécessaire d'utiliser un ensemble de données appelé ensemble d'entraînement afin d'optimiser ces

paramètres (les  $W_{j,k}^{(i)}$  et les  $b_k^{(i)}$ ) et de réduire l'erreur de prédiction du réseau. Dans l'ensemble d'entraînement, la prédiction attendue est connue, et l'objectif de l'optimisation est de minimiser la somme des carrés des différences entre les sorties calculées et les sorties attendues.

Contrairement aux modèles statistiques classiques, il est impossible de trouver une solution analytique à ces problèmes d'optimisation, ce qui nécessite une optimisation numérique de la fonction d'erreur. Cet article propose une description précise de ces réseaux de neurones.

En outre, une méthode est suggérée pour calculer les dérivées premières et secondes (dans une direction donnée) de la fonction d'erreur, permettant ainsi d'identifier les paramètres optimaux. Ces informations sur les dérivées sont très utiles pour les algorithmes d'optimisation, qui les utilisent afin de trouver rapidement une solution localement optimale au problème de minimisation de l'erreur. [2].

## II.2 Historique sur les réseaux de neurones

L'inspiration à l'origine des réseaux de neurones artificiels remonte à 1890, lorsque W. James, célèbre psychologue américain, introduit le concept de mémoire associative. Il établit ainsi une base qui deviendra plus tard la loi de Hebb, régissant l'apprentissage des réseaux de neurones.

Quelques décennies plus tard, en 1949, J. McCulloch et W. Pitts proposent une modélisation du neurone biologique, en développant un modèle de neurone automatique à comportement binaire. Ils sont les premiers à démontrer que des réseaux de neurones formels simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes.

La même année, D. Hebb, physiologiste américain, explore les propriétés des neurones à travers des expériences de conditionnement chez l'animal. Par exemple, lorsqu'un chien est nourri tous les jours à la même heure, il finit par sécréter de la salive à ce moment précis, même en l'absence de nourriture. La loi de modification des connexions neuronales qu'il propose permet d'expliquer ces résultats expérimentaux.

Les premiers succès des réseaux de neurones apparaissent en 1957, avec F. Rosenblatt, qui développe le modèle du Perceptron. Il construit le premier neuro-ordinateur basé sur ce modèle et l'applique à la reconnaissance des formes. Il est important de noter que, compte tenu des moyens limités de l'époque, il s'agissait d'une prouesse technologique de parvenir à faire fonctionner correctement cette machine pendant plus de quelques minutes.

En 1960, l'automaticien Widrow introduit le modèle Adaline (Adaptive Linear Element), qui présente une structure similaire au Perceptron, bien que son loi d'apprentissage soit différente. Ce modèle est à l'origine de l'algorithme de rétropropagation du gradient, aujourd'hui largement utilisé.

Cependant, en 1969, M. Minsky et S. Papert publient un ouvrage mettant en évidence les limitations théoriques du Perceptron, notamment son incapacité à traiter des problèmes non linéaires. À la suite de cette publication, le domaine connaît une période de stagnation entre 1967 et 1982.

Le domaine des réseaux de neurones connaît un renouveau en 1982 grâce aux travaux de J. J. Hopfield, physicien reconnu. Il propose une théorie innovante sur leur fonctionnement et leurs potentialités. Contrairement aux approches traditionnelles qui établissent d'abord une structure et une loi d'apprentissage avant d'en analyser les propriétés émergentes, Hopfield adopte une approche inverse : il définit d'abord le comportement attendu puis élabore la structure et la règle d'apprentissage en conséquence. Son modèle, encore utilisé aujourd'hui, est particulièrement apprécié pour les problèmes d'optimisation.

En 1983, la machine de Boltzmann apparaît comme le premier modèle capable de surmonter certaines limitations du Perceptron. Toutefois, son utilisation pratique reste complexe en raison de temps de calcul considérables liés à une convergence très lente.

Puis, en 1985, la rétropropagation du gradient est introduite, permettant l'apprentissage efficace du Perceptron Multi Couches. Cette avancée, réalisée indépendamment par trois groupes de chercheurs, offre désormais la possibilité de modéliser des fonctions non linéaires en les décomposant en étapes linéairement séparables.

Enfin, en 1989, Moody et Darken s'appuient sur des résultats issus de l'interpolation multivariées pour développer le Réseau à Fonctions de Base Radiales (RFR), plus connu sous le nom de Radial Basis Function network (RBF). Ce modèle se distingue des autres réseaux de neurones par sa représentation locale. [2].

## II.3 Le neurone biologique

### II.3.1 Définition

Le cerveau humain est constitué de deux hémisphères latéraux interconnectés par le corps calleux et d'autres ponts axonaux. Il pèse moins de deux kilogrammes et comprend environ un billion de cellules, dont 100 milliards de neurones formant un réseau complexe.

Les neurones, qui sont des cellules nerveuses, se composent de Trois parties principales :

- **Les dendrites**, qui reçoivent les signaux d'autres cellules par l'intermédiaire des synapses.
- **Le corps cellulaire**, qui constitue l'unité de traitement principale du neurone.
- **Les axones**, responsables de la transmission des messages stockés dans la cellule et de l'envoi des informations.

Lorsqu'un neurone est stimulé, il génère et transmet des impulsions électriques, appelées potentiels d'action, vers d'autres neurones. Ces impulsions se déplacent le long de l'axone jusqu'aux synapses, où elles sont converties en signaux chimiques. Si la somme des excitations atteint un seuil critique (environ -55 mV), le neurone déclenche un potentiel d'action correspondant à une variation du potentiel de membrane d'environ 100 mV (de -70 mV à +30 mV) et d'une durée d'environ 1 ms.

## II.4 Le neurone artificiel

### II.4.1 Définition

Également appelé neurone formel, il s'agit d'un modèle mathématique inspiré du neurone biologique. Ce neurone artificiel est doté de plusieurs entrées, assimilables aux dendrites, par lesquelles il capte les informations, ainsi que d'une sortie correspondant au cône d'émergence (point de départ de l'axone), d'où il émet un signal électrique.

Les effets excitateurs et inhibiteurs des synapses sont généralement représentés par des coefficients numériques, appelés poids synaptiques, attribués aux entrées. Ces valeurs sont ajustées lors d'une phase d'apprentissage.

Dans sa forme la plus simple, un neurone formel effectue le calcul de la somme pondérée des entrées, ajoute un biais, puis applique une fonction d'activation qui est souvent non linéaire. La valeur finale obtenue représente la sortie du neurone, comme l'illustre l'équation suivante :

## II.4.2 Les fonctions d'activations

C'est une fonction mathématique essentielle qui détermine le type d'information émise par le neurone. Elle intervient après le calcul de la somme pondérée et l'ajout du biais. Cette fonction d'activation a une influence significative sur les performances du réseau neuronal, d'où l'importance de bien choisir son type pour chaque couche du réseau. Il est à noter que les neurones d'entrée ne possèdent pas de fonction d'activation, ils utilisent la fonction identité.[8]










Nom de la fonction	Relation d'entrée/sortie	Icône
seuil	$a = 0$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$	
seuil symétrique	$a = -1$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$	
linéaire	$a = n$	
linéaire saturée	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $0 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$	
linéaire saturée symétrique	$a = -1$ si $n < -1$ $a = n$ si $-1 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$	
linéaire positive	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $n \geq 0$	
sigmoïde	$a = \frac{1}{1+\exp^{-n}}$	
tangente hyperbolique	$a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$	
compétitive	$a = 1$ si $n$ maximum $a = 0$ autrement	

Figure II.3 : Différents types de fonctions d'activations [8]

## II.5 Fonctionnement d'un neurone artificiel

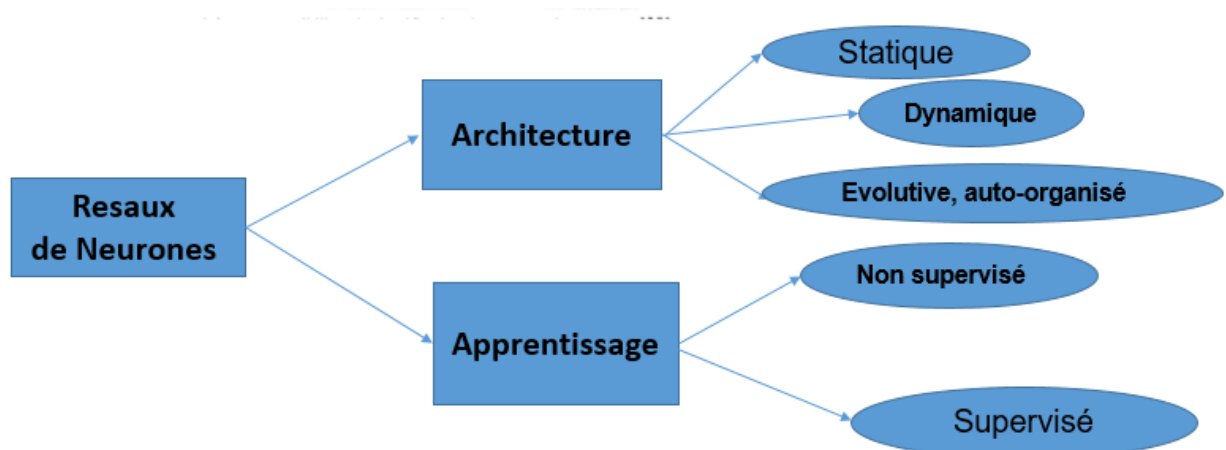
Le fonctionnement d'un neurone repose sur la transmission de signaux électrochimiques entre ses différentes structures. Lorsqu'un signal électrique atteint le bouton terminal du neurone, il provoque la libération de neurotransmetteurs dans l'espace synaptique. Ces derniers vont se fixer aux récepteurs du neurone suivant, ce qui engendre une nouvelle série de signaux électrochimiques.

Ce processus peut être divisé en trois étapes principales :

1. Transmission de l'influx nerveux,
  2. Transmission synaptique,
  3. Intégration des signaux.
- La première étape commence par un potentiel d'action, une impulsion électrique qui se propage le long de l'axone du neurone. Ce phénomène est rendu possible par une différence de charge électrique entre l'intérieur et l'extérieur de la cellule nerveuse, et par la présence de canaux ioniques spécifiques permettant aux ions de traverser la membrane cellulaire.
  - La deuxième étape, la transmission synaptique, correspond à la libération des neurotransmetteurs dans l'espace synaptique. Ces substances chimiques se lient aux récepteurs du neurone postsynaptique, déclenchant un nouveau potentiel d'action.
  - Enfin, l'intégration des signaux constitue la troisième étape. Le neurone reçoit plusieurs signaux électrochimiques provenant de différentes sources. Il les fusionne pour décider s'il génère ou non un potentiel d'action. [3]

## II.6 Classification des neurones artificiels

La (Figure II.4 ) résume les trois différentes possibilités suivantes lesquelles on peut classer les réseaux de neurones.



**Figure II.4.** Les différentes possibilités de classification des réseaux de neurones [3].

### II.6.1 Description architecturale

La majorité des réseaux de neurones possèdent une topologie organisée en couches. Bien qu'il existe quelques exceptions où le réseau ne soit pas explicitement structuré en plusieurs couches (comme c'est le cas pour certaines mémoires associatives), ces réseaux peuvent néanmoins être considérés comme n'en comportant qu'une seule.

L'architecture d'un réseau est généralement définie par le nombre de couches qui le composent ainsi que par le nombre de neurones présents dans chaque couche [4].

Une terminologie similaire à celle utilisée pour désigner les différents types de neurones permet également de nommer les couches d'un réseau multicouche (voir fig. II.5) [4] :

- Couche d'entrée : composée de cellules réceptrices ;
- Couche cachée : composée de neurones dits « cachés » ;
- Couche de sortie : composée de neurones de sortie.

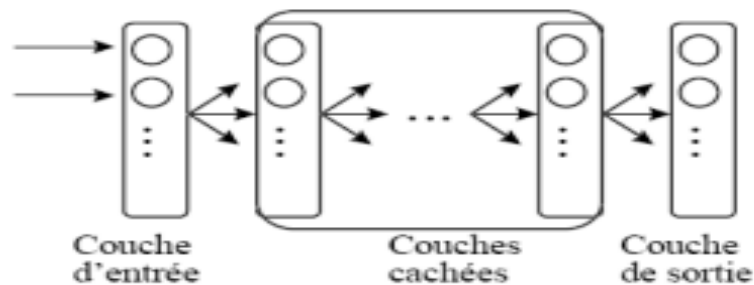


Figure II.5. Réseau de neurones à couches [3].

Dans un réseau à plusieurs couches, les différentes couches sont généralement organisées et numérotées dans l'ordre croissant, allant de la couche d'entrée jusqu'à la couche de sortie. L'architecture du réseau détermine son mode de fonctionnement, et on distingue trois principaux types de réseaux selon leur architecture.

### II.6.1.1 Les réseaux non bouclés

Dans ces réseaux, l'information circule des entrées vers les sorties sans boucle (voir fig. II.6) ; ce sont des systèmes statiques, principalement utilisés pour des tâches de classification ou de modélisation statique des processus. L'opération réalisée par un réseau de neurones non bouclé (relation entrée-sortie) est une fonction algébrique [4].

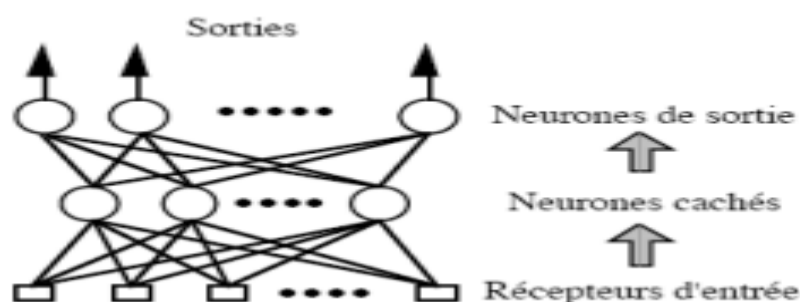


Figure II.6. Exemple de réseau de neurones non bouclé [3]

### II.6.1.2 Les réseaux boucles

Dont le graphe des connexions contient des cycles (voir fig. II.7) ; ce sont des systèmes dynamiques, utilisés comme filtres non linéaires ainsi que pour la modélisation et le contrôle de processus. L'opération réalisée par un réseau bouclé consiste en un ensemble d'équations aux différences couplées [3].

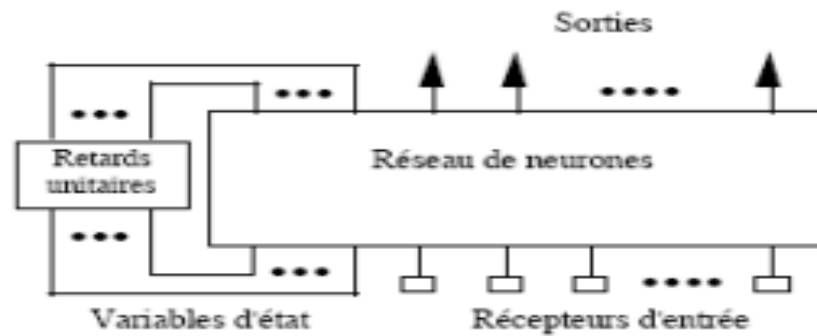


Figure II.7 : Exemple de réseau de neurones bouclé [3].

### II.6.1.3 Les réseaux a architecture auto-organisee

Les réseaux auto-organisés sont des réseaux de neurones capables de modifier leur structure interne au cours de leur utilisation. Les neurones s'organisent alors topologiquement en fonction de la représentation des exemples provenant de l'espace d'entrée [3]

## II.6.2 Structure d'interconnexion

Les connexions entre les neurones formant le réseau indiquent la topologie du modèle. Bien que cette topologie puisse être de n'importe quelle forme, il est souvent possible d'y observer une certaine régularité [3]

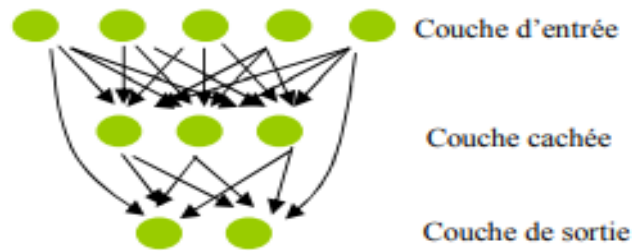
### a. Réseau multicouche (au singulier)

Les neurones sont organisés en couches, sans connexions entre les neurones d'une même couche. Les connexions se font uniquement avec les neurones des couches suivantes. En général, chaque neurone d'une couche est connecté à l'ensemble des neurones de la couche suivante uniquement.

Cette structure permet de définir un sens de propagation de l'information (ou de l'activation) à travers le réseau, ce qui conduit à introduire les notions de neurone d'entrée et de neurone de sortie.

Ainsi, l'ensemble des neurones d'entrée constitue la couche d'entrée, tandis que l'ensemble des neurones de sortie forme la couche de sortie [9].

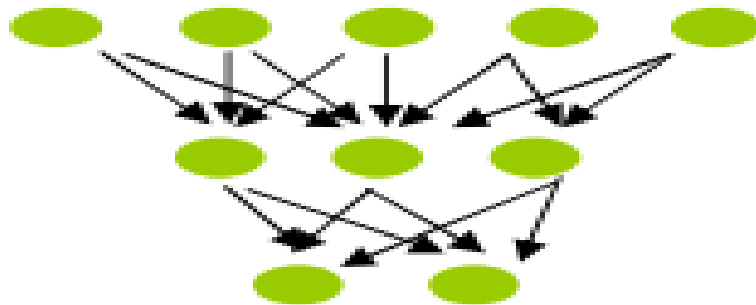
Les couches situées entre ces deux dernières, et qui n'ont aucun contact direct avec l'extérieur, sont appelées couches cachées.



**Figure II 8:** Réseau multicouche [9].

### b. Réseau à connexions locales

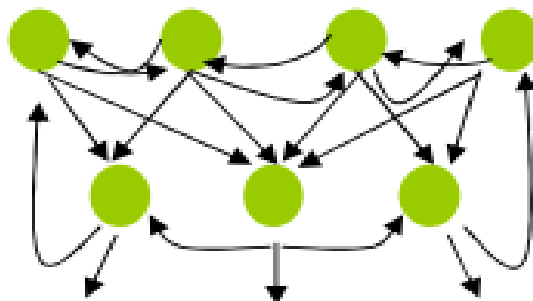
Il s'agit d'une structure multicouche, mais qui, à l'image de la rétine, conserve une certaine topologie. Chaque neurone établit des connexions avec un nombre limité et localisé de neurones de la couche suivante (voir fig. II.14). Par conséquent, les connexions sont moins nombreuses que dans le cas d'un réseau multicouche classique [9].



**Figure II.9:** Réseau à connexions locales [9].

### c. Réseau à connexions récurrentes

Les connexions récurrentes ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche. Ces connexions sont généralement locales. [9].



**Figure II.10 :** Réseau à connexions récurrentes [9].

#### d. Réseau à connexion complète

C'est la structure d'interconnexion la plus générale (voir fig. II.16). Chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau, [10] .

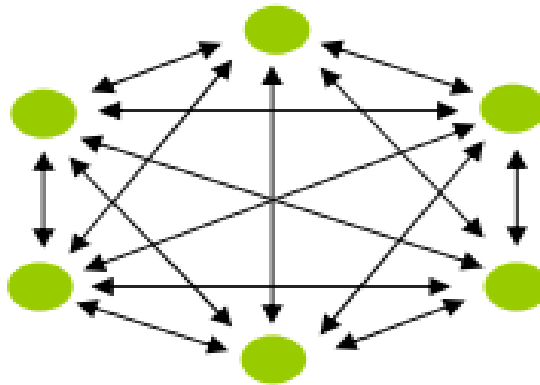


Figure II.11 : Réseau à connexion complète [9]

### II.8 Architecture des réseaux de neurones

Un réseau neuronal est composé de plusieurs neurones organisés en couches. Les neurones peuvent être reliés entre eux par des connexions pondérées, soit avec des neurones d'autres couches, soit avec ceux de la même couche.

On distingue deux types de structures de réseau en fonction du graphe de leurs connexions, où les nœuds représentent les neurones et les arêtes représentent les connexions entre eux-ci :

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

#### II.7.1 Réseaux de neurones statiques

Un réseau est dit non bouclé ou statique lorsque son graphe ne contient aucun cycle. Dans ce cas, il réalise généralement une relation algébrique non linéaire entre ses entrées et ses sorties [11].

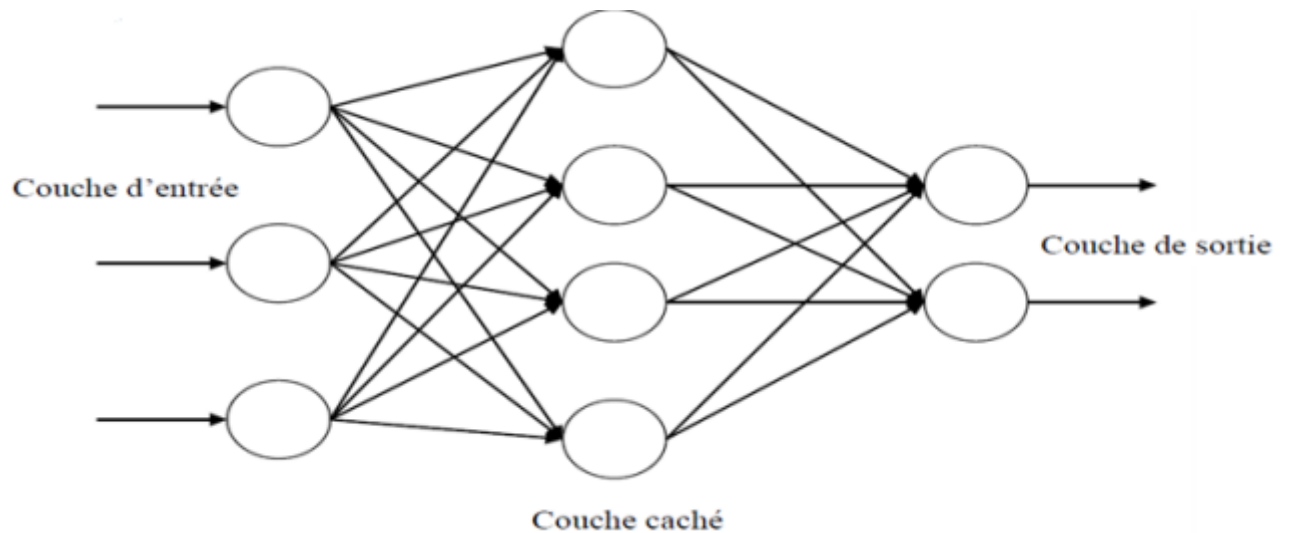
Autrement dit, un réseau est représenté graphiquement comme un ensemble de neurones interconnectés, où l'information circule dans un seul sens, des entrées vers les sorties, sans retour en arrière. Cela signifie que la sortie actuelle n'a aucune influence sur les entrées futures [12].

L'organisation la plus courante de ces réseaux non bouclés consiste à les structurer en plusieurs couches de neurones, appelées réseaux multicouches ou perceptrons multicouches.

Un réseau multicouche est composé d'une couche d'entrée, d'une ou plusieurs couches cachées, et d'une couche de sortie.

Dans ce type de réseau, la sortie de chaque neurone de la couche (L) est connectée à l'entrée de chaque neurone de la couche (L+1).

L'architecture des réseaux multicouches est illustrée dans la Figure II.6 [12].



**Figure II.12 :** Réseau multicouche [12].

#### a. Réseaux multicouches (MLP)

Les neurones sont organisés en couches. Il n'existe aucune connexion entre les neurones d'une même couche, et les connexions se font uniquement avec les neurones des couches suivantes (aval). Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante et celle-ci seulement [2]. Ceci permet d'introduire la notion de sens de circulation de l'information (ou de l'activation) au sein d'un réseau, et donc de définir les concepts de neurone d'entrée et neurone de sortie. Par extension, on appelle couche d'entrée l'ensemble des neurones d'entrée, et couche de sortie l'ensemble des neurones de sortie. Les couches intermédiaires, n'ayant aucun contact avec l'extérieur, sont appelées couches cachées. Tous les neurones n'ayant aucun lien direct avec l'extérieur sont connectés à tous les neurones de la couche suivante [2].

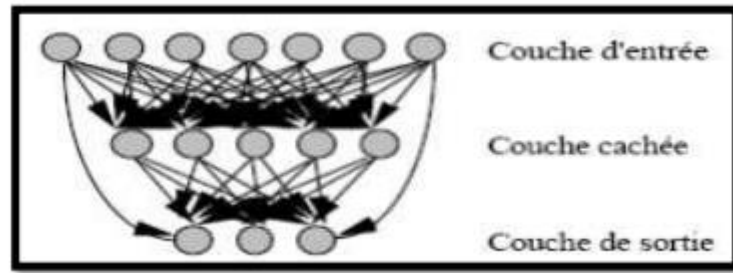


Figure II.13 : réseau de neurone multicouche [12]

### b. Réseau connexions locales

Il s'agit d'une structure multicouche, qui, à l'image de la rétine, conserve une topologie spécifique. Chaque neurone est connecté à un nombre limité et localisé de neurones dans la couche avale [2]. Les connexions sont donc moins nombreuses que dans le cas d'un réseau multicouche classique [3].

### c. Les réseaux de neurones non bouclés :

Un réseau de neurones non bouclé (également appelé statique) est représenté graphiquement par un ensemble de neurones connectés entre eux, l'information circulant des entrées vers les sorties sans "retour en arrière" ; c'est-à-dire qu'à partir de n'importe quel neurone, en suivant les connexions, on ne peut pas revenir au neurone de départ [14]

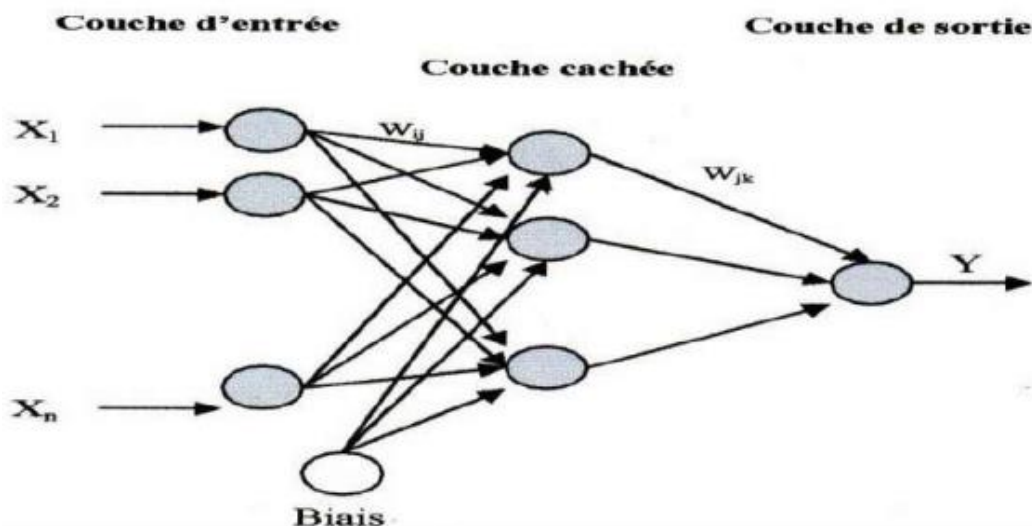


Figure II.14 : Architecture d'un réseau de neurones non bouclé. [14]

### d. Les réseaux de neurones bouclés :

L'architecture la plus universelle d'un réseau de neurones est celle du réseau bouclé, caractérisé par un graphe des connexions cyclique. Cela signifie qu'en suivant le sens des connexions, on peut identifier au moins un cycle, c'est-à-dire un chemin qui revient à son point

de départ. Ainsi, la sortie d'un neurone peut dépendre de sa propre valeur passée. Une telle configuration n'est envisageable que si la notion de temps est intégrée explicitement. Un réseau de neurones bouclé fonctionnant en temps discret est alors gouverné par une ou plusieurs équations aux différences non linéaires, issues de la composition des fonctions effectuées par les neurones et des retards liés aux connexions. Ce type de réseau est particulièrement adapté pour des tâches telles que la modélisation de systèmes dynamiques, la commande de processus ou encore le filtrage. [14]

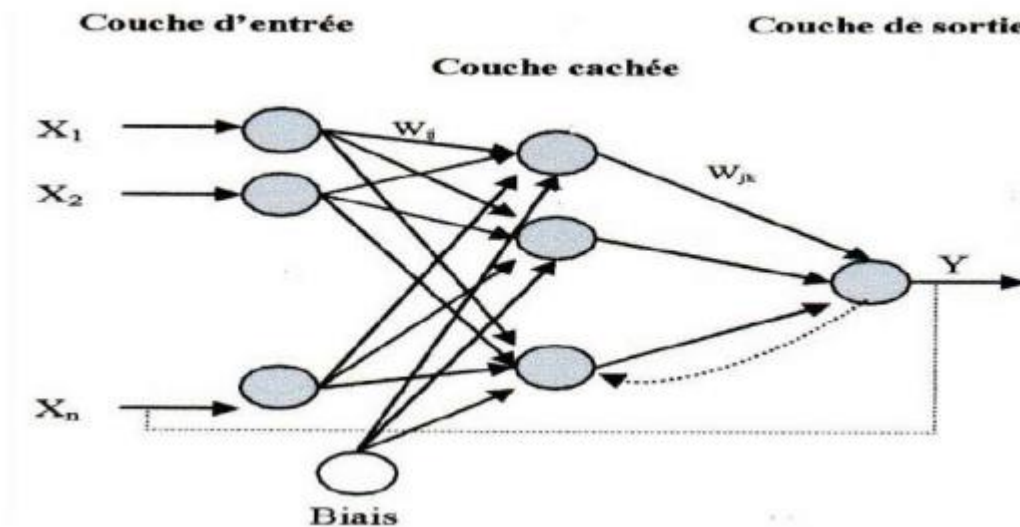


Figure II.15 : Architecture d'un réseau de neurones bouclé. [14]

## II.8 Apprentissage du réseau

L'apprentissage représente une étape essentielle dans le développement d'un réseau de neurones, durant laquelle son comportement est progressivement modifié afin d'atteindre le comportement souhaité.

Toute l'information qu'un réseau neuronal peut emmagasiner est contenue dans les poids synaptiques.

Ainsi, l'apprentissage consiste à ajuster ces poids de manière à ce que le réseau puisse produire correctement la sortie appropriée pour chaque point de l'espace d'entrée.

Il existe plusieurs types de règles d'apprentissage pouvant être classées en trois grandes catégories : supervisé, non supervisé et renforcé.

Cependant, l'objectif principal de l'apprentissage reste inchangé : il s'agit soit de la classification, de l'approximation de fonction, ou encore de la prévision. [6]

### **II.8.1 Apprentissage supervisé**

Un apprentissage est qualifié de supervisé lorsqu'on contraint le réseau à converger vers un état final précis, tout en lui présentant un motif. Ce type d'apprentissage repose sur une base d'apprentissage, composée de plusieurs exemples de type entrées-sorties.

La procédure courante pour la prévision est l'apprentissage supervisé, qui consiste à associer une réponse spécifique désirée à chaque signal d'entrée. La modification des poids s'effectue de manière progressive jusqu'à ce que l'erreur (ou l'écart) entre les sorties du réseau (ou les résultats calculés) et les résultats désirés soit minimisée. Cet apprentissage n'est possible que si un large jeu de données est disponible et si les solutions sont connues pour les exemples de la base d'apprentissage.

### **II.8.3 Apprentissage renforcé**

L'apprentissage renforcé est une technique similaire à l'apprentissage supervisé, à la différence qu'au lieu de fournir des résultats désirés au réseau, on lui attribue un grade (ou score) qui mesure le degré de performance du réseau après plusieurs itérations. Les algorithmes utilisant cette procédure d'apprentissage renforcé sont principalement employés dans le domaine des systèmes de contrôle.

### **II.9.3 Apprentissage non supervisé**

L'apprentissage non supervisé consiste à ajuster les poids à partir d'un seul ensemble d'apprentissage composé uniquement de données. Aucun résultat désiré n'est fourni au réseau. Alors, qu'apprend exactement le réseau dans ce cas ? L'apprentissage consiste à détecter les similarités et les différences dans l'ensemble d'apprentissage. Les poids et les sorties du réseau convergent, en théorie, vers des représentations qui capturent les régularités statistiques des données. Ce type d'apprentissage est aussi appelé compétitif et/ou coopératif. L'avantage de ce type d'apprentissage réside dans sa grande capacité d'adaptation, considérée comme une auto-organisation. L'apprentissage non supervisé est principalement utilisé pour le traitement du signal et l'analyse factorielle.

# **Chapitre III :**

## **Résultats et discussions**

**III.1 Introduction :**

Dans ce chapitre, nous utilisons les réseaux de neurones pour prédire la vitesse critique afin d'étudier les vibrations des machines tournantes en fonction des paramètres de coupe ( $V_c$ ,  $f$  et  $a_p$ ) en se basant sur une base de données élaboré par Bentaleb Fayçal.

Les résultats expérimentaux sont illustrés dans le tableau III-1.

**Tableau III.1 :** Résultats expérimentaux des vibrations en fonction des paramètres du régime de coupe.

Essai	$V_c$ [m/min]	$f$ [mm/tr]	$a_p$ [mm]	$V_y$ [m/s <sup>2</sup> ]	$V_z$ [m/s <sup>2</sup> ]
1	116	0.08	0.5	4.085	2.505
2	116	0.08	0.75	6.373	1.868
3	116	0.08	1	2.957	1.748
4	116	0.12	0.5	3.974	1.791
5	116	0.12	0.75	4.329	1.893
6	116	0.12	1	3.978	1.507
7	116	0.15	0.5	4.634	1.993
8	116	0.15	0.75	4.085	2.205
9	116	0.15	1	3.833	2.013
10	155	0.08	0.5	3,383	1.897
11	155	0.08	0.75	3.892	1.623
12	155	0.08	1	6.373	1.868
13	155	0.12	0.5	4.924	2.232
14	155	0.12	0.75	4.178	1.948
15	155	0.12	1	4.789	3.005
16	155	0.15	0.5	3.974	2.115
17	155	0.15	0.75	3.314	1.967
18	155	0.15	1	3.679	1.577
19	193	0.08	0.5	3.154	1.584
20	193	0.08	0.75	3.665	2.461
21	193	0.08	1	5.553	4.126
22	193	0.12	0.5	3.794	2.298
23	193	0.12	0.75	5.683	3.333
24	193	0.12	1	5.936	1.958
25	193	0.15	0.5	3.978	1.507
26	193	0.15	0.75	5.998	2.091
27	193	0.15	1	3.943	2.616

III.2 Analyse d'un ANN pour  $V_y$ :

Nous avons utilisé les fonctions suivants (TRAINGDM / LEARNGDM\ LOGSIG) qui seront fixés durant tous travail avec deux types de layer 2 et 3 avec une variation de couches cachées ( 5, 10, 15 et 20)

III.2.1 Layer 2:

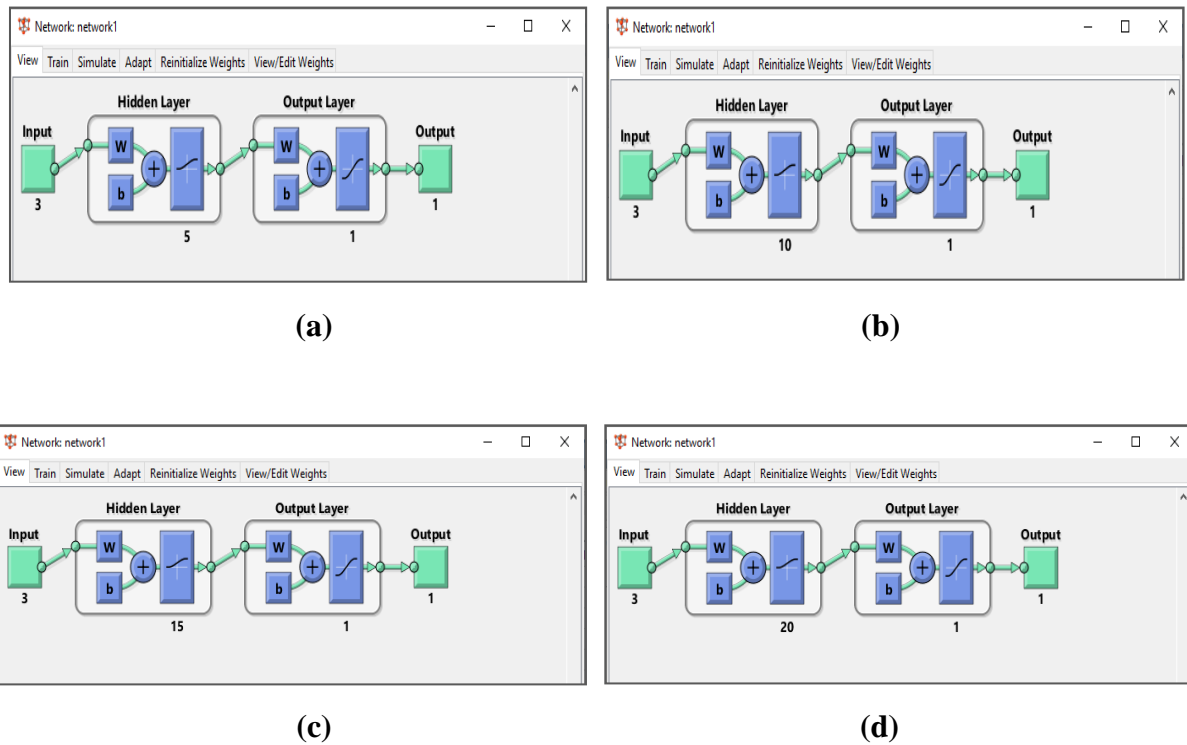
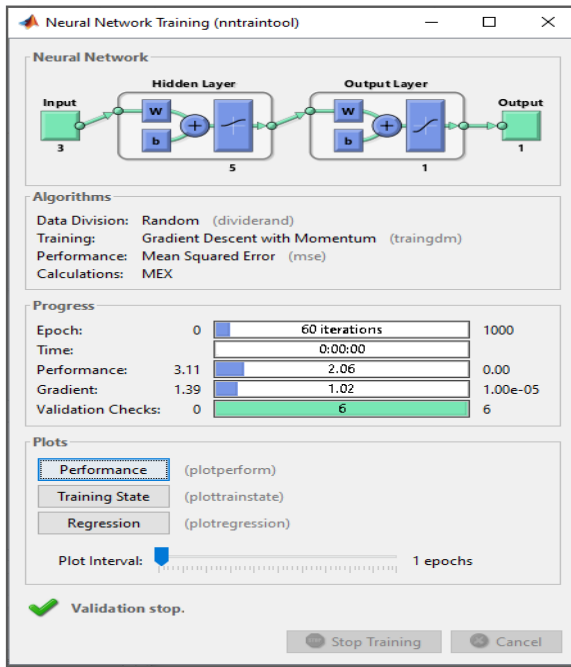


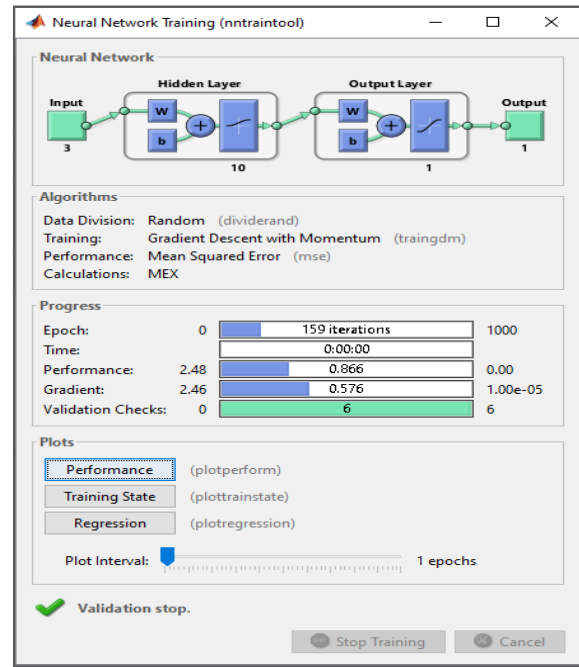
Figure III.1: Diagrammes optimaux pour la modélisation de  $V_y$  pour 2 layer :

- (a) : 5 Couches Cachées
- (b) : 10 Couches Cachées
- (c) : 15 Couches Cachées
- (d) : 20 Couches Cachées

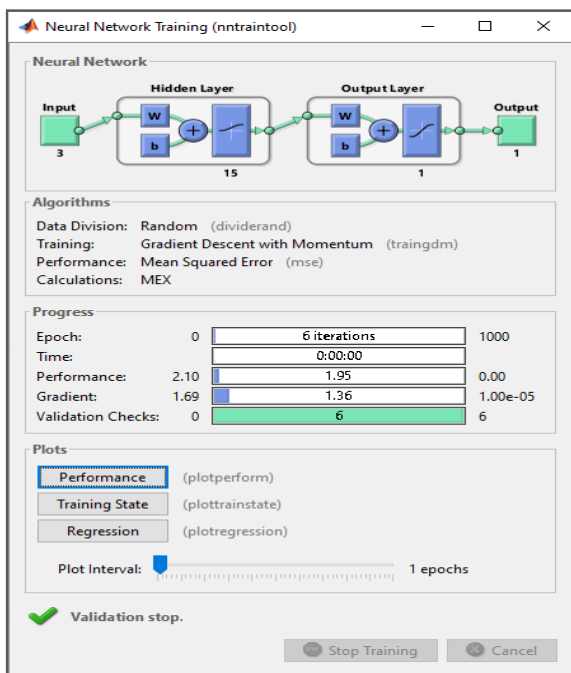
Pour définir les valeurs des poids et des variables en utilisant différentes méthodes de programme, puis les valeurs dans les poids sont ajustées par rétroaction et retour. Dans notre cas, nous n'avons pas entré de valeurs de poids, et donc le programme les prend avec des valeurs initiales aléatoires. Après avoir assemblé et arrangé le programme, nous commençons le processus de formation:



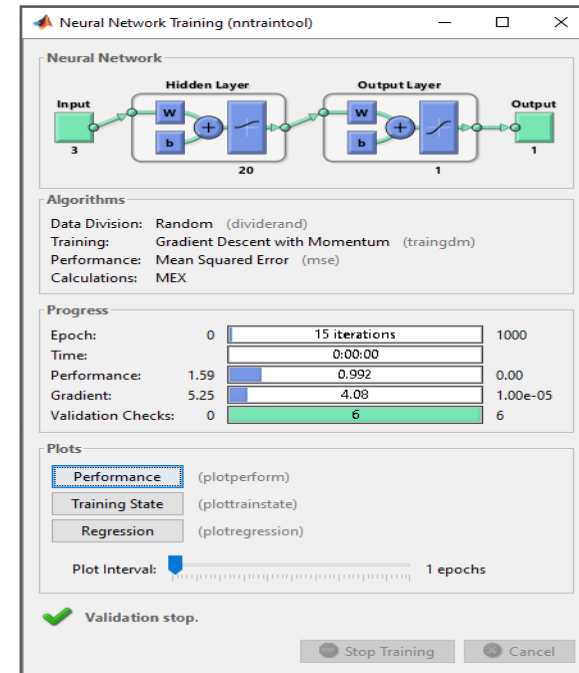
(a)



(b)



(c)



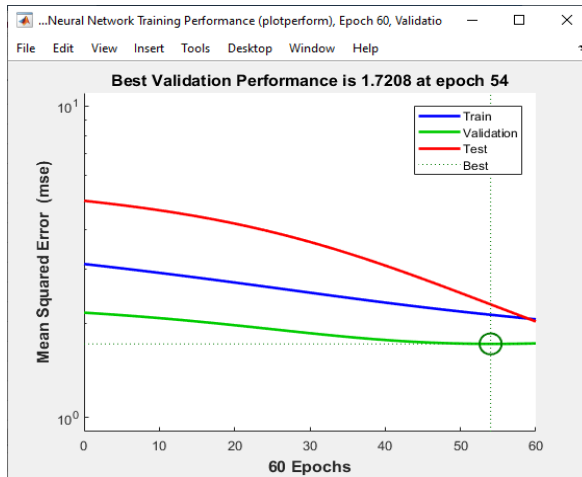
(d)

**Figure III.2:** Le processus de formation dans le réseau neuronal pour 2 layer.

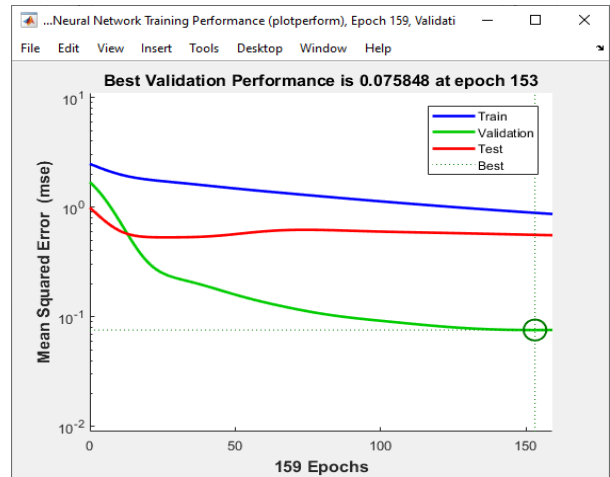
(a) : 5 Couches Cachées (b) : 10 Couches Cachées

(c) : 15 Couches Cachées (d) : 20 Couches Cachées

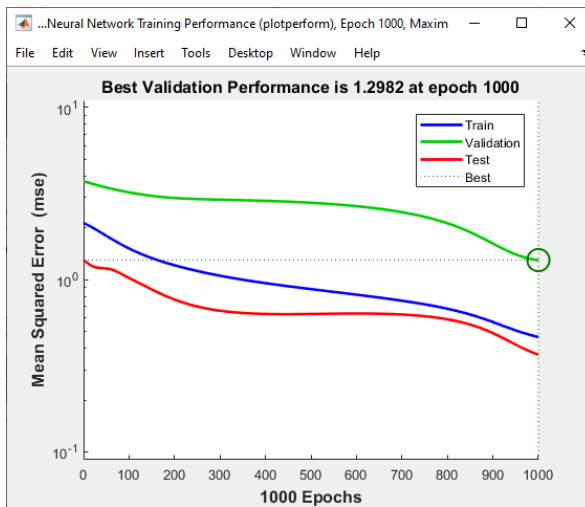
On peut dire que les erreurs quadratiques moyennes de la courbe sont acceptables.



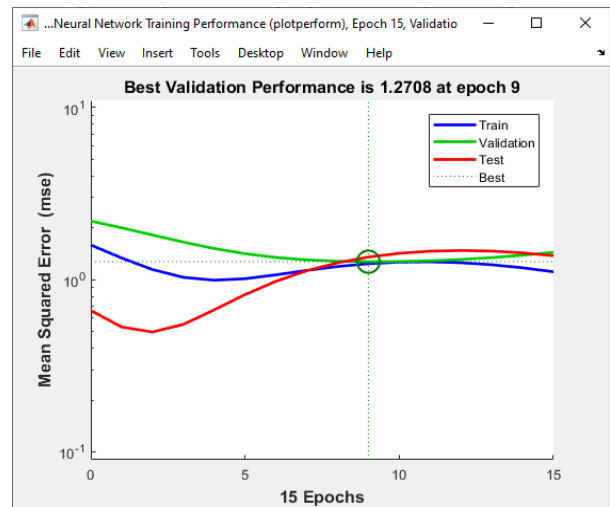
(a)



(b)



(c)



(d)

**Figure III.3:** Courbes de test des performances du système pour 2 layer.

(a) : 5 Couches Cachées (b) : 10 Couches Cachées

(c) : 15 Couches Cachées (d) : 20 Couches Cachées

La figure III.3 montre la courbe d'erreur de performance du système. L'erreur moins vaut 0,075848 à 153 itérations.

**Tableau III.2:** Les résultats de la vitesse  $V_y$  simulés pour 2 layer .

$V_y$ exp	$V_y$ 5cc	$E_{V_y}$ 5cc	$V_y$ 10cc	$E_{V_y}$ 10cc	$V_y$ 15cc	$E_{V_y}$ 15cc	$V_y$ 20cc	$E_{V_y}$ 20cc
4.085	3.1085	0.97652	4.1922	-0.10715	4.1209	-0.035936	3.2022	0.88285
6.373	4.8946	1.4784	4.631	1.742	4.4104	1.9626	4.3455	2.0275
2.957	5.6647	-2.7077	3.7436	-0.78656	4.3647	-1.4077	4.1974	-1.2404
3.974	4.8512	-0.87719	4.597	-0.62299	3.8019	0.1721	3.0522	0.92177
4.329	6.0487	-1.7197	4.4945	-0.16553	3.4656	0.86343	3.5007	0.82827
3.978	6.0621	-2.0841	4.2742	-0.29625	3.4435	0.53454	3.892	0.085973
4.634	5.7259	-1.0919	3.5756	1.0584	3.8791	0.75489	3.048	1.586
4.085	6.211	-2.126	4.1159	-0.030902	3.3599	0.72515	4.0825	0.0024848
3.833	6.2205	-2.3875	3.9078	-0.074816	3.2455	0.58751	3.6245	0.20847
3,383	2.987	0.39598	3.3242	0.058822	3.6578	-0.27476	3.8335	-0.4505
3.892	3.8789	0.013138	5.0589	-1.1669	3.4934	0.39859	3.317	0.57505
6.373	5.5983	0.77468	5.0606	1.3124	5.3446	1.0284	4.5619	1.8111
4.924	4.6676	0.25637	4.9172	0.0067877	4.2492	0.67478	3.1073	1.8167
4.178	5.7935	-1.6155	4.7302	-0.55224	3.4503	0.72773	3.6048	0.57322
4.789	6.1131	-1.3241	5.2877	-0.49866	4.3532	0.43576	3.2805	1.5085
3.974	5.0203	-1.0463	3.8606	0.11344	4.6226	-0.64863	3.4741	0.49989
3.314	5.9444	-2.6304	4.0052	-0.69118	3.9311	-0.61711	3.4659	-0.1519
3.679	6.1844	-2.5054	5.2662	-1.5872	3.7694	-0.090433	3.2161	0.46293
3.154	3.0068	0.14716	3.3847	-0.23072	3.8276	-0.67358	3.5166	-0.36263
3.665	3.1794	0.48558	4.4493	-0.78425	3.883	-0.218	3.9976	-0.3326
5.553	5.1334	0.41957	5.1315	0.42154	5.7566	-0.20355	4.2991	1.2539
3.794	3.7993	-0.0052927	3.6442	0.1498	3.727	0.067043	4.3694	-0.57541
5.683	4.5427	1.1403	5.3801	0.30295	4.7127	0.97031	4.5555	1.1275
5.936	5.7184	0.21757	4.6844	1.2516	5.5519	0.38414	3.2189	2.7171
3.978	4.8109	-0.83291	3.9358	0.042208	4.708	-0.72997	4.1208	-0.14282
5.998	4.9349	1.0631	3.9847	2.0133	5.4351	0.56288	6.2884	-0.2904
3.943	5.8436	-1.9006	4.8731	-0.93014	5.1161	-1.1731	3.3772	0.56583

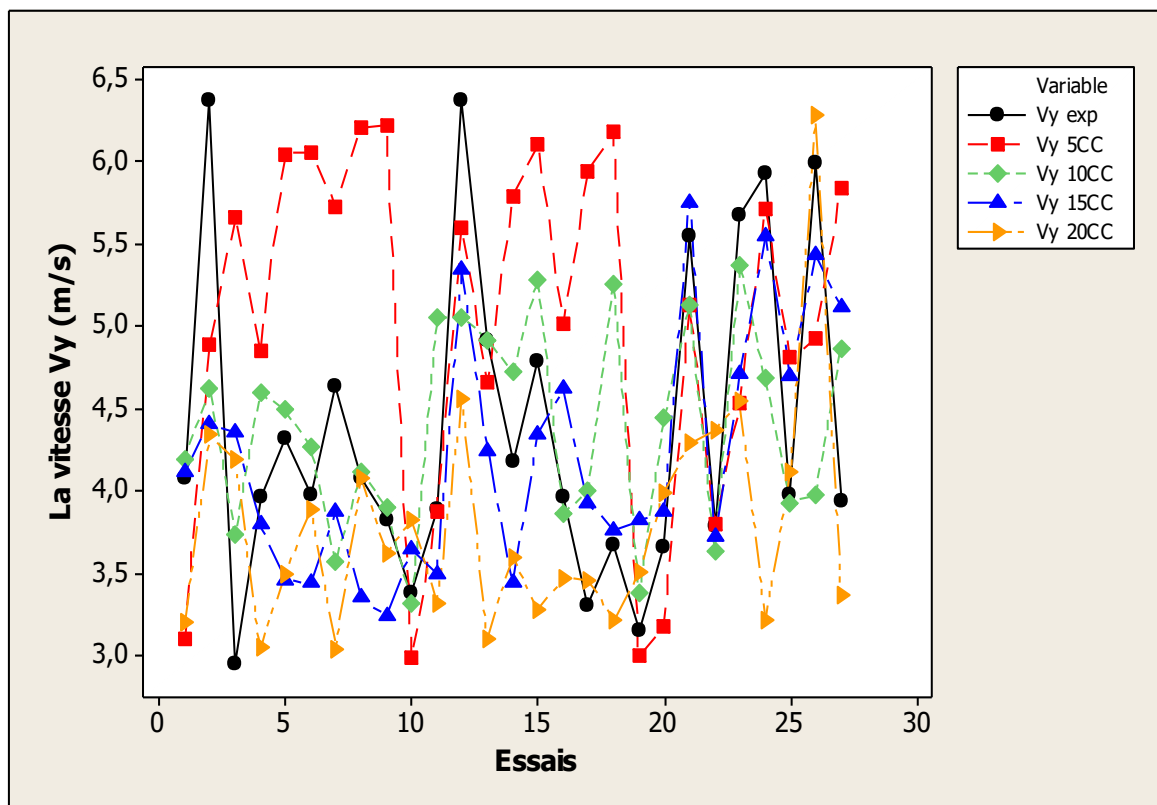
L'écart-type est donnée par la relation suivante :

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Vsim - Vexp)^2} \dots \dots \dots (III.1)$$

Les résultats obtenus des écarts type sont :

- $\sigma_{Vy_{5CC}} = 1,448466578$
- $\sigma_{Vy_{10CC}} = 0,847496747$
- $\sigma_{Vy_{15CC}} = \mathbf{0,757066095}$
- $\sigma_{Vy_{20CC}} = 1,087990334$

La comparaison entre les valeurs expérimentales avec les valeurs simulées est exprimée par la figure suivante :



**Figure III.4 :** Comparaison entre les résultats de la vitesse Vy expérimentale et simulés pour 2 layer.

III.2.2 Layer 3:

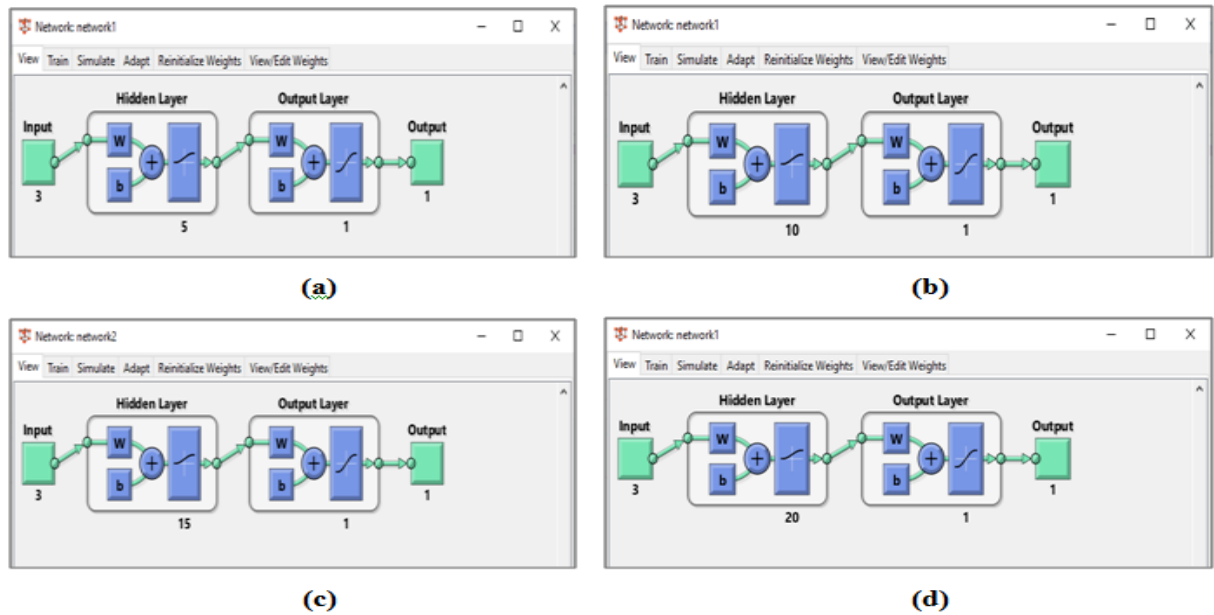
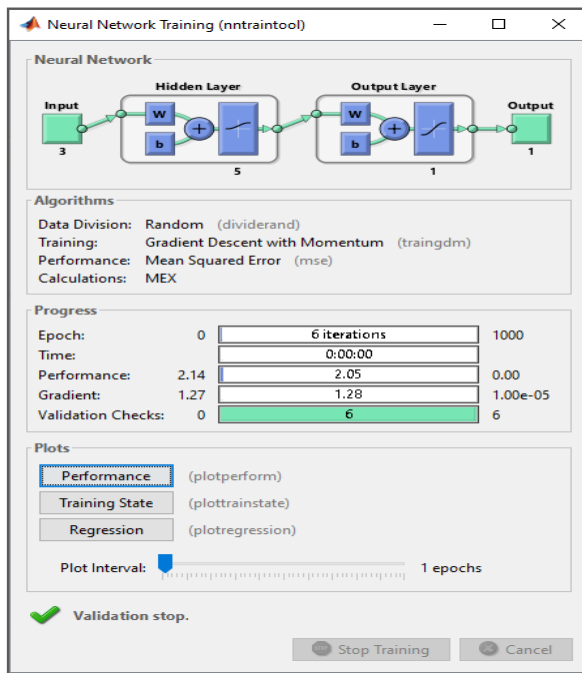


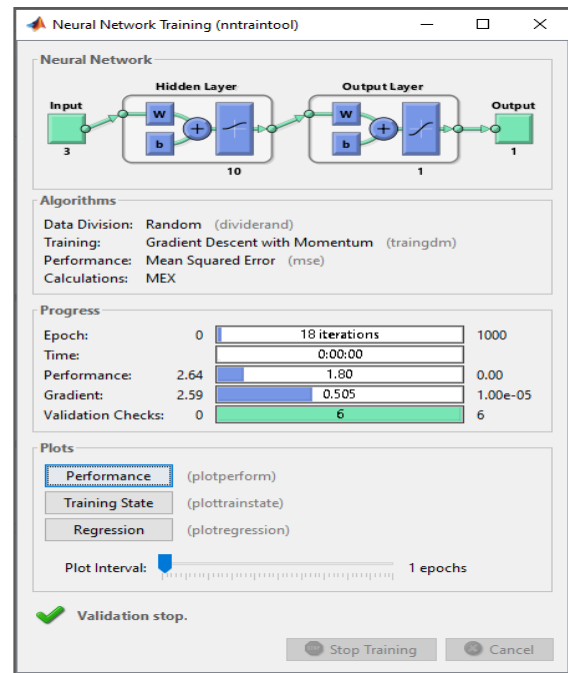
Figure III.5: Diagrammes optimaux pour la modélisation de Vy pour 3 layer :

- (a) : 5 Couches Cachées
- (b) : 10 Couches Cachées
- (c) : 15 Couches Cachées
- (d) : 20 Couches Cachées

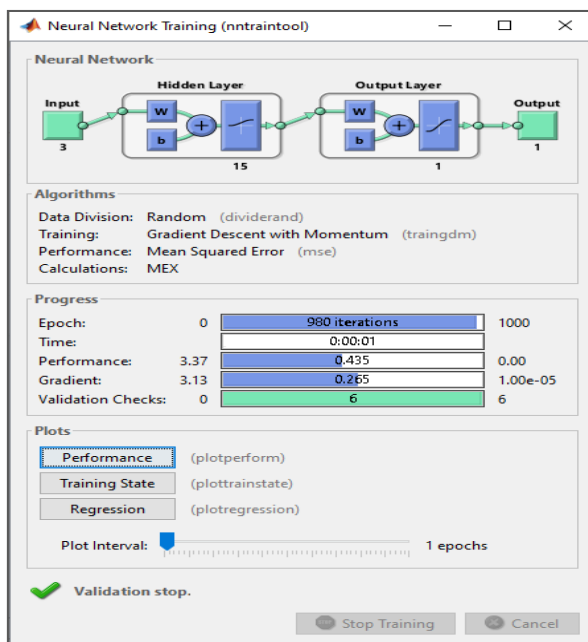
Pour définir les valeurs des poids et des variables en utilisant différentes méthodes de programme, puis les valeurs dans les poids sont ajustées par rétroaction et retour. Dans notre cas, nous n'avons pas entré de valeurs de poids, et donc le programme les prend avec des valeurs initiales aléatoires. Après avoir assemblé et arrangé le programme, nous commençons le processus de formation:



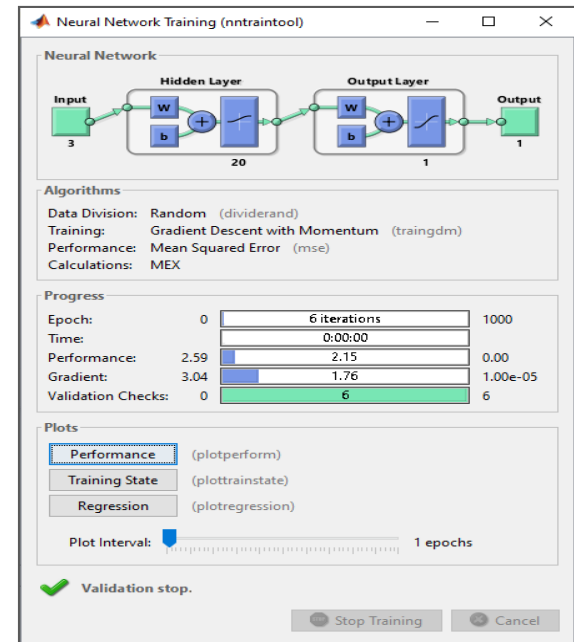
(a)



(b)



(c)



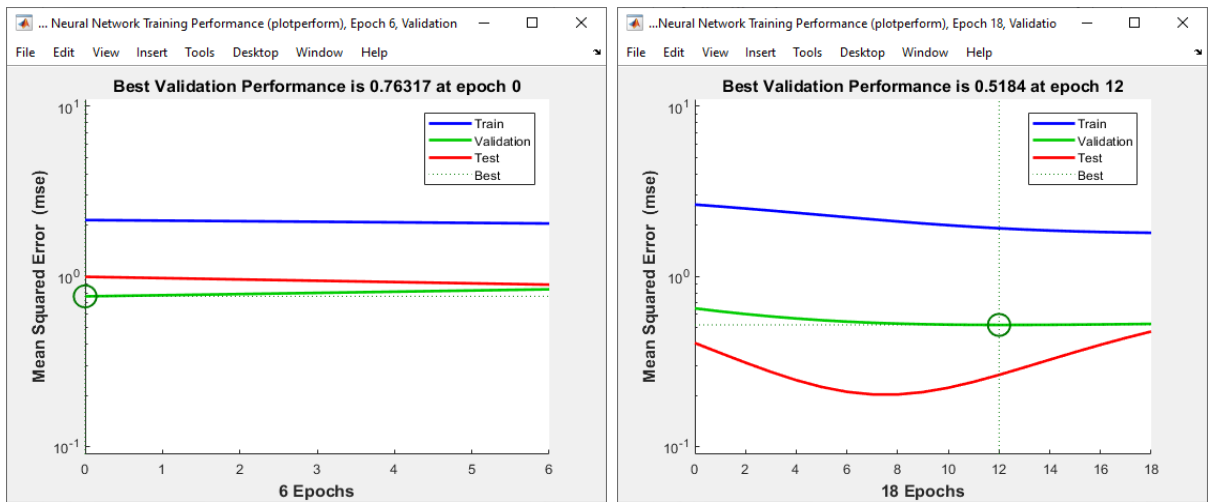
(d)

**Figure III.6:** Le processus de formation dans le réseau neuronal pour 3 layer.

(a) : 5 Couches Cachées (b) : 10 Couches Cachées

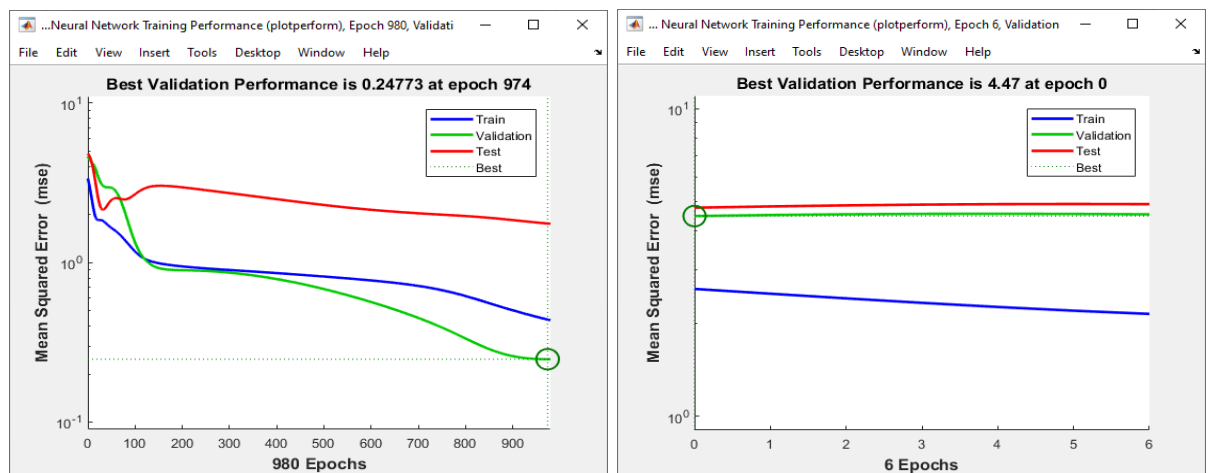
(c) : 15 Couches Cachées (d) : 20 Couches Cachées

On peut dire que les erreurs quadratiques moyennes de la courbe sont acceptables.



(a)

(b)



(c)

(d)

**Figure III.7:** Courbes de test des performances du système pour 3 layer.

(a) : 5 Couches Cachées (b) : 10 Couches Cachées

(c) : 15 Couches Cachées (d) : 20 Couches Cachées

La figure III.7 montre la courbe d'erreur de performance du système. L'erreur moins vaut 0,24773 à 974 itérations.

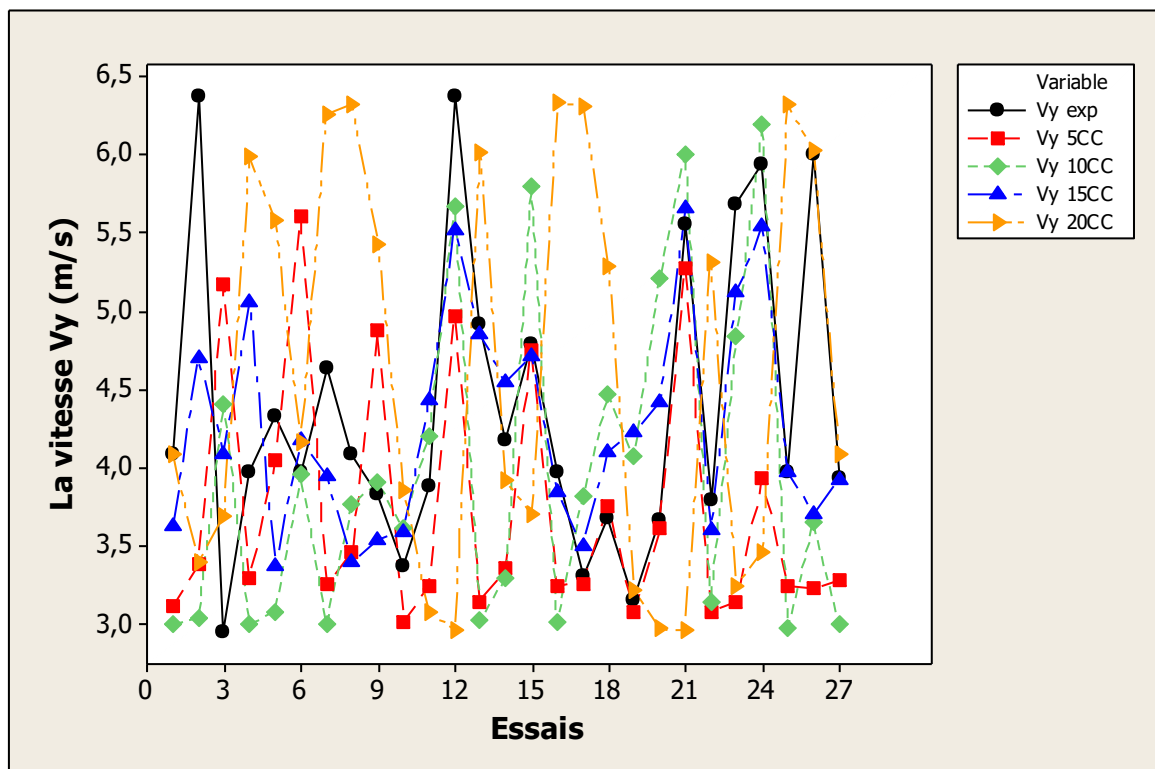
**Tableau III.3:** Les résultats de la vitesse  $V_y$  simulés pour 5, 10, 15 et 20 couches cachées.

$V_y$ exp	$V_y$ 5cc	$E_{V_y}$ 5cc	$V_y$ 10cc	$E_{V_y}$ 10cc	$V_y$ 15cc	$E_{V_y}$ 15cc	$V_y$ 20cc	$E_{V_y}$ 20cc
4.085	3.1156	0.96936	3.0096	1.0754	3.6327	0.45229	4.0919	-0.0069214
6.373	3.3927	2.9803	3.0424	3.3306	4.6996	1.6734	3.4037	2.9693
2.957	5.1783	-2.2213	4.4092	-1.4522	4.0926	-1.1356	3.6957	-0.73869
3.974	3.295	0.67897	3.0062	0.96779	5.0568	-1.0828	5.9922	-2.0182
4.329	4.0477	0.28129	3.087	1.242	3.3728	0.95615	5.5823	-1.2533
3.978	5.6058	-1.6278	3.9649	0.013133	4.1804	-0.20244	4.1641	-0.18607
4.634	3.2635	1.3705	3.0117	1.6223	3.957	0.67701	6.26	-1.626
4.085	3.4699	0.61509	3.7741	0.31086	3.3962	0.68875	6.3244	-2.2394
3.833	4.8791	-1.0461	3.9142	-0.081212	3.5473	0.28569	5.4306	-1.5976
3,383	3.0172	0.36582	3.616	-0.23302	3.5956	-0.21259	3.8577	-0.4747
3.892	3.2443	0.6477	4.2119	-0.31986	4.4347	-0.54265	3.0839	0.80806
6.373	4.9701	1.4029	5.6769	0.69614	5.5184	0.85464	2.9713	3.4017
4.924	3.153	1.771	3.0365	1.8875	4.8532	0.070815	6.0152	-1.0912
4.178	3.3638	0.81418	3.3028	0.87516	4.5484	-0.37042	3.9238	0.25422
4.789	4.7503	0.038727	5.8016	-1.0126	4.7178	0.071155	3.7051	1.0839
3.974	3.2518	0.72222	3.0198	0.95419	3.8456	0.1284	6.3351	-2.3611
3.314	3.2678	0.04	3.8232	-0.50921	3.5055	-0.19152	6.3087	-2.9947
3.679	3.7545	0.96936	4.4743	-0.79534	4.1075	-0.42849	5.2919	-1.6129
3.154	3.0857	2.9803	4.0727	-0.91872	4.2312	-1.0772	3.2228	-0.068803
3.665	3.6158	-2.2213	5.2101	-1.5451	4.4222	-0.75715	2.9765	0.68846
5.553	5.2783	0.67897	6.0097	-0.45667	5.6601	-0.10708	2.9627	2.5903
3.794	3.0889	0.28129	3.1464	0.64763	3.607	0.18698	5.3208	-1.5268
5.683	3.1472	-1.6278	4.8485	0.83454	5.1275	0.5555	3.2494	2.4336
5.936	3.9337	1.3705	6.1929	-0.25686	5.5456	0.39044	3.4659	2.4701
3.978	3.2482	0.61509	2.9868	0.99118	3.9778	0.00019609	6.3237	-2.3457
5.998	3.2412	-1.0461	3.6527	2.3453	3.7128	2.2852	6.0252	-0.027235
3.943	3.2847	0.36582	3.0096	1.0754	3.9232	0.019754	4.0919	-0.0069214

Les résultats obtenus des écarts type sont :

- $\sigma_{v_{y5CC}} = 1,355003645$
- $\sigma_{v_{y10CC}} = 1,211539079$
- $\sigma_{v_{y15CC}} = \mathbf{0,778273688}$
- $\sigma_{v_{y20CC}} = 1,767221948$

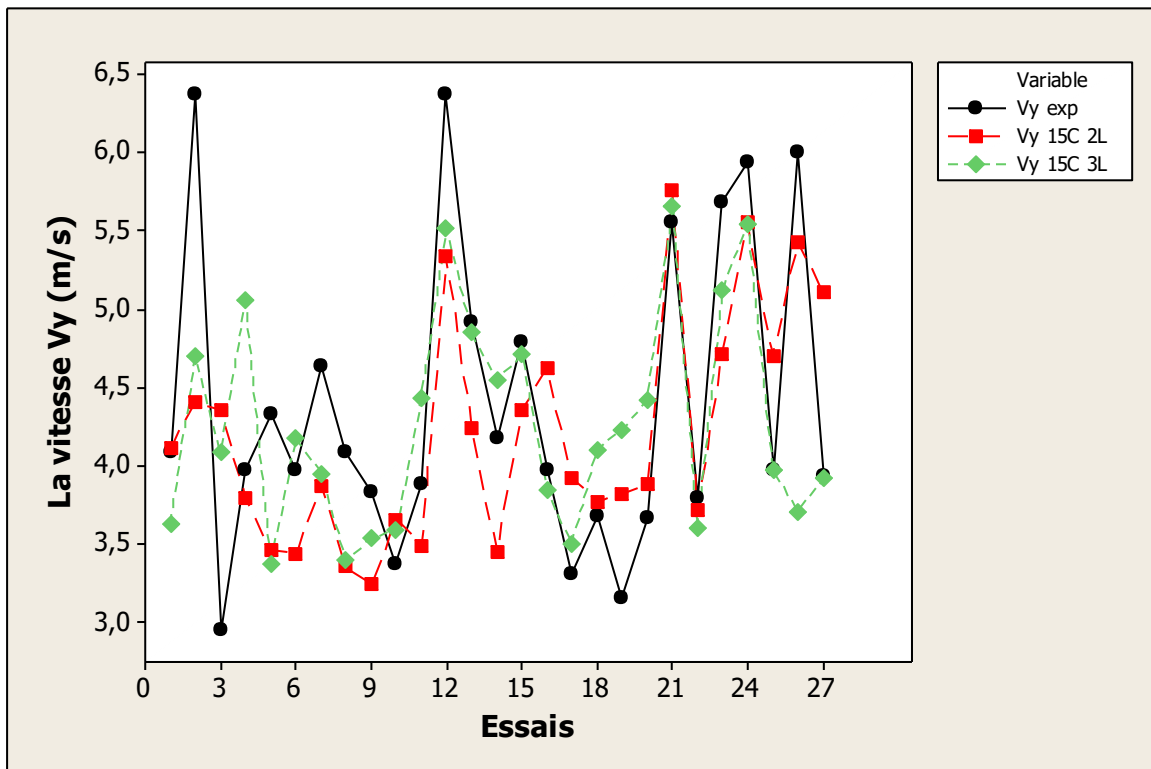
La comparaison entre les valeurs expérimentales avec les valeurs simulées est exprimée par la figure suivante :



**Figure III.8 :** Comparaison entre les résultats de la vitesse  $V_y$  expérimentale et simulés pour 3 layer.

### III.2.3 Comparaison entre les résultats obtenus par Layer 2 et Layer 3:

La figure suivante représente la comparaison entre la meilleur réponse obtenue par layer 2 est celle obtenue par layer 3.



**Figure III.9 :** Comparaison entre la meilleure réponse obtenue par layer 2 et celle obtenue par layer 3.

Les résultats obtenus des écarts type sont :

- $\sigma_{Vy\ 15C\ 2L} = 0,757066095$
- $\sigma_{Vy\ 15C\ 3L} = 0,778273688$

D'après les résultats des écarts types et de la figure III.9, on constate que la meilleure réponse est celle obtenue par 2 layer avec 15 couches cachées.

# **Conclusion générale**

# Conclusion générale

Le travail présenté dans ce mémoire vise à étudier la détection et la classification des défauts des roulements en s'appuyant sur l'analyse des vibrations et les techniques d'intelligence artificielle. Dans le cadre de cette recherche, un outil d'apprentissage automatique basé sur les réseaux de neurones artificiels a été développé, en ajustant et en optimisant différents paramètres du code Matlab afin d'améliorer le processus d'apprentissage. Plusieurs tests ont été réalisés, mettant en évidence une amélioration progressive des résultats obtenus dans chaque cas.

Cette approche (réseaux de neurones artificiels) a permis de concevoir un système intelligent capable de détecter et de classifier les défauts des machines tournantes, en particulier au niveau des roulements.

Dans le premier chapitre, les concepts fondamentaux relatifs au diagnostic des systèmes ont été abordés, ainsi que les différentes étapes nécessaires à la mise en place d'un système de diagnostic efficace. Les réseaux de neurones artificiels ont été retenus comme l'une des méthodes les plus importantes, en raison de leurs avantages, parmi les techniques de diagnostic des défauts et de surveillance des systèmes.

Le deuxième chapitre a été consacré à la présentation des machines tournantes ainsi qu'aux principaux défauts qui les affectent, avec un accent particulier sur les défauts liés aux vibrations au niveau des roulements.

Dans le troisième chapitre, la théorie des réseaux de neurones et les principes d'apprentissage ont été présentés. Il a été constaté que pour assurer une surveillance et un diagnostic précis, il est nécessaire de disposer d'un modèle neuronal capable de représenter différentes situations de fonctionnement, qu'elles soient normales ou défectueuses.

Enfin, le quatrième chapitre a été consacré à la présentation et à l'analyse des résultats. Les analyses réalisées ont permis de dégager plusieurs observations importantes liées à l'application. Il a également été conclu que les performances d'apprentissage dépendent de plusieurs paramètres, notamment le nombre de couches cachées, le nombre de neurones par couche, le taux d'apprentissage et le nombre d'itérations par neurone.

# Références

# Références Bibliographiques

[1] IREKTI Anis, BELHADEF Aboubakeur. Thème en master en maintenance industrielle.«Détection et classification des défauts des machines tournantes par les réseaux de neurones artificielles .

UNIVERSITE MOULOUD MAMMARI DE TIZI-OUZOU

[2] R. B. Randall, Vibration-based Condition Monitoring: Industrial, Aerospace and Automotive Applications, John Wiley & Sons, 2011.

[3] الهيئة الذرية السورية نسخة محفوظة 10 مايو 2015 على موقع واي باك مشين

[4] [https://www.cchst.ca/oshanswers/phys\\_agents/vibration/vibration\\_intro.pdf](https://www.cchst.ca/oshanswers/phys_agents/vibration/vibration_intro.pdf)

[5] « Capteur de déplacement haute précision [archive] », sur [sensel-measurement.fr](https://sensel-measurement.fr), 6 novembre 2019 (consulté le 11 mai 2022) .

[6] Tustin, Wayne. Where to place the control accelerometer: one of the most critical decisions in developing random vibration tests also is the most neglected, EE-Evaluation Engineer-ing, 2006 نسخة محفوظة 28-10-2021 على موقع واي باك مشين

[7] [https://www.cchst.ca/oshanswers/phys\\_agents/vibration/vibration\\_intro.pdf](https://www.cchst.ca/oshanswers/phys_agents/vibration/vibration_intro.pdf)

[8] Journal of Vibration and Control 1–20 2017 DOI: 10.1177/1077546316688991

[9] HACHEMI Mohammed,« Application de l’ODS à l’analyse des problèmes de vibration des machines tournantes » Thèse de Doctorat, Université BADJI MOKHTAR.

[10] « Capteur de déplacement haute précision [archive] », sur [sensel-measurement.fr](https://sensel-measurement.fr), 6 novembre 2019 (consulté le 11 mai 2022) .

[11] Alliantech S.A.S, « Technologies d’accéléromètres pour la mesure de vibration et choc», Alliantech, 12 rue Traversière.

[12] A.Laiche,A.Fouar, « Analyse vibratoire appliquée à l’étude des machines : motopompe et compresseur », mémoire d’ingénieur, L’université M’hamed Bougara Boumerdes, 2007

[13] RABHI Massinissa et ZOUAOUI Nasim, « Diagnostiqs de défauts de roulements par analyse vibratoire au sein de la biqueterie de REMILA » Mémoire de Master, université A.MIRA de bejaia 2013.

[14]Tahar BELKHIR Med Mohcen BEN SACI,« La maintenance des équipements par l’analyse vibratoire » Mémoire de Master , Universite KASDI MARBAH OURGLA 2016

---