

République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieur Et de La Recherche Scientifique



Université de Ghardaïa

N° d'ordre :  
N° de série :

Faculté des Sciences et Technologie  
Département des Sciences et Technologie

Mémoire présenté en vue de l'obtention du diplôme de

**MASTER**

Domaine : *Sciences et Technologie*

Filière : *Automatique*

Spécialité : *Automatique*

Par : BENDARA Rekia

BRIHMAT Safa

**Thème**

**Poursuite de la Position de la Main d'un Rat à  
l'Aide d'un TDNN Utilisant des Signaux  
Cérébraux (ECOG)**

Soutenu publiquement le : 24 /05/2017

Devant le jury :

<b>BITEUR Kada</b>	MAA	Univ. Ghardaïa	<b>Président</b>
<b>ARIF Mohammed</b>	MAA	Univ. Ghardaïa	<b>Examinateur</b>
<b>ALLALI Mohamed</b>	MAA	Univ. Ghardaïa	<b>Examinateur</b>
<b>KIFOUCHE Abdessalam</b>	MAA	Univ. Ghardaïa	<b>Encadreur</b>
<b>LADJAL Boumediene</b>	MAA	Univ. Ghardaïa	<b>Co-cadreur</b>

Année universitaire 2016/2017

## **REMERCIEMENTS**

*Avant tout, nous remercions ALLAH le Tout-puissant de nous avoir  
donné*

*Le courage, la volonté, la patience et la santé durant toutes ces années  
d'étude et que grâce à lui ce travail a pu être réalisé.*

*Nous tenons à remercier Monsieur, **Mr: KIFOUCHE Abd ssalam** notre  
Encadreur qui n'a pas lésiné sur les moyens et sur son temps pour nous  
apporter son aide précieuse et qui nous a permis de mener à bien ce  
travail.*

*Et tenons à remercier Monsieur, **Mr: LADJAL Boumediene** notre  
Co-encadreur pour son aide et disponibilité tout au long de ce projet.*

*Nos remerciements aussi au département des Sciences et Technologies  
De l'université de GHARDAIA et à tous les enseignants qui nous  
enseignent*

*Durant les années du cursus.*

*Enfin nous remercions aussi toutes les personnes qui nous aidées de  
près ou de loin à la rédaction de ce travail.*

# *Dédicace*

*A mes parents avec toute ma gratitude pour toutes ces  
années de sacrifices et d'encouragement*

*A mes frères*

*A mes sœurs*

*Et à toute la famille BENDARA*

*A mon cher encadreur M<sup>r</sup>. KIFOUCHE Abd ssalam*

*A tous mes amis.*



*Bendara Rekia*

# *Dédicace*

*A mes parents avec toute ma gratitude pour toutes ces  
Années de sacrifices et d'encouragement*

*A mes frères*

*A mes sœurs*

*Et à toute la famille BRIHMAT*

*A mon cher encadreur M<sup>r</sup>. KIFOUCHE Abd ssalam*



*BRIHMAT SAFA*

<i>Liste des Figures</i>		
<b>Fig. I.01</b>	Structure générale d'une ICM active.	5
<b>Fig. I.02</b>	Capteur de signaux cérébraux.	6
<b>Fig. I.03</b>	L'électroencéphalographie positionnée sur le cuir chevelu	8
<b>Fig. I.04</b>	L'imager par résonance magnétique fonctionnelle.	9
<b>Fig. I.05</b>	Implantation d'électrodes(ECOG) a la surface du cortex.	11
<b>Fig. I.06</b>	MEG mesure du champ magnétique.	11
<b>Fig. I.07</b>	Editeur de texte.	12
<b>Fig. I.08</b>	Prothèses de bras.	13
<b>Fig. I.09</b>	Un fauteuil roulant contrôlé uniquement par l'activité cérébrale.	13
<b>Fig.I.10</b>	Schéma du fonctionnement de l'implant cochléaire.	14
<b>Fig. I.11</b>	les jeux vidéo en réalité virtuelle.	14
<b>Fig.II.01</b>	Un neurone biologique et ces principes des composants.	17
<b>Fig.II.02</b>	Concentration des ions $\text{Na}^+$ , $\text{K}^+$ et $\text{Cl}^-$ de part et d'autre de la membrane neuronale.	18
<b>Fig.II.03</b>	Schéma d'un potentiel d'action biologique annoté de ses différentes transitions	19
<b>Fig.II.04</b>	Modèle générale d'un neurone artificiel	20
<b>Fig.II.05</b>	Architecture d'un réseau neurone artificiel	22
<b>Fig.II.06</b>	Réseaux de neurones non bouclé.	23
<b>Fig.II.07</b>	Réseau de neurones bouclé.	24
<b>Fig.II.08</b>	Perceptron monocouche.	24
<b>Fig.II.09</b>	Perceptron multicouche.	25

Fig. II.10	Le réseau de Hopfield.	25
Fig. II.11	Le réseau de Kohonen.	26
Fig. II.12	Le réseau neurone à temps de retard	27
Fig. II.13	Architecture du TDNN	28
Fig.III.01	Méthode d'acquisition et pour suit du rat.	35
Fig.III.02	Application du NEO pour la détection de spikes	37
Fig.III.03	Classification des spikes.	38
Fig.III.04	Représentation des spikes.	39
Fig.III.05	Quelque lignes du ECoG, avec une Gaussienne glissante.	40
Fig.III.06	suivi de la position de la main avec le TDNN par 2 neurones à un coche caché.	44
Fig.III.07	suivi la position de la main avec TDNN avec cinq neurones dans la première couche	46
Fig.III.08	suivi la position de la main avec TDNN à deux couche cachée avec dix neurones dans la première couche	44
Fig.III.9	suivi la position de la main avec TDNN à neurones à deux couche cachée avec quinze neurones dans la première couche	51

## Liste des tableaux

<b>Tab. II.01</b>	Les types de fonctions d'activation	20
<b>Tab. III.01</b>	Les résultats de simulation de réseau neurone avec une couche cachée neurones	42
<b>Tab. III.02</b>	Les résultats de simulation de réseau neurone à deux couches cachées avec cinq neurones dans la première couche.	45
<b>Tab. III.03</b>	Les résultats de simulation de réseau neurone à deux couches cachées avec dix neurones dans la première couche.	47
<b>Tab. III.04</b>	Les résultats de simulation de réseau neurone à deux couches cachées avec quinze neurones dans la première couche.	49

# Sommaire

Introduction générale	01
<b>Chapitre I Interface cerveaux machine</b>	
I.1 Introduction	04
I.2 Définition	04
I.3 Historique	04
I.4 Principe	04
I.4.1 Mesure de l'activité cérébrale	05
I.4.2 Prétraitement	05
I.4.3 Extraction et caractéristique	05
I.4.4 Classification	05
I.4.5 Traduction en une commande et application	06
I.4.6 Retour perceptif	06
I.5 les types des ICM	06
I.5.1 Invasive et Non-invasive	06
I.5.2 Asynchrone et Synchrone	07
I.5.3 Descendant et Ascendant	07
I.6 Méthode d'enregistrement de l'activité cérébrale pour ICM	07
I.6.1 l'électroencéphalographie (EEG)	08
I.6.2 Imagerie par résonance magnétique fonctionnelle (IRMf)	09
I.6.3 l'électroencéphalographie (ECOG)	10
I.6.4 Magnétoencéphalographie (MEG)	11
I.7 Application D'ICM	12
I.7.1 Applications médicales	12
I.7.2 Application non-médicales	14
I.8 Conclusion	15

## Chapitre II les réseaux de neurones artificiels

II.1 Introduction	16
II.2 Les neurone biologique	16
II.2.1 Définition	16
II.2.2 Historique	16
II.2.3 modèle de neurone biologique	17
II.2.4 le potentiel d'action	18
II.2.5 Comportement de fonctionnement de neurone biologique	19
II.3 Neurone formel (artificiel)	19
II.3.1 Définition	19
II.3.2 Historique	19
II.3.3 Principe de fonctionnement	20
II.4 les réseaux neurones artificiels	21
II.4.1 Architecture des réseaux neurones artificiels	23
II.4.1.1 les réseaux de neurones statiques (non-bouclés)	23
II.4.1.2 les réseaux de neurones récurrents (bouclés)	23
II.4.2 les réseaux neurones célèbre	24
II.4.3 les réseaux neurone à temps de retard (TDNN)	26
II.4.3.1 Définition	26
II.4.3.2 Structure d'un TDNN	27
II.4.3.3 caractérise TDNN	27
II.5 l'Apprentissage de réseau neurone	29
II.5.1 les types d'apprentissage	29
II.5.1.1 Apprentissage supervisé	29
II.5.1.2 Apprentissage non supervisé	29
II.5.2 Règles d'apprentissages	29

II.5.2.1 La règle de Hebb	29
II.5.2.2 la règle de Windrow-Hoff	30
II.6 les algorithmes d'apprentissage	30
II.6.1 Algorithme du rétro-propagation gradient de l'erreur (back propagation)	30
II.7 Conclusion	31

### Chapitre III Application et interprétations des résultats

III.1 Introduction	32
III.2 Logiciel MATLAB	32
III.3 Toolbox réseaux de neurones	33
III.3.2 Définition	33
III.4 Expérimentation et acquisition de données	34
III.4.3 Enregistrement chronique des préparations animales des ensembles neuronaux	35
III.4.4 Séparation de canaux et représentation de données	36
III.5 Création d'un réseau neurone	40
III.6 Les commandes des importent pour exécuté les réseaux	41
III.7 Résultat de simulation	42
III.7.1 TDNN à une couche cachée	42
III.7.2 TDNN à deux couches cachées	45
III.8 Conclusion	51
Conclusion générale	52

## *Nomenclature*

$\mu$  : constant positive .

$w_{ij}$  : Le poids de connections entre deux neurone.

$\eta$ : Le taux d'apprentissage.

$k$  : pas d'apprentissage.

$Y$  : la sortie calculée par le RNA.

$h$  : la somme pondérée des entrées du neurone de la couche de sortie.

$f$  : la fonction d'activation.

$d$  : la sortie désirée.

$x_i$  : Variable d'entrée de la composante  $i$ .

$\alpha$  : le pas d'apprentissage.

## *Liste des Abréviations*

**ICM** : Interfaces Cerveaux Machine.

**EEG** : l'électroencéphalographie.

**IRMF** : Imagerie par Résonance Magnétique Fonctionnelle.

**ECoG** : L'électrocorticographie.

**MEG** : Magnétoencéphalographie

**TDNN**: Time Delay Neural Neutwork.

**PCM** : perceptron Multicouche Classique.

**MAP** : processeur d'acquisition multicanal.

**NOE**: Nonlinear Energy Operator.

**SVM**: Support Vector Machine.

***Introduction***

***Générale***

## **Introduction générale**

Le cerveau humain est une unité centrale de traitement qui organise l'information, il concise des lobes. Chaque lobe est responsable d'une certaine zone du corps humain, le cerveau humain se compose d'un groupe des nerfs qui reçoivent et traitent les influx nerveux. Lorsque il y a une destruction d'une partie du cerveau après les accidents de quotas autorisés, sous tumeur ou caillot de sang causant la mort de région du cerveau qui conduit à un déséquilibre dans l'activité sensorielle ou moteur selon la région et le degré de blessure et aussi les fonctions endommagées chez l'homme, telles que : l'ouïe, la vue et le mouvement (paralysie).

Aujourd'hui, des recherches scientifiques découvrirent des techniques intermédiaires permettent d'assurer des communications entre le cerveau et dispositifs extérieurs (ordinateur, neuroprothèse, ...) par codage ou décodage des informations, elles s'appellent Interface Cerveau-Machine ICM. On les définies par ICM ou ICO (Interface Cerveau-Ordinateur) remplacement d'une fonction neurologique défaillante, ces techniques consistent à identifier et à associer un type d'activité cérébrale à une action donnée afin de transformer cette activité cérébrale en un signal susceptible d'être exploité.

Deux sous définitions peuvent être donné concernant les Interfaces Cerveau Machine on les notes selon leur direction d'information :

- Une ICM est un système pour lire les informations du cerveau et les décode pour savoir les actions incluses pour but d'une réparation moteur tel que les prothèses neuromusculaires.
- Une ICM pour lire des informations et les encode en un signal connu par le cerveau pour but de réparation d'un système sensoriel tel que la rétine bionique et cochléaire.

Ou plus générale, une Interface Cerveau Machine est un système pour assurer des communications directe entre le cerveau et le monde extérieur.

Des recherches réalisent des ICM fonctionnelle appliquées en générale sur des animaux et donne de bons résultats. Dans ce mémoire, nous sommes intéressés au interfaces qui lisent les informations du cerveau et les décodent pour un contrôle d'un bras artificiel ou plus générale pour une réparation fonctionnelle par une interface moteur. La partie la plus importante qui

nous attire est celle du décodage bien qu'il y a d'autres étages dans la chaîne d'une interface de ce type. On cite alors :

- une phase d'acquisition : dans cette phase-là, pas mal de techniques d'acquisition qui sont proposées avec d'avantages et d'inconvénients. Des techniques se base sur des acquisitions physique ou il y a deux types, invasive sous le crâne et non-invasive de l'extérieur du cerveau. Il y a d'autre qui se base sur des radiographies sans toucher le cerveau.
- phase de prétraitement (filtrage et amplification) : dans cette étape, le filtrage est nécessaire pour but de réduire des bruits blancs ou colorés plus une amplification du signale qui est à faible intensité.
- Détection, séparation de spikes et représentation : lors de l'acquisition, en général on récolte les influe nerveux de plusieurs neurones voisin du capteur d'acquisition utilisé. Alors que le signal obtenu est représenté par une superposition de plusieurs activités de différentes formes. La séparation consiste à isoler chaque activité sur une ligne composée d'une suite de '1' ; représente les moments quand un neurone tire ; séparé par des '0' ; représente des silences ; suivi par une représentation continue du signal en relation directe à la densité des uns '1'.
- Décodage (mapping) : c'est le but de notre mémoire, dans cette phase plusieurs techniques sont proposées. Nous s'intéressons au réseau de neurones de type TDNN (Time Delay Neural Network).

On a opté à organiser ce mémoire en trois chapitres et une conclusion générale

Dans le premier chapitre, on va identifier les interfaces cerveau machine et sont des systèmes de communication directe entre un individu et une machine, ces systèmes peuvent être conçus pour assister, améliorer ou réparer des fonctions humaines de cognition ou d'action défaillantes. Dans une ICM les activités cérébrale de l'utilisateur sont enregistrées, analysées et traduites en commandes destinées à la machine.

Le deuxième chapitre est présenté quelque information nécessaire de neurone biologique qui est la base de construction du système nerveux. Par la suite le comportement du neurone biologique est exploiter pour modélisé le neurone artificiel. Ensuite, définitions essentielles des réseaux de neurones avec ses différents types et architecture, et notamment

leur apprentissage. Nous présentons quelle que modèles des réseaux neurone artificiel, Puis on parle sur les réseaux de neurones à temps de retard (TDNN) est constitue de sous réseau agissant comme des extracteurs de formes.

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) s'inscrivent dans l'effort de conception est mis sur le développement des algorithmes d'apprentissage afin de doter un système d'autonome et de capacités d'adaptation. Parfois, ces systèmes intelligents arrivent même à «découvrir» de nouvelles solutions à des problèmes forts complexes et difficilement accessibles pour un cerveau humain.

Dans le dernier chapitre, en discutant les résultats des expériences appliquées sur des données expérimentales sur des rats appuyant sur un levier. La technique utilisée pour le décodage est les réseaux de neurone à temps de retard (TDNN) par la simulation sur le logiciel MATLAB.

# *Chapitre I*

## *Interface cerveau machine*

## **Chapitre I**

### **Interface cerveau machine**

#### **I.1 Introduction**

Les fonctions cérébrales de l'individu adulte ont longtemps été considérées comme ne pouvant que décliner irréversiblement au cours du temps. Cette idée se fondait sur la théorie cartésienne du cerveau-machine et était favorisée par l'absence d'outils permettant d'analyser la structure cérébrale microscopique, ou encore de visualiser l'activité cérébrale pendant que le sujet effectuait une tâche.

L'interface cerveau machine est un outil qui transformé l'information entre le cerveau et la machine, des applications des Interfaces Cerveau-Machine ICM sont destinées à rétablir des fonctions endommagées chez l'homme (et pareil pour des animaux), telles que, l'ouïe, la vue, le mouvement (paralysie) à l'aide des signaux cérébraux (EEG, ECOG, IMRF,....etc.).

#### **I.2 Définition**

L'interface cerveau machine est un système de liaison direct entre un cerveau et une machine, qui permette des patients souffrent de paralysie externe effectue des tâches sans passage par l'action des nerfs périphérique et des muscles, ce système peut être informatique (par exemple un programme informatique) ou électronique ou électromécanique (prothèse, robot) [1,2].

#### **I.3 Historique**

Les premiers travaux de recherche sur ces technologies ont débuté en France des les années 70 (concept proposé par Jacques Vidal, 1973) .les chercheurs tentent de connecter le système nerveux humain à la machine et une décennie plus tard, des essais sont réalisés pour relier directement un cerveau à un ordinateur, ils étaient originalement circonscrits au domaine médical et plus précisément à la réanimation des handicaps [3].

#### **I.4 principe**

Une ICM permet à l'utilisateur d'envoyer des commandes a une machine en produisant différents types de signaux cérébraux, ces signaux reflètent l'activité cérébrale sont enregistrés au niveau du scalp, de la surface corticale ou directement à l'intérieur du cerveau

et sont traités afin de détecter des signaux caractéristiques particuliers, qui reflètent l'intention de l'utilisateur. Finalement, un retour (feedback) pour corriger la tâche désirée. Une ICM peut être décrite comme un système en boucle fermée, composé des six étapes suivantes [4] (voir Figure 1).

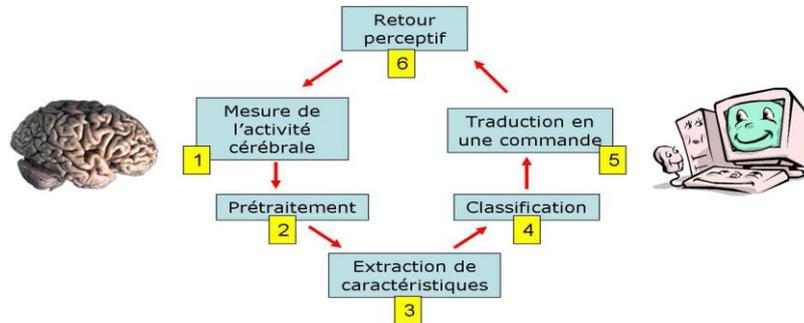


Figure I.01 : principe générale d'un ICM active [4].

### I.4.1 Mesure de l'activité cérébrale

Cette étape consiste à mesurer différents aspects de l'activité cérébrale, avec des précisions spatiale et temporelle très différentes de l'utilisateur à l'aide de capteurs installés sur différents niveaux sur le cerveau, les signaux obtenus sont EEG, ECOG, IMRF, ... etc.) [4].

### I.4.2 Prétraitement

Cette étape consiste à nettoyer les signaux cérébraux, ces prétraitements prennent généralement la forme de divers filtres, tels que des filtres fréquentiels (passe-bande, passe-bas, ...) ou des filtres spatiaux (Laplacien de surface, analyse en composantes indépendantes, ...) afin de focaliser sur l'information d'intérêt [4].

### I.4.3 Extraction de caractéristique

Le but de cette étape est de regrouper les signaux traités, il s'agit d'extraire les signaux des caractéristiques qui vont permettre de séparer les signaux superposés en plusieurs canaux [4].

### I.4.4 Classification

Cette étape est complémentaire à l'étape précédente afin d'avoir plusieurs canaux. Dans cette étape, les caractéristiques extraites sont transformées en information binaire ou discrète. On peut faire d'autres représentations continues faisant une corrélation à une fonction Gaussienne ou fenêtre glissante [4].

### I.4.5 Traduction en une commande et application

Cette étape permet de traduire les signaux mesurés en une commande et application, la commande est associée à cet état afin de permettre à l'utilisateur de contrôler une application donnée, telle qu'un éditeur de texte, un robot ou une prothèse [4].

### I.4.6 Retour perceptif

Finalement, cette étape fournit à l'utilisateur un retour perceptif (feedback) concernant l'état mental reconnu par le système. Ce retour permet à l'utilisateur d'apprendre à contrôler son activité cérébrale et ainsi l'interface cerveau machine [4].

## I.5 Types d'ICM

Les Interfaces cerveaux-machine ont été catégorisés par trois types selon le type, elles sont discutés ci-dessous [5]

### I.5.1 Invasives et Non-invasive

De nombreuses techniques d'enregistrement permettent de capter (directement ou indirectement) l'activité cérébrale et de la convertir en signaux qui peuvent être utilisés pour réaliser une ICM.

Certaines de ces techniques, dites invasives nécessitent l'implantation chirurgicale d'électrodes sous le crâne, pour mesurer le champ électrique résultant des activités neuronales. (Voir la figure I.02.a); d'autres types mesurant l'activité cérébrale par un ensemble d'électrodes placées sur la surface corticale nommées non-invasives [5]. (Voir la figure I.02.b).



(a) ICM invasive



(b) ICM non-invasive

**Figure I.02 :** Capteur de signaux cérébraux [5].

### **I.5.2 Asynchrone et Synchrone**

Lors de l'utilisation d'une ICM asynchrone, l'individu interagit avec le système quand il le décide, en modifiant de façon volontaire son activité cérébrale. L'ICM détecte cette modification dans les signaux cérébraux et la transforme en commandes. Habituellement, dans les ICM asynchrones, les signaux de commande sont continus, ce qui signifie qu'ils permettent un contrôle progressif des éléments présents dans l'interface [5].

Dans une ICM synchrone, ce n'est pas l'activité spontanée du cerveau qui est enregistrée, mais sa réponse à un stimulus. Cette dernière est détectée dans les signaux puis transforme en commande .du fait que cette réponse cérébrale est une caractéristique innée de l'individu [5].

### **I.5.3 Descendant et Ascendant**

L'interface cerveaux-machine de type descendant c'est un système de décodage de l'activité cérébrale permettant de contrôler une machine en temps réel, dans ce type d'interface on capte des signaux cérébraux et les traite pour avoir une décision d'un acte physique (ou de perception), c'est un décodage d'information [7].

Dans l'ICM ascendant, la machine stimule le cerveau à l'aide d'un courant électrique afin de transmettre une information sensorielle, ou en remplacement d'une fonction neurologique défaillante, c'est le principe des implants cochléaires ou rétine bionique, c'est un codage d'information [7].

## **I.6 Méthode d'enregistrement de l'activité cérébrale pour ICM**

### **I.6.1 l'électroencéphalographie (EEG)**

#### **I.6.1.1 Définition**

L'EEG est une simple mesure de différence de potentiel au niveau du scalp. Cette différence de potentiel reflète l'activité électrique locale du cerveau. On la mesure par l'intermédiaire d'electrodes disposées sur le cuir chevelu du patient [6].

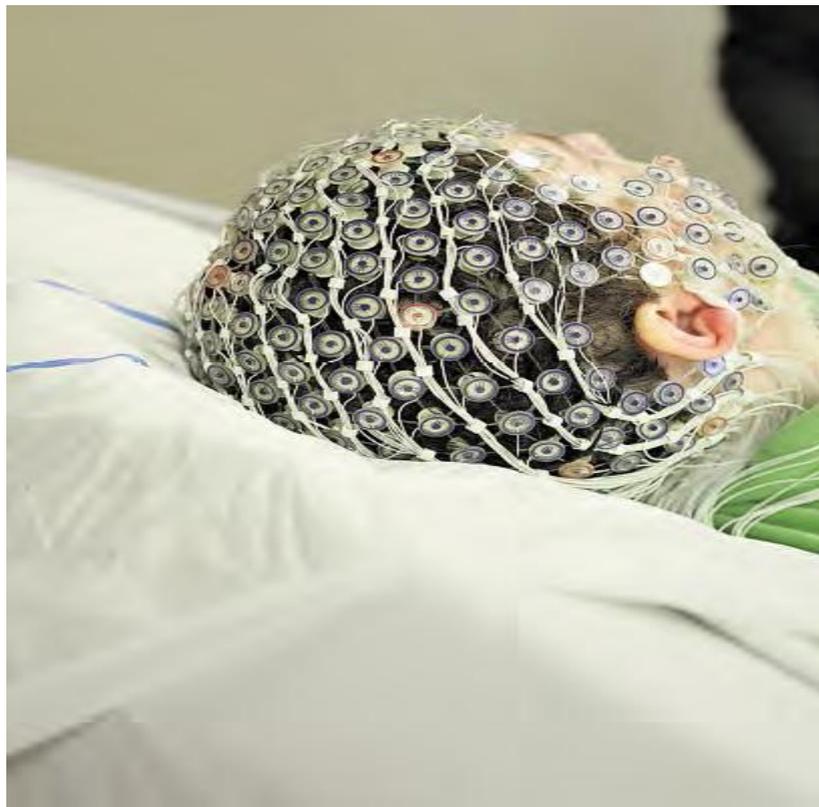
### **I.6.1.2 Historique**

en 1929, Le psychiatre allemand Hans Berger appliqua à l'homme cette technique elle sous forme de « variations permanentes de potentiel enregistrées avec des électrodes impolarisables appliquées sur une lacune crânienne » [6].

### **I.6.1.3 Principe**

Cette technique est la méthode de référence et la plus ancienne concernant l'enregistrement de l'activité électrique du cerveau. Pour ce faire, des électrodes sont positionnées sur le cuir chevelu (électrodes de surface) sur des zones bien définies du crâne, Les électrodes transmettent les signaux électriques à un appareil où ils sont amplifiés et affichés sous forme de courbes, Ces courbes, représentatives de leurs évolutions, constituent l'électroencéphalographie (EEG).

Le signal électrique enregistré est la résultante de la somme des potentiels d'action post-synaptiques synchrones issus d'un grand nombre de neurones d'une certaine région [7].



**Figure I.03** : l'électroencéphalographie positionnée sur le cuir chevelu [8].

## **I.6.2 Imagerie par résonance magnétique fonctionnelle (IRMF)**

### **I.6.2.1 Définition**

L'IRMF constitue un outil de recherche précieux, par son côté non-invasif et sa résolution spatiale pouvant aller jusqu'au millimètre, il est important de garder à l'esprit que cette technique mesure un marqueur indirect de l'activité cérébrale [9].

### **I.6.2.2 Historique**

L'imagerie par résonance magnétique fonctionnelle (IRMf) est une technique d'imagerie cérébrale dérivée de la résonance magnétique nucléaire qui a été développée dans les années 1990. Elle est utilisée en imagerie cérébrale pour étudier l'activité du cerveau in vivo [9].

### **I.6.2.3 Principe**

L'imagerie par résonance magnétique fonctionnelle (IRMf), elle mesure l'activité d'une du cerveau qu'elle est active et consomme une quantité d'oxygène plus importante, ce qui se traduit par un afflux sanguin dans la zone impliquée. En observant les variations du flux sanguin dans le cerveau, on peut alors en déduire les zones activées. l'IRMf observe cette variation via les propriétés magnétiques de l'hémoglobine contenue dans les globules rouges lors de la désoxygénation [10].



**Figure I.04** : l'imagerie par résonance magnétique fonctionnelle [10].

### **I.6.3 L'électrocorticographie (ECoG)**

#### **I.6.3.1 Définition**

L'électrocorticographie est une méthode d'électrophysiologie qui permet l'enregistrement des potentiels électriques à partir des électrodes implanté à la profondeur sous la boîte crânienne [11].

#### **I.6.3.2 Historique**

En 1926, Adrian fut le premier à enregistrer les potentiels d'action des nerfs sensitifs chez l'animal. En 1930, Wever et Bray enregistrèrent, chez l'animal, les potentiels d'action du nerf cochléaire. Leurs travaux conduisirent à la découverte du phénomène microphonique cochléaire. En 1931 Adrian et Coll. présentèrent une étude détaillée du phénomène microphonique chez l'animal. L'intérêt de ce phénomène chez l'homme fut remarqué et motiva d'autres études chez l'animal et chez l'homme. En 1935 (Fromm et Coll.) puis en 1939 (Andreev et Coll.) et en 1941 (Perlmann et Case), des tentatives d'observation des réponses microphoniques ont été présentées. Bien sûr, les difficultés techniques à l'époque étaient considérables et les résultats incertains. Plus tard Lempert et Coll., en 1947, réalisèrent une nouvelle tentative d'enregistrement de la microphonique cochléaire, chez l'homme, en plaçant une électrode sur la membrane de la fenêtre ronde, lors d'une intervention chirurgicale [11].

#### **I.6.3.3 Principe**

Cette technique emploie une grille d'électrodes placée directement sur la surface externe du cortex cérébrale afin de recueillir l'activité électrique. Puisqu'une incision chirurgicale dans le crâne (craniotomie) est exigée pour implanter la grille d'électrodes, l'ECoG est considérée comme une procédure invasive. Les signaux électriques enregistrés sur la surface passent d'autres couches supplémentaires comme le crâne et le cuir chevelu. La faible conductivité de l'os de la boîte crânienne fait subir aux signaux recueillis une atténuation significative. Pour cette raison, la résolution spatiale de surface corticale de l'ECoG est meilleure que celle d'un EEG de surface : un avantage remarquable dans la planification pré chirurgicale [11].

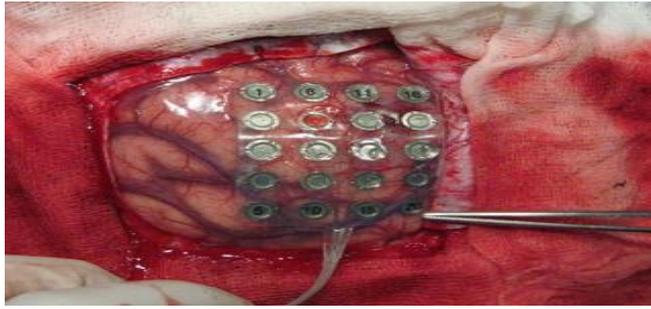


Figure I.05 : Implantation d'électrodes(ECOG) sur du cortex [12].

## I.6.4 Magnétoencéphalographie (MEG)

### I.6.4.1 Définition

C'est une méthode de mesure non-invasive est basée sur l'enregistrement des variations du champ magnétique à la surface du crâne provoquées par l'activité électrique générée par les neurones pyramidaux [2].

### I.6.4.2 Historique

La MEG est une technique de mesure des champs magnétiques engendrés par l'activité électrique des neurones, les signaux MEG ont été enregistrés pour la première fois à la fin des années 1960 ; la Magnétoencéphalographie est enregistrements de champs magnétiques cérébraux [2].

### I.6.4.3 Principe

La MEG est une technique de mesure des champs magnétiques engendrés par l'activité électrique des neurones, la détection des champs magnétiques se fait par des bobines réceptrices de flux avec des transformateurs de flux [2].



Figure I.06 : MEG mesure du champ magnétique [12].

## I.7 Applications d'un ICM

### I.7.1 Applications médicales

Le domaine principal des applications des ICM est le domaine médical, elle va pouvoir offrir une nouvelle interaction qui permette à des patients paralysés partielle ou totale de se communiquer avec leur entourage, les ICM ont été conçues afin de permettre à des patients de contrôler principalement 3 types d'appareils palliatifs [13].

#### a) les éditeurs de texte

Les chercheurs ont imaginé une interface qui offre la possibilité d'écrire des phrases en sélectionnant par la pensée, des lettres présentées sur un écran. Cette « écriture par la pensée » est rendue réalisable en focalisant son attention sur la lettre de son choix. Dans ce système, appelé P300 des lignes et des colonnes de lettres sont successivement surlignées sur l'écran. Il est alors demandé à l'utilisateur de focaliser son attention sur une lettre à épeler. Lorsque la ligne ou la colonne contient la lettre choisie, une réponse cérébrale particulière est générée, cette réponse est déclenchée quand l'individu a détecté un stimulus attendu qui apparaît de manière imprévisible [13].



Figure I.07 : éditeur de texte [5].

#### b) prothèses de main ou de bras

Les ICM ont aussi été utilisés afin d'envoyer des commandes simples à des prothèses de main ou de bras artificiel. Par exemple, une ICM a permis à un utilisateur d'ouvrir une main artificielle sur une prothèse en imaginant des mouvements de la main gauche, et de la fermer en imaginant des mouvements de la main droite.



**Figure I.08 :** prothèses de bras artificiel [13].

### c) fauteuil roulant

Les ICM pouvaient permettre de contrôler un fauteuil roulant uniquement grâce à des activités cérébrales. Par exemple, dans l'utilisateur du fauteuil roulant peut faire tourner le fauteuil roulant à gauche, à droite ou le faire avancer tout droit en effectuant trois tâches mentales différentes[13].



**Figure I.09 :** Un fauteuil roulant contrôlé uniquement par l'activité cérébrale [13].

### d) l'implant cochléaire

Les informations sonores reçues par un appareil installé derrière le pavillon sont traitées par un microprocesseur placé dans cet appareil. Ces informations, transformées en signal électrique, sont transmises à la cochlée grâce à des microélectrodes implantées et reliées à la source par une connexion sous-cutanée, les électrodes stimulent le nerf auditif qui convoie l'information jusqu'aux aires auditives du cerveau [7].

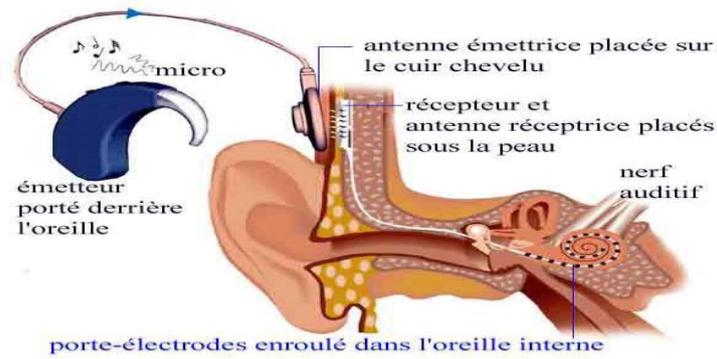


Figure I.10 : Schéma du fonctionnement de l'implant cochléaire [7].

### I.7.2 Applications non-médicales

Même si la recherche sur des ICM est toujours principalement focalisée sur le domaine médical, de plus en plus de recherches sont effectuées afin d'utiliser les ICM pour des applications non-médicales, avec des utilisateurs en bonne santé. Même si ce domaine applicatif reste encore émergent, on trouve notamment plusieurs prototypes dans lesquels des ICM sont utilisées pour contrôler des jeux vidéos et réalité virtuelle [13].



Figure I.10: les jeux vidéo en réalité virtuelle [13].

**I.8 conclusion**

Dans ce chapitre on a présenté les principes des interfaces cerveaux-machine qui sont des systèmes pour faire des communications directe entre le cerveau avec des machines externes dans un but médicale ou non. On a vu aussi leurs types on s'intéressant sur une application médicale destinée à la réanimation des handicapés physique.

Le point principal des ICM se base sur la mesure et le décodage ou codage des activités neuronales soit invasive ou non invasive.

# *Chapitre II*

*Les réseaux de*

*neurones artificiels*

## **Chapitre II**

### **Les réseaux de neurones artificiels**

#### **II.1 Introduction**

Les réseaux de neurones sont composés d'éléments simples (ou neurones) fonctionnant en parallèle. Ces éléments ont été fortement inspirés par le système nerveux biologique. Comme dans la nature, le fonctionnement du réseau de neurone est fortement influencé par la connections des éléments entre eux. On peut entraîner un réseau de neurone pour une tâche spécifique (reconnaissance de caractères par exemple) en ajustant les valeurs des connections (ou poids) entre les éléments (neurone).

Les réseaux de neurones artificiels constituent l'une des approches d'intelligence artificielle dont le développement se fait à travers les méthodes par lesquelles l'homme essaye toujours d'imiter la nature et de reproduire des modes de raisonnement et de comportement qui lui sont propre.

#### **II.2 Les neurones biologique**

##### **II.2.1 Définition**

Un neurone est l'unité principale du système nerveux, dont le rôle est d'acheminer et traiter les informations dans le système nerveux, le neurone est constitué d'un noyau (soma) entouré de structures qui partent en étoile ; appelées les dendrites ; et d'un long prolongement pouvant mesurer plusieurs dizaines de centimètres, appelé l'axone et il existe le synaptique a fin de l'axone [14].

##### **II.2.2 Historique**

La fibre nerveuse est connue depuis le début du microscope vers 1700. L'organisation du tissu nerveux par contre a été l'objet d'une polémique importante à partir des années 1870, la polémique qui ne sera close définitivement qu'après 1950 avec la découverte du microscope électronique. Les cellules nerveuses forment un réseau continu comme le système sanguin [15].

### II.2.3 modèle de neurone biologique

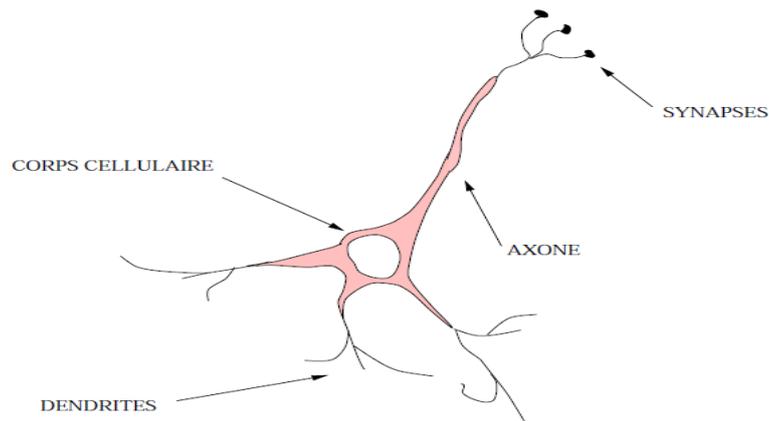


Figure. II.01 : Un neurone biologique et ces principaux des composants [16].

#### II.2.3.1 composants

##### a) Les dendrites

Ce sont ramification tel un arbre qui capté les signaux électriques qui assure la continuité de la propagation de l'information entre les différents neurones qui constituent le chemin de l'information [16].

##### b) corps cellulaire (soma)

Il contient le noyau du neurone ainsi que la machine biochimique nécessaire à la synthèse des enzymes, la propagation des signaux électriques et leur intégration [16].

##### c) L'axone

C'est le long de l'axone que les signaux partent du neurone. Contrairement aux dendrites qui se ramifient autour du neurone. L'axone est plus long et se ramifie à son extrémité ou il se connecte aux dendrites des autres neurones [16].

##### d) Synapses

C'est le contact entre deux neurone ou dendrites et neurone elle permet la transmission de l'information [16].

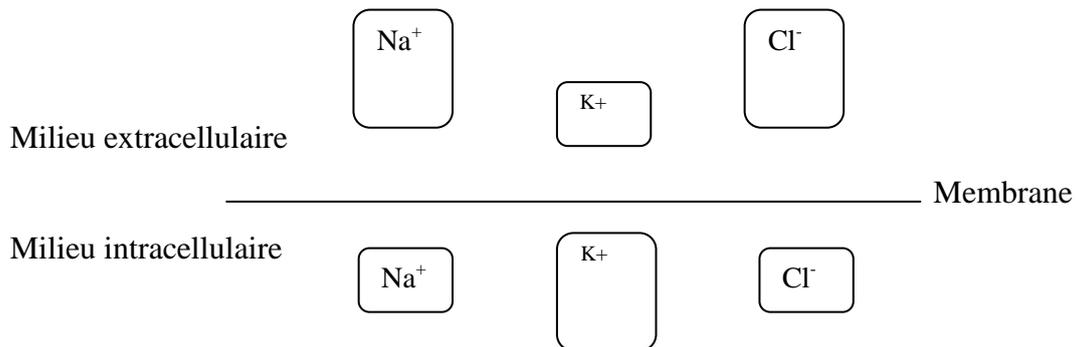
##### e) la membrane plasmique

La membrane plasmique neuronale délimite le contour de la cellule, elle se compose d'une bicouche lipidique traversée par plusieurs types de protéine est une des canaux voltiques ( $\text{Na}^+$ ,  $\text{K}^+$  et  $\text{Cl}^-$ ) et la pompe ( $\text{Na}^+/\text{k}^+$ ).

Elle sert une barrière entre le milieu intracellulaire et le milieu extracellulaire.

Les milieux intra et extracellulaire possèdent les mêmes espèces ioniques mais les concentrations de ces dernières diffèrent de part et d'autre de la membrane. Le milieu extra-

cellulaire est plus riche en ions sodium  $\text{Na}^+$  et chlore  $\text{Cl}^-$  mais plus pauvre en ions potassium  $\text{K}^+$  que le milieu intracellulaire [17].



**Figure II.02 :** Concentration des ions  $\text{Na}^+$ ,  $\text{K}^+$  et  $\text{Cl}^-$  de part et d'autre de la membrane neuronale [17].

### II.2.3.2 Classification fonctionnelle

On distingue différents types de neurone selon leur fonction on cite : [17]

#### a) les neurones sensoriels

Transmettent les informations organes sensorielles vers le cerveau.

#### b) les motoneurones

Transmettent l'information qui vient du cerveau vers les muscles.

#### c) les inter-neurones

C'est la communication entre les neurones sensoriels et les motoneurones.

### II.2.4 le potentiel d'action

À l'état de repos d'un neurone, la distribution des ions est inégale de part et d'autre de la membrane cytoplasmique du neurone, de telle sorte que les ions de sodium  $\text{Na}^+$  sont distribués au milieu extracellulaire et les ions de potassium  $\text{K}^+$  sont concentrés dans le milieu intracellulaire. Ce déséquilibre est maintenu grâce à la pompe de  $\text{Na}^+$  et  $\text{K}^+$ .

À l'état de repos la membrane neuronale est polarisée, et la valeur de potentiel est égale à  $-70\text{mV}$ .

Lorsque la membrane cytoplasmique est perturbée, les canaux de sodium s'ouvrent, ce qui permet aux ions de  $\text{Na}^+$  de passer vers l'intérieur, ce qui induit une augmentation de potentiel jusqu'à la dépolarisation pour générer un potentiel d'action jusqu'à un maximum de  $35\text{mV}$ , quand les canaux de  $\text{K}^+$  se ferment, les canaux de potassium s'ouvrent lentement pour permettre le passage des ions vers l'extérieur du neurone. Ce passage des ions de potassium réduit le potentiel intracellulaire et le rend plus bas que le potentiel de repos, c'est l'hyperpolarisation. À ce niveau-là, la pompe sodium-potassium intervient pour rétablir le

potentiel d'équilibre de nouveau; elle ramène les ions  $\text{Na}^+$  vers l'extérieur de la cellule et les ions  $\text{K}^+$  au milieu intracellulaire jusqu'à la restauration du potentiel de repos [18].

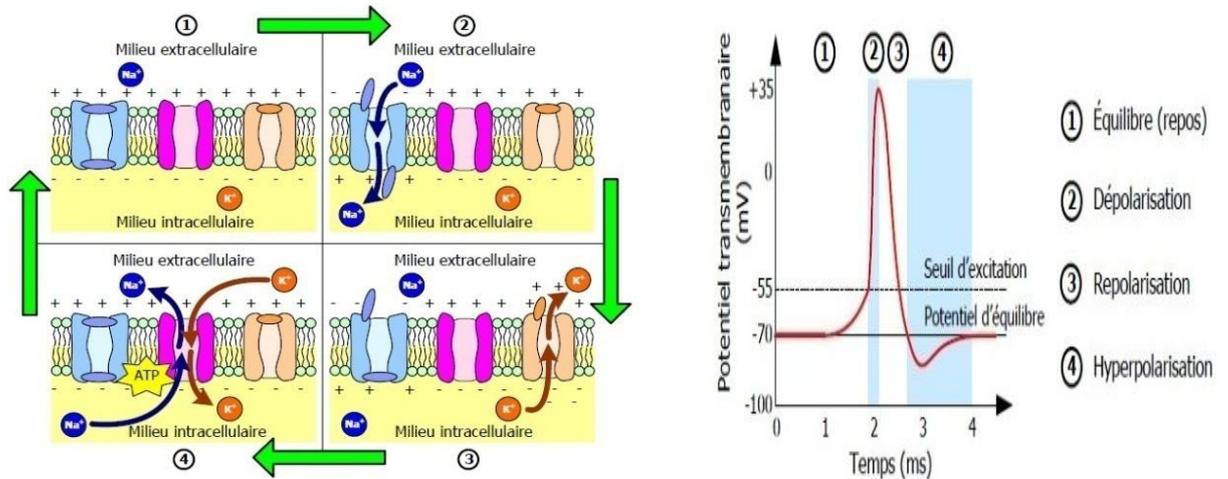


Figure II.03 : Schéma d'un potentiel d'action biologique annoté de ses différentes transitions [18].

## II.2.5 Comportement de fonctionnement de neurone biologique

Un neurone biologique après ramification de plusieurs flux de courant via d'entre neurone, calcule la somme de ses courant et tire si cette somme atteint un seuil définie et c'est le cas de l'inspiration de neurone artificiel.

## II.3 Neurone formel (artificiel)

### II.3.1 Définition

Le neurone formel est à l'origine d'une tentative de modélisation mathématique du cerveau humain. Les premiers travaux datent de 1943 et sont l'œuvre de Mac Culloch et Pitts. Il présente un modèle assez simple pour les neurones et explorent les possibilités de ce modèle, qui représenté les principes du fonctionnement du neurone biologique par une fonction non linéaire à plusieurs variables avec une sortie unique ; le neurone formel est une unité de traitement des données, est l'entité de base qui compose un réseau de neurones [19,20].

### II.3.2 Historique

Warren Mc culloch et Walter pitts « neurologues » inventent en 1943 un modèle simplifié de neurone biologique à un modèle mathématique « neurone formel », il peut réaliser de fonction logique arithmétique et symbolique complexe, en 1949 Donald Hebb en invente la règle qui porte son nom et permet de doter les neurones formels de capacités d'apprentissage [19,20].

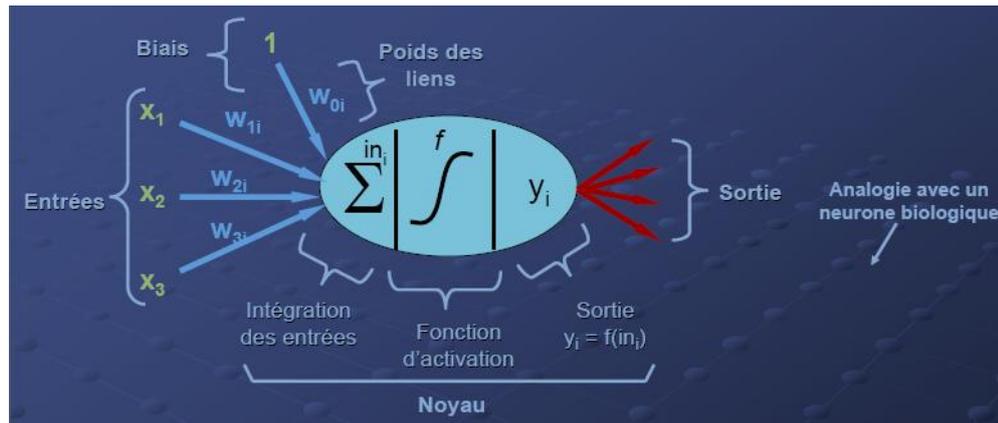


Figure II.04 : Modèle générale d'un neurone artificiel [21].

Le neurone est constitué des composants suivants selon la figure précédente [21]:

➤ **Biais**

Qui permet d'ajouter de la flexibilité au réseau en permettant de varier le seuil de déclenchement du neurone par l'ajustement du poids du biais lors de l'apprentissage.

➤ **Poids**

C'est un facteur de pondération multiplicateur qui affecte l'influence de chaque entrée sur la sortie du neurone, et ils fonctionnent de la même manière que les synapses d'un neurone biologique.

➤ **Noyau**

Intègre toutes les entrées et le biais et calcule la sortie du neurone selon une fonction d'activation qui est souvent non-linéaire pour donner une plus grande flexibilité d'apprentissage.

➤ **Sortie**

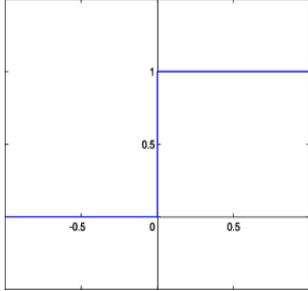
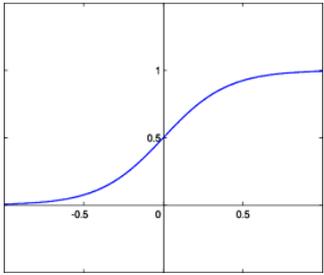
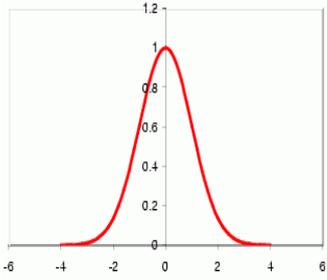
Directement une des sorties du système ou peut être distribuée vers d'autres neurones.

### II.3.3 principe de fonctionnement

Le neurone formel peut être représenté mathématiquement par une fonction à plusieurs variables avec une sortie unique de la manière suivante:

soit  $n$  un nombre donné d'entrée d'un neurone artificiel, le cœur d'un neurone formel calcule la somme de ses entrées ( $x_1, \dots, x_n$ ), pondérées par les poids synaptiques ( $w_1, \dots, w_n$ ), cette somme va être comparée à son seuil  $\theta$  (fonction d'activation). Si le résultat est supérieur au seuil, alors la valeur renvoyée est 1, sinon la valeur renvoyée est 0, la fonction d'activation du neurone définit son état interne en fonction de la somme pondérée de ses entrées.

La nature de la fonction de transfert utilisée (linéaire ou non-linéaire). En pratique on trouve des fonctions à seuil, sigmoïdes et gaussiennes (Tableaux II.01)... etc. [19,22].

Les types de fonction d'activation	L'équation	Les graphes
<b>Fonction à seuil</b>	$f(x) = \begin{cases} +1 & \text{si } x \geq a \\ -1 & \text{sinon} \end{cases}$	
<b>Fonction sigmoïde</b>	$f(x) = \frac{1}{1 + e^{(-ax)}}$	
<b>Fonction gaussienne</b>	$f(x) = e^{\left(\frac{-ax^2}{2}\right)}$	

**Tableau II.01:** Les types fonctions d'activation [22].

### II.4 Les réseaux de neurones artificiels

Un réseau de neurones est constitué de plusieurs neurones organisés de différentes manières, ce sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau, il cons-

truite plusieurs couches chaque couche à un rôle (voire la figure II.05), un réseau neurone est représenté comme une boîte noire avec une ou plusieurs entrées et une ou plusieurs sortie.

Le terme boîte noire qui désigne un modèle mathématique établi à partir d'une analyse physique, il est réalisé uniquement à partir de données expérimentales ou d'observations [21].

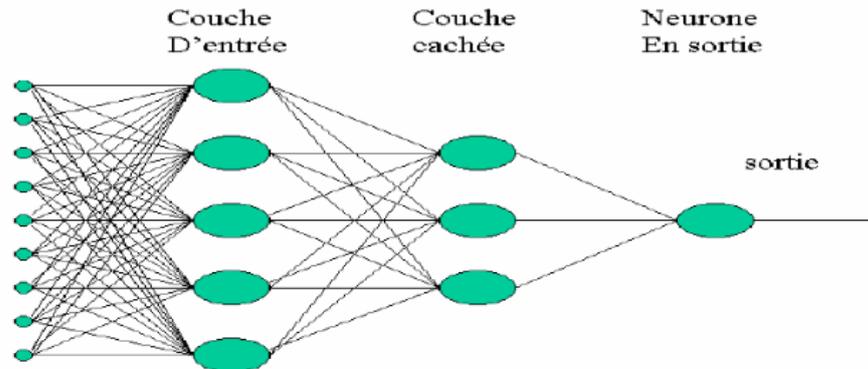


Figure II.05 : Architecture d'un réseau neurone artificiel [22].

On distingue trois types de couches de réseaux neurone (voir la figure II.05) :

➤ **La couche d'entrée**

Elle recevra les données source que l'on veut utiliser pour l'analyse ou la modélisation. Sa taille est donc directement déterminée par le nombre de variables d'entrées.

➤ **La couche cachée**

Dans cette couche, les fonctions d'activation sont en général non linéaires. Le choix de sa taille (nombre de neurones) n'est pas automatique et doit être ajusté. Il sera souvent préférable pour obtenir la taille optimale, d'essayer le plus de tailles possibles.

Dans cette couche est implanté le comportement du modèle à étudier.

➤ **La couche de sortie**

Elle donne le résultat obtenu après compilation par le réseau des données entrée dans la première couche. Sa taille est directement déterminée par le nombre de variables dont on a besoin en sortie.

## II.4. 1 Architecture des réseaux de neurones

On distingue deux types de réseau neurone, selon leurs dynamique (bouclé et non bouclé) :

### II.4.1.1 Les réseaux de neurones statiques (non bouclés)

Un réseau de neurones non bouclé réalise une (ou plusieurs) fonction algébrique de ses entrées par composition des fonctions réalisées par ses neurones. Dans un tel réseau (figure II.06), le flux d'information circule des entrées vers les sorties sans retour en arrière. Si l'on représente le réseau comme un graphe dont les nœuds sont les neurones et les arêtes les « connexions » entre ceux-ci, le graphe d'un réseau non bouclé est acyclique. Tout neurone, dont la sortie est une sortie du réseau est appelé « neurone de sortie ». Les autres, qui effectuent des calculs intermédiaires, sont des « neurones cachés » [23].

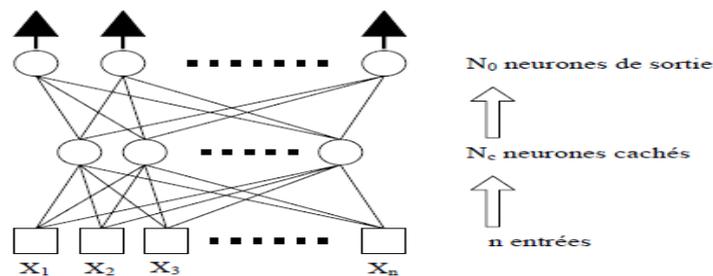


Figure II.06: Réseaux de neurones non bouclé [23].

### II.4.1.2 Les réseaux de neurones récurrents (bouclés)

Les réseaux à connexions récurrentes (bouclés) sont des réseaux plus puissants car ils sont séquentiels plutôt que combinatoires comme l'étaient ceux décrits précédemment. La rétroaction de la sortie vers l'entrée permet à un réseau de ce type de présenter un comportement temporel, et sont caractérisés par la présence de cycles dans le graphe d'interconnexion.

La sortie d'un neurone du réseau peut donc être fonction d'elle-même; cela n'est évidemment concevable que si la notion de temps est explicitement prise en considération. Ainsi, à chaque connexion d'un réseau de neurones bouclé (ou à chaque arête de son graphe) est attaché, outre un poids comme pour les réseaux non bouclés, un retard, multiple entier (éventuellement nul) de l'unité de temps choisie [23, 25].

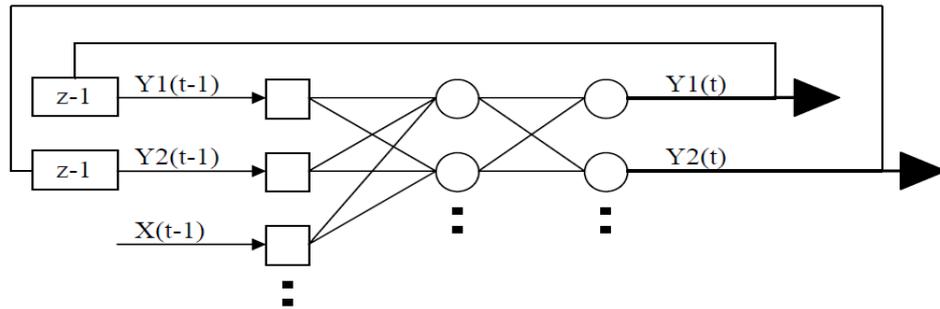


Figure II.07 : Réseaux de neurone bouclé [23].

## II.4. 2 Les réseaux neurones célèbre

### a) Le perceptron

Une des premières tentatives de réalisation de réseau de neurones artificiel sur ordinateur revient à Rosenblatt (1958). Dès la fin des années 50, il en proposait une structure appelée le perceptron. Ce dispositif tentait de reproduire notre capacité à apprendre à associer des réponses adéquates aux stimuli auxquels nous sommes confrontés et à pouvoir fonctionner en présence d'informations dégradées la conception du perceptron s'inspire explicitement du neurone, il existe deux type : [24, 25]

#### ➤ Perceptron monocouche

Il se compose d'une rétine il ne contient qu'une couche de neurones d'entrée et une couche de sortie. Tous les neurones de la couche d'entrée sont reliés à ceux de la couche de sortie et d'une couche qui donne la réponse correspondant à la simulation donnée en entrée [26].

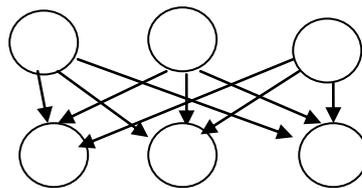


Figure II.08 : Perceptron monocouche [26].

#### ➤ Perceptron multicouche

C'est une amélioration du perceptron comportant une ou plusieurs couches intermédiaires dites couche cachée. Ils utilisent ; pour modifier leur poids ; un algorithme de rétro-propagation du gradient, qui est une généralisation de la règle de WIDROW-HOFF [26].

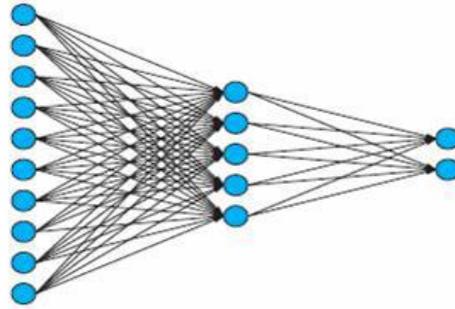


Figure II.09 : Perceptron multicouche [25].

### b) Les réseaux Hopfield

Un réseau de Hopfield réalise une mémoire adressable par son contenu, il est constitué d'un modèle de neurones de McCulloch et Pitts (neurone formule), dont la loi d'apprentissage est la règle de Hebb, qui veut qu'une synapse améliore son activité seulement si l'activité de ses de neurones est relié (c'est à dire que le poids  $w_{ij}$  augmente quand les deux neurones sont augmentés lors de leur activation au même temps), le réseau de Hopfield est récurrent et entièrement connecté. Chaque neurone est connecté à tout l'autre neurone et il n'y a aucune différenciation entre les neurones d'entrée et de sortie. Il fonctionne en fait comme une mémoire associative non-linéaire et est capable de trouver un objet stocké en fonction de représentations partielles ou bruitées.

L'application principale des réseaux de Hopfield est l'entrepôt de connaissances mais aussi la résolution de problèmes d'optimisation [26, 27].

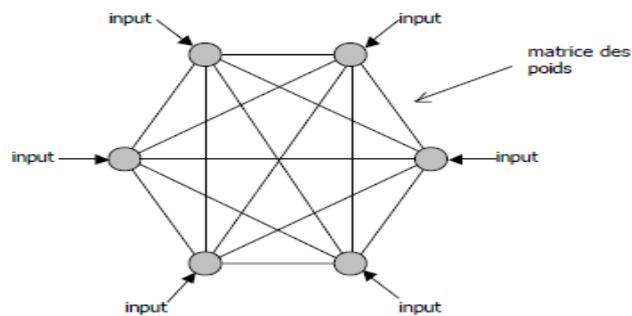


Figure II .10: Le réseau de Hopfield [27].

### c) Les réseaux de Kohonen

Les réseaux de Kohonen sont constitués de neurones et modélisés par un modèle de neurone plus proche de la réalité, ces réseaux sont inspirés des observations biologiques du fonctionnement des systèmes nerveux de perception des mammifères, le réseau de Kohonen établit une carte discrète, ordonnée topo-logiquement, en fonction de patterns d'entrée.

Le réseau forme ainsi une sorte de treillis où chaque nœud est un neurone associé à un vecteur de poids. La correspondance entre chaque vecteur de poids est calculée pour chaque entrée. Par la suite, le vecteur de poids ayant la meilleure corrélation, ainsi que certains de ses voisins, vont être modifiés afin d'augmenter encore cette corrélation. Ils ont des applications dans la classification, le traitement de l'image, l'aide à la décision et l'optimisation [26 ,27].

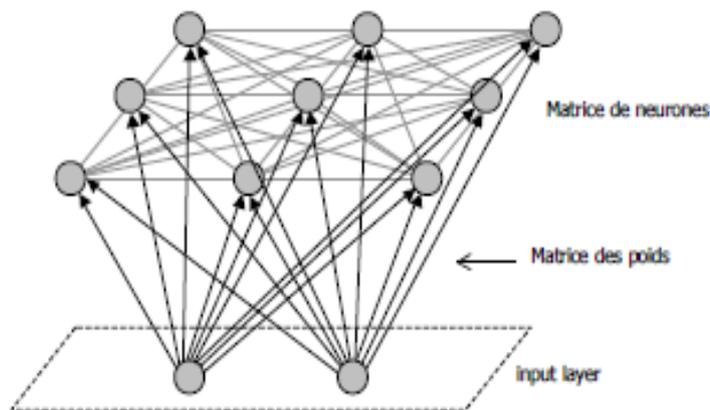


Figure II.11 : le réseau de Kohonen [27].

## II.4.3 Le réseau neurone à temps de retard (TDNN)

### II.4.3.1 Définition

Le réseau de neurone de type TDNN (Time Delay Neural Network) sont des réseaux de type convolutif par leur topologie, ils comportent une fenêtre glissante correspondant à un champ de vision restreint du signal global. C'est un réseau non bouclé dynamique où l'information se propage de l'entrée vers la sortie sans retour en arrière et la dynamique se situe dans la couche d'entrée sous forme de retard. Il a été développé à l'origine dans le cadre de la reconnaissance de phloème à la reconnaissance vocale et à la reconnaissance de l'écriture manuscrite, Il a été par la suite, généralisé pour la modélisation et la prévision des données de nature séquentielles.

Le TDNN se singularise d'un réseau de neurones classique, tel que le réseau multi-couche par le fait qu'il prend en compte tous les neurones de la couche [29].

### II.4.3.2 Structure d'un TDNN

Les TDNN sont constitués comme les PMC d'une couche d'entrée, de couches cachées et d'une couche de sortie. Il se singularise d'un perceptron multicouche classique par le fait qu'il prend en compte une certaine notion de temps. C'est à dire qu'au lieu de prendre en compte tous les neurones de la couche d'entrée en même temps, il va effectuer un balayage temporel. La couche d'entrée du TDNN prend une fenêtre du spectre et balaie le signal ; cette fenêtre s'appelle fenêtre de spécialisation. Le TDNN permet ainsi de reconnaître le signal tout en étant moins strict que le PMC classique (c'est à dire qu'il pourra y avoir des petits décalages). Aussi, les neurones de la couche (i+1) sont reliés aux neurones de la couche (i) par des connexions à retard. Ce nombre de retard définit la largeur de la fenêtre de spécialisation [29].

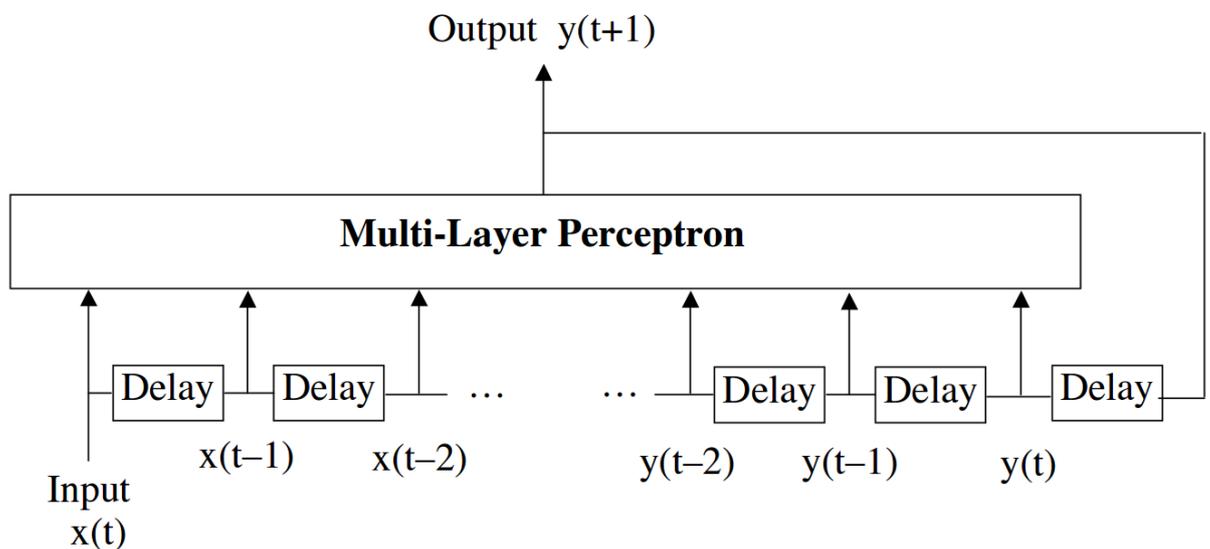


Figure II.12 : Le réseau neurone à temps de retard [28].

### II.4.3.3 caractérisé de TDNN

- Le nombre de couches (Chaque couche a deux directions : direction temporelle (window  $t$ ) et direction caractéristique (nb feat)).
- Le nombre de neurones de chaque couche selon la direction temporelle, fenêtre d'observation.
- Le nombre de neurones de chaque couche selon la direction caractéristique.
- La taille de la fenêtre temporelle qui est traduit par le nombre de neurones de la couche (i) suivant la caractéristique temporelle vue par un neurone de la couche (i+1).
- Le délai temporel (nombre de neurones) entre deux fenêtres successives dans une couche donnée.

Les TDNN introduisent des contraintes qui leurs permettent d'avoir un certain degré d'invariance par décalage temporel et déformation. Celles-ci utilisent trois idées : poids partagés, fenêtre temporelle et délai [29].

### ❖ Les unités à délais

Les unités à retard sont des unités de base de ce modèle (TDNN) qui comportent des liaisons avec des retards, une sommation spatiotemporelle est donc effectuée au niveau de chaque neurone.

### ❖ Fenêtre de spécialisation

Le concept de fenêtre temporelle implique chaque neurone de la couche (i+1) n'est connecté qu'à un sous ensemble de la couche (i). La longueur de cette fenêtre est la même entre deux couches données selon la caractéristique temporelle. Cette fenêtre temporelle permet que chaque neurone n'ait qu'une vision locale du signal, cette zone de vision s'appelle champs récepteurs du neurone ; ce dernier peut être vu comme une unité de détection d'une caractéristique locale du signal.

### ❖ Les poids partagés

Les poids partagés permettent de réduire le nombre de paramètres du réseau neuronal et induisent ainsi une capacité de généralisation plus importante. Les poids sont partagés suivant la direction temporelle, c'est à dire que pour une caractéristique donnée, la fenêtre associée à celle-ci aura les mêmes poids selon la direction temporelle ceci est appelé l'invariance en translation.

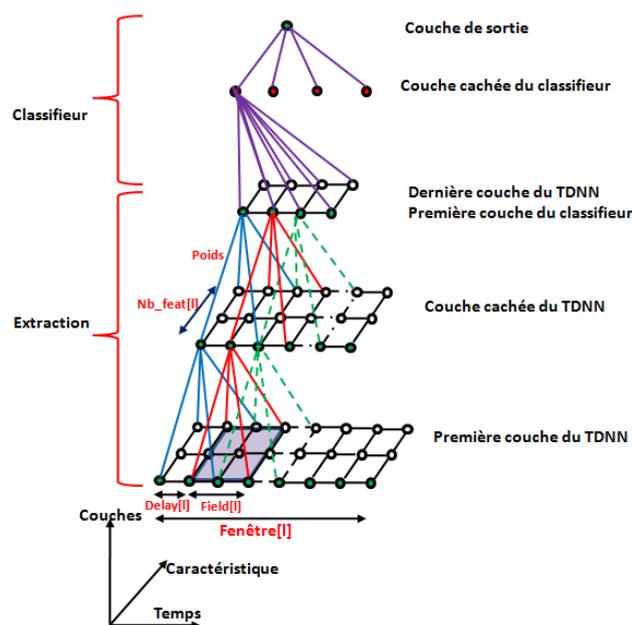


Figure II .12 : Architecture du TDNN [29].

## **II. 5 L'apprentissage de réseau neurone**

Le point crucial du développement d'un réseau de neurones est son apprentissage. Il s'agit d'une procédure adaptative par laquelle les connexions des neurones sont ajustées face à une source d'information [23].

L'apprentissage est un ensemble des méthodes et d'algorithmes permettant d'extraire de l'information pertinente de données ou d'apprendre un comportement à partir de l'observation d'un phénomène [27].

### **II.5.1 les types d'apprentissages**

#### **II.5.1.1 Apprentissage supervisé**

Dans le cas de l'apprentissage supervisé, on dispose d'un ensemble de données étiquetées classifiées, ou d'exemple qui se sont vus associés une classe par un professeur c'est-à-dire on fournit au réseau la donnée à traiter mais aussi la réponse attendue, le réseau effectue une évaluation de donnée, puis compare la valeur obtenue avec la valeur désirée il va ensuite modifier ses paramètres internes afin de minimiser l'erreur constatée. Ce dernier elle représenté constitue la base d'apprentissage.

Les méthodes d'apprentissage supervisé se donnent alors comme objectif général de construire à partir de la base d'apprentissage, de classification, ou fonctions de classement. Une telle fonction permet, à partir de description d'un objet, de reconnaître un attribut particulier [30].

#### **II.5.1.2 Apprentissage non supervisé**

L'apprentissage non supervisé consiste à déterminer une classification « sensée » à partir d'un ensemble d'objets. Il s'agit d'identifier une éventuelle tendance des données à être regroupées en classe. Cette type d'apprentissage en revanche, il n'y pas de sortie, et il s'agit alors de construire un modèle permettant de représenter au mieux les observations (les entrées) de manière à la fois précise et compacte [29 ,30].

### **II.5.2 Règles d'apprentissages**

#### **II.5.2.1 La règle de Hebb**

Hebb a proposé un type de réseau de neurones totalement interconnecté (c'est-à-dire ou les neurones sont reliés par des connexions de types synapse fonctionnant à la fois en « entrée » et en « sortie ». ces connexions sont affectées de poids qui évoluent au cours du temps et en fonction de l'activation de chacun des deux neurones extrémités de cette connexion.

Cette règle considère alors que toute connexion entre deux neurones se renforce si ces deux neurones sont actifs au même moment. Si on note  $A_1$  et  $A_2$  l'activation des neurones 1 et 2 et si on suppose qu'un neurone actif à son activation qui vaut 1 et qu'un neurone inactif a son activation qui vaut 0 alors l'expression de la règle de Hebb est suivante [25] :

$$w_{ij}(t) = w_{ij}(t-1) + \mu \times A_i \times A_j \quad (\text{II.1})$$

### II.5.2.1 La règle de Widrow-Hoff

La règle de Widrow-Hoff ou règle delta proposée en 1960, consiste à modifier chaque pas, les poids et les biais afin de minimiser la somme des carrées des erreurs en utilisant la règle suivante [25]:

$$w_{ij}(k+1) = w(k) + \eta(t_k - y_k)x_k^T \quad (\text{II.2})$$

L'erreur en sortie est calculée comme la différence entre la cible recherchée  $t$  et la sortie  $y$  du réseau Avec

De même on obtient l'expression de la modification du biais :

$$b(k+1) = b(k) + \eta(t_k - y_k) \quad (\text{II.3})$$

## II.6 Algorithmes d'apprentissage

L'algorithme d'apprentissage est la méthode mathématique qui va modifier les poids de connexions afin de converger vers une solution qui permettra au réseau d'accomplir la tâche désirée. L'apprentissage est une méthode d'identification paramétrique qui permet d'optimiser les valeurs des poids du réseau [23].

### II.6.1 Algorithme du rétro-propagation gradient de l'erreur (back propagation)

Cet algorithme est utilisé dans les réseaux de type non bouclé, ce sont des réseaux de neurones à couche cachée. il n'y a pas de récursivité dans les connexions, et pas de connexions entre neurones de même couche. Le principe de la rétro-propagation consiste à présenter au réseau un vecteur d'entrées, de procéder au calcul de la sortie par propagation à travers les couches ; de la couche d'entrée vers la couche de sortie on passant par les couches cachées ; cette sortie obtenue est comparée à la sortie désirée, une erreur est alors obtenue à partir de cette erreur, est calculé le gradient de l'erreur qui est à son tour propagé de la couche de sortie vers la couche d'entrée , d'où le terme de rétro- propagation ; cela permet la modification des

poins du réseau et donc l'apprentissage l'opération est réitérée pour chaque vecteur d'entrée et cela jusqu'à ce que le critère d'arrêt soit vérifié [30].

La fonction  $E$  à minimiser est la somme de l'erreur quadratique moyenne de moindre carré défini par [31]

$$E = \frac{1}{2} (d - y(h))^2 \quad (\text{II.7})$$

Avec :

$$y(h) = f(\sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i) \quad (\text{II.8})$$

$$h = \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i \quad (\text{II.9})$$

On peut écrire  $E$  sous la forme  $E = \frac{1}{2} \delta^2$  (II.10)

Corriger  $w_i$  en direction inverse du gradient (la rétro-propagation) :

$$W_i = W_i - \Delta w_i \quad (\text{II.11})$$

$$\Delta W_i = \alpha \frac{\partial E}{\partial w_i} = \alpha \nabla E \quad (\text{II.12})$$

## II.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons expliqué brièvement le neurone biologique et on suit le neurone formulaire qui il est inspiré du fonctionnement réel de neurone biologique, et introduit les définitions essentielles relatives aux réseaux de neurones. Nous avons notamment distingué entre les réseaux de neurones bouclés et non bouclés, statiques, qui réalisent des fonctions non linéaires et ceux bouclés, dynamiques, qui réalisent des équations aux différences non linéaires.

Les réseaux de neurones permettent d'ajuster des fonctions non linéaires très générales à des ensembles de points, avec des algorithmes d'apprentissage pour adapter les réseaux neurones pour faire l'objective précise.

***Chapitre III***

***Applications et***

***Interprétations***

***Des résultats***

## **Chapitre III**

### **Application et interprétations des résultats**

#### **III.1 Introduction**

Dans ce chapitre on va entraîner le réseaux neurone de type TDNN (Time Delay Neural Network) dans le logiciel MATLAB, on a fait l'apprentissage de ce réseaux neurone artificiel avec une base de donnée, cette base est retenue par une expérience qui délibérée des valeurs réel de la position de la main d'un rat avec le signal du cerveau ECoG instantané.

#### **III.2 Logiciel MATLAB**

MATLAB est une abréviation de MATrixLABoratory. Ecrit à l'origine, en Fortran, Par CleveMoler, MATLAB était destiné à faciliter l'accès au logiciel matriciel. La version actuelle, écrite en C par The MathWorks Inc. existe en version "professionnelle" et en version "étudiant". Sa disponibilité est assurée sur plusieurs plates-formes : Sun, Bull, HP, IBM, compatibles PC, Macintosh, et plusieurs machines parallèles.

MATLAB est conforté par une multitude de boîtes à outils (toolboxes) spécifiques à des domaines variés. Un autre atout de MATLAB, est sa portabilité; la même portion de code peut être utilisée sur différentes plates-formes sans la moindre modification.

En complément de MATLAB, l'outil additionnel SIMULINK est proposé pour la modélisation et la simulation de systèmes dynamiques en utilisant une représentation de type schémas-blocs.

L'environnement MATLAB se présente sous la forme d'un espace de travail (Workspace).Où un interpréteur de commande exécute des opérations et fonctions MATLAB. Les sources de celles-ci sont disponibles, écrites en "langage" MATLAB, voir en C ou en Fortran. L'utilisateur peut à sa façon les modifier, mais en s'en inspirant, il peut surtout créer et rajouter ses propres fonctions.

MATLAB offre également plusieurs fonctions destinées à la résolution (numérique) d'équations différentielles linéaires ou non-linéaires par la méthode de Runge-Kutta (ode23et ode45), l'intégration numérique, la recherche des solutions d'équations algébriques ou transcendantes, la création et manipulation de polynômes (poly, polyder, polyval, conv,deconv), la transformée de Fourier rapide (ffr, fft2, ifft)[32].

Des fonctions propres au traitement de données, comme min, max, mean, cumsum, sort, std, diff, ainsi que celles relatives à l'interpolation (polyfit, interp1) sont autant d'outils très pratiques pour l'ingénieur analysant un problème [32].

L'interface graphique de MATLAB est sans conteste l'un des points forts du logiciel et facilite le tracé de courbes et l'obtention de graphiques 2D ou 3D de grande qualité.

Le "langage" MATLAB contient un minimum de structures de programmation (structure itérative, structure conditionnelle, sous-routine) mais reste très rudimentaire.

L'avantage est qu'il est très simple et très rapide à programmer, offrant une grande tolérance (syntaxe simple, pas de définition de types, etc.), ce qui permet un gain appréciable en temps de mise au point. L'ingénieur peut par ce moyen être plus efficace dans l'analyse d'un problème, en concentrant ses efforts sur celui-ci et non pas sur l'outil servant à le résoudre.

Les boîtes à outils (toolbox) dédiées à des domaines techniques spécifiques, sont :

- ❖ Le traitement du signal
- ❖ La régulation automatique
- ❖ L'identification
- ❖ Les réseaux de neurones
- ❖ La logique floue
- ❖ Le calcul symbolique

Et bien d'autres encore. Ces boîtes à outils sont simplement constituées d'un ensemble de fonctions spécialisées programmées à partir des fonctions de base de MATLAB, permettant par exemple la synthèse de filtres, le calcul de FFTs, la simulation d'algorithmes flous ou encore le calcul de réponse harmoniques. Simulink n'est rien d'autre qu'une boîte à outils de MATLAB permettant au moyen d'une interface graphique évoluée la construction rapide et aisée ainsi que la simulation de schémas fonctionnels complexes, contenant des systèmes linéaires, non linéaires voire non-stationnaires, y compris des opérateurs logiques, des outils mathématiques d'analyse, etc. [32].

### **III.3 Toolbox Réseaux de Neurones**

#### **III.3.1 Historique**

La boîte à outils "CRONE Toolbox" a été développée depuis le début des années 90. Elle a fait l'objet de plusieurs publications, thèses et d'un enregistrement auprès de l'APP en 1993 et 1994. Actuellement, elle comporte trois modules qui concernent les thèmes

d'application de la dérivation non entière : "FractionalCalculus", "System Identification by Fractional Model" et "CRONE CSD" [33].

### **III.3.2 Définition**

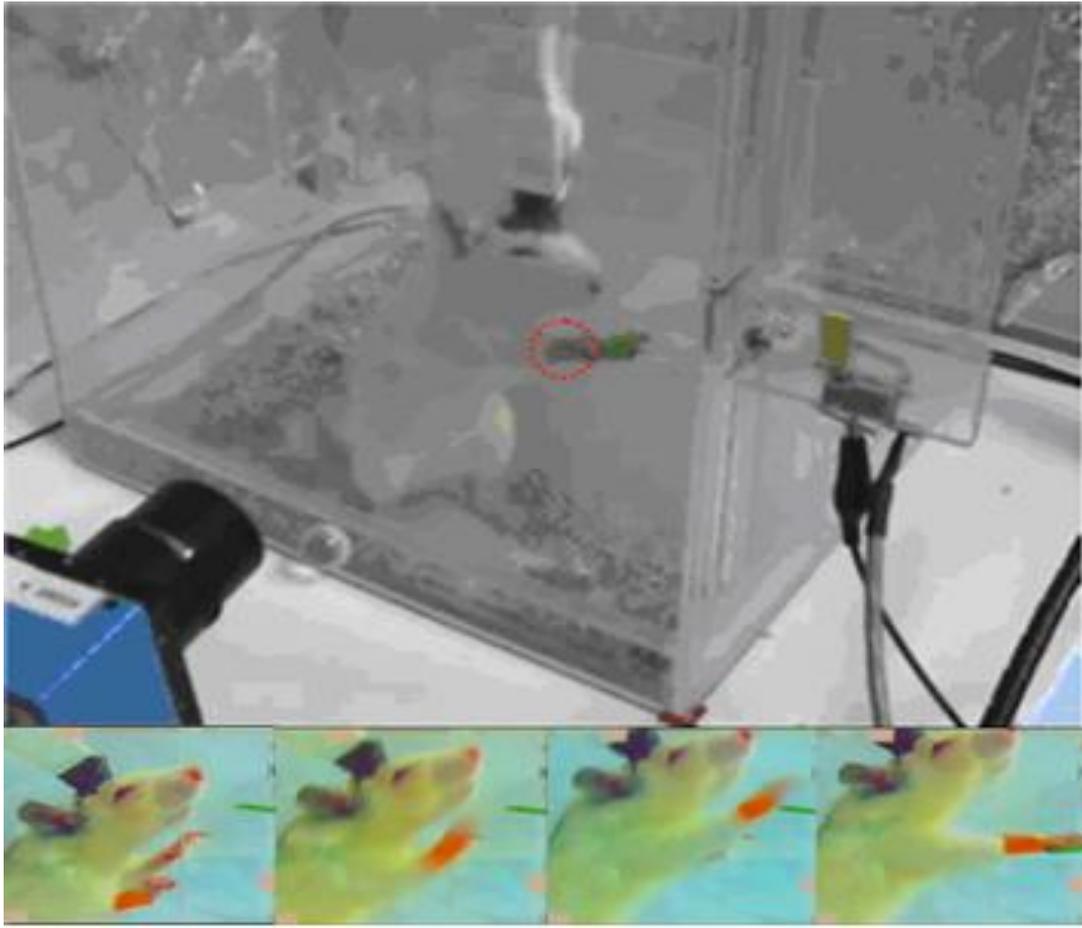
Les réseaux de neurones Toolbox offre de nombreuses architectures et fonctions d'apprentissage qui permettent de modéliser en toute simplicité des systèmes complexes non linéaires à l'aide de systèmes artificiels. Les applications des réseaux de neurones Toolbox permettent de concevoir, d'effectuer l'apprentissage, de visualiser et simuler le réseau de manière interactive pour ensuite générer le code MATLAB équivalent et ainsi automatiser le processus [33].

## **III. 4 Expérimentation et acquisition de données**

### **III.4.1 Tâches d'entraînement et de comportement animal**

L'étude, approuvée par le comité institutionnel pour les soins et l'utilisation des animaux à l'Université nationale ChiaoTung (Taiwan), a été menée conformément aux normes établies dans le Guide pour la prise en charge et l'utilisation des animaux de laboratoire. Quatre rats Wistar mâles de 250 à 300 g (BioLASCO Taiwan Corp., Ltd.) ont été logés individuellement sur un cycle lumière/obscurité de 12 h, avec accès aux aliments et à l'eau ad libitum.

Le jeu de données a été recueilli à partir du cortex moteur d'un animal éveillé effectuant une tâche de récompense simple. Dans cette tâche, les rats mâles (BioLACO Taiwan Co., Ltd) ont été formés pour appuyer sur un levier pour lancer un essai en échange d'une récompense d'eau. Les animaux étaient restreints à l'eau pendant 8 heures par jour pendant la séance d'entraînement et d'enregistrement, mais les aliments étaient toujours fournis à l'animal ad lib tous les jours.



**Figure III.01** : méthode d'acquisition et pour suit du rat [34].

### **III.4.3 Enregistrement chronique des préparations animales et des ensembles neuronaux**

Les animaux ont été anesthésiés avec du phénobarbital (50 mg / kg) et placés sur un appareil stéréotaxique standard (modèle 9000, David Kopf). La dure mère (partie du crâne) a été rétractée attentivement avant l'implantation du réseau d'électrodes. Les matrices de huit paires de microélectrode sont implantées dans la couche V du cortex moteur primaire (M1). La zone liée au mouvement de l'avant-bras est située avant 2-4 mm et latérale de 2 à 4 mm à Bregma. Après l'implantation, le cerveau exposé doit être scellé avec de l'acrylique dentaire et un temps de récupération d'une semaine est nécessaire [34].

Au cours des sessions d'enregistrement, l'animal a été libre de se déplacer dans la zone de tâches (30cm X 30cm X 60cm), où les rats ont seulement appuyé sur le levier via l'avant-bras droit pour recevoir une récompense d'eau de 1 ml montré à la figure III.01. Un processeur d'acquisition multicanal (MAP, Plexon Inc.) a été utilisé pour enregistrer les

signaux neuronaux. Les signaux neuronaux enregistrés ont été transmis du niveau du cortex à un amplificateur, à travers un filtre passe-bande (filtre de préampli à pic: 450-5 kHz, gain: 15 000 à 20 000) et échantillonnés à 40 kHz par canal, comme le montre la figure. Simultanément, le comportement de l'animal a été enregistré par le système de suivi vidéo (CinePlex, Plexon Inc.) et examiné pour s'assurer qu'il était cohérent pour tous les essais inclus dans une analyse donnée

L'activité neuronale au cours d'une session de recherche quotidienne a été généralement enregistrée dans une série d'époques courtes de 2 à 6 minutes au cours desquelles les sujets ont effectué une tâche comportementale, intercalées par des périodes de repos sans activité a été enregistré.

Enfin, les données obtenues étaient composées de 48 canaux (ou neurones) contenant des successions de «1» séparés par un long silence de «0». Une autre représentation est utilisée en fonction du taux de pointe lissé avec une fenêtre gaussienne [34].

#### III.4.4 Séparation de canaux et représentation de données

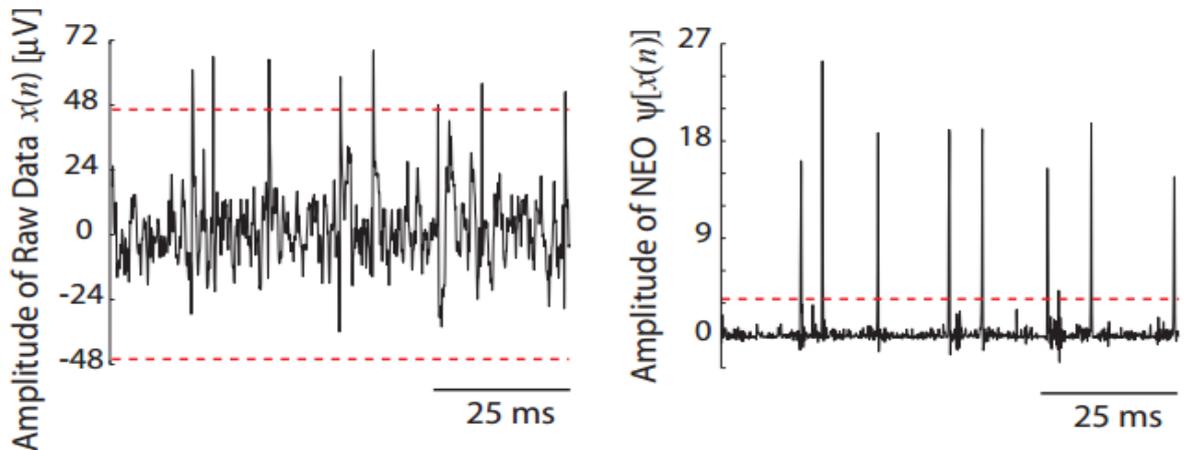
Une fois les données sont récoltées, une partie de séparation de canaux est nécessaire pour avoir un bon décodeur de poursuite de la position de la main du rat. Cette partie est généralement notée « spikes sorting » qui a été faite par un groupe de chercheurs utilisant des méthodes de traitement de signal. Parmi les techniques les plus utilisées prennent les étapes suivantes :

- **Détection**

Dans cette technique, la majorité des recherches utilisent un seuil pour détecter quand un neurone ; parmi un groupe de neurones voisins d'une matrice de microélectrodes ; tire avec une impulsion de forte amplitude comparée à la moyenne quadratique du signal obtenu. Dans ce cas-là, une impulsion peut être détectée utilisant un simple comparateur à un seuil. D'autres méthodes utilisent des fonctions opératrices avant l'utilisation du seuil. Parmi les fonctions il y a celle du calcul de l'opérateur l'énergie non linéaire NEO (Nonlinear Energy Operator) donné par la formule de l'équation :

$$NEO_{x(k)}(k) = x(k)^2 - x(k-1)x(k+1)$$

Dans la figure ci-contre on montre l'utilisation du NEO pour la détection des spikes avec un seuil[34].



**Figure III.02:** application du NEO pour la détection de spikes [34]

- **Isolation et alignement**

Dans cette partie, deux sous parties sont incluses qui sont l'isolation et l'alignement. La partie isolation est celle de la délimitation temporelle dont les limites inférieure et supérieure sont bien déterminées. L'isolation conduit à un bon alignement ou un mauvais selon le choix. Si on prend le max du spike détecté ou le max de l'opérateur NEO. Les chercheurs ont optés à localiser le spike avec NEO et isoler avec la valeur maximale [34].

- **Classification**

Après avoir détecté et isolé les spikes, la phase de classification est nécessaire pour séparer la superposition des informations des neurones voisins d'une microélectrode. Des méthodes de classification basées sur l'utilisation de la transformation en ondelettes, projection sur un espace de parité, SVM, ... etc. Dans la figure [classification] est montré un exemple où la partie 'a' représente le signal ECoG original dans l'acquisition sans aucun traitement et avec trop de bruit. 'b' représente les deux parties d'isolation et d'alignement, dans cet exemple il y a trois neurones sur une microélectrode. Dans la sous figure 'c', est montrée la séparation des trois canaux utilisant une représentation spatiale des spikes et une application des SVM (support vector machine) est utilisé pour la classification finale. La figure 'd'

représente les canaux d'un autre groupe de neurone ajouter au même trois neurones de la figure 'c'. la sous figure 'f' montre une simple représentation comptant le nombre de spikes sur une fenêtre de temps [34].

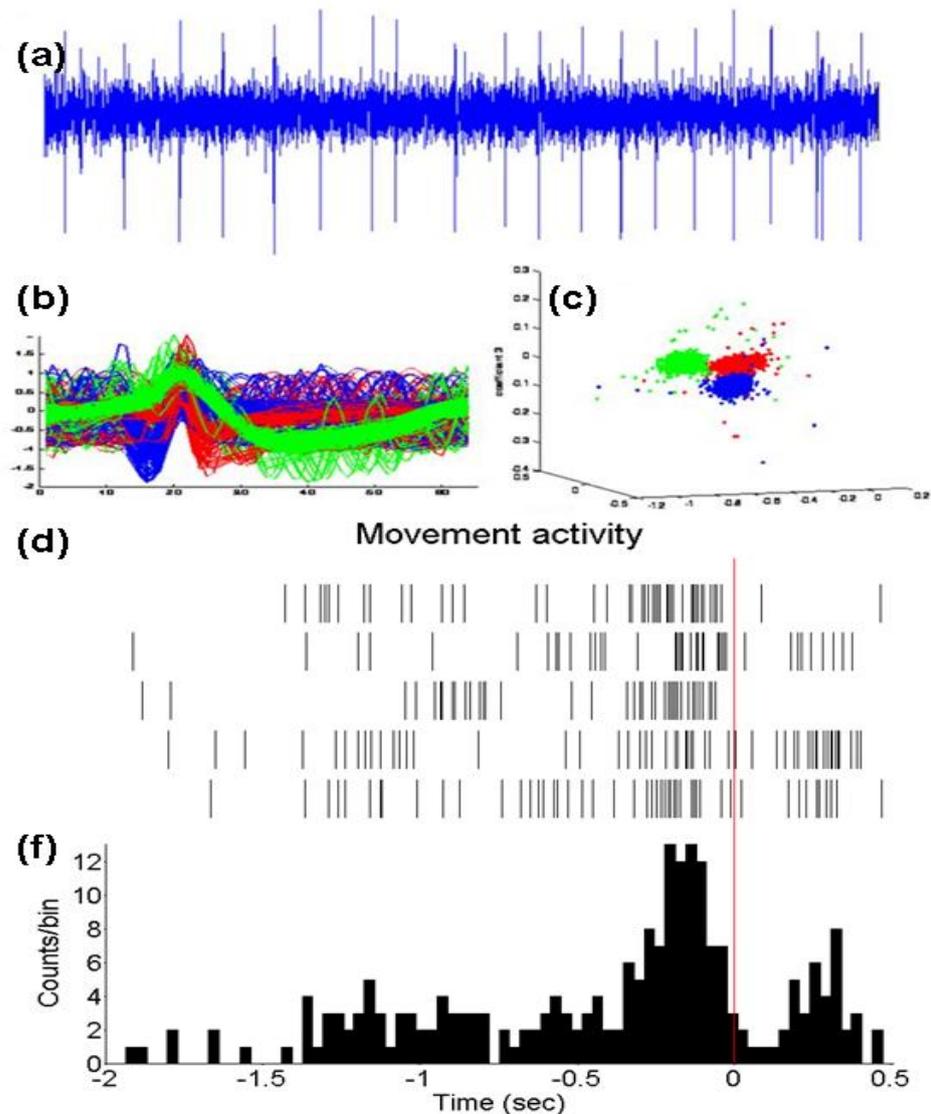


Figure III.03 : Classification des spikes [34].

- **Représentation**

Les résultats des trois étapes précédentes sont des canaux représentés par des suites de '1' séparés par ; des silences ; suite de '0'. Chaque canal porte le comportement d'un neurone indépendant et qui peut envelopper une information importante et une relation directe à la position de la main. Le détecteur à pour donner un signal de position continue dans le temps et des recherches en parallèles montre que l'information dans un canal est enregistrée dans la densité de spikes. Alors que des méthodes de représentation d'information sont proposées. Dans la figure

[représentation des spikes] est résumé les méthodes couramment utilisées pour la représentation [34]

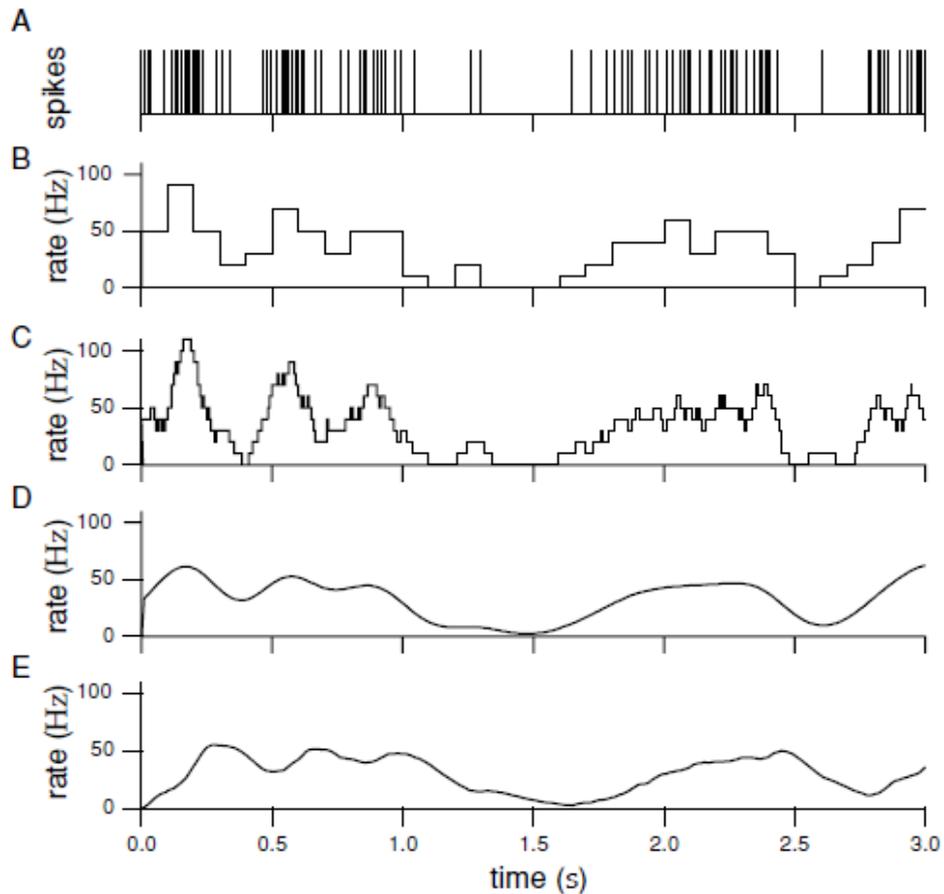
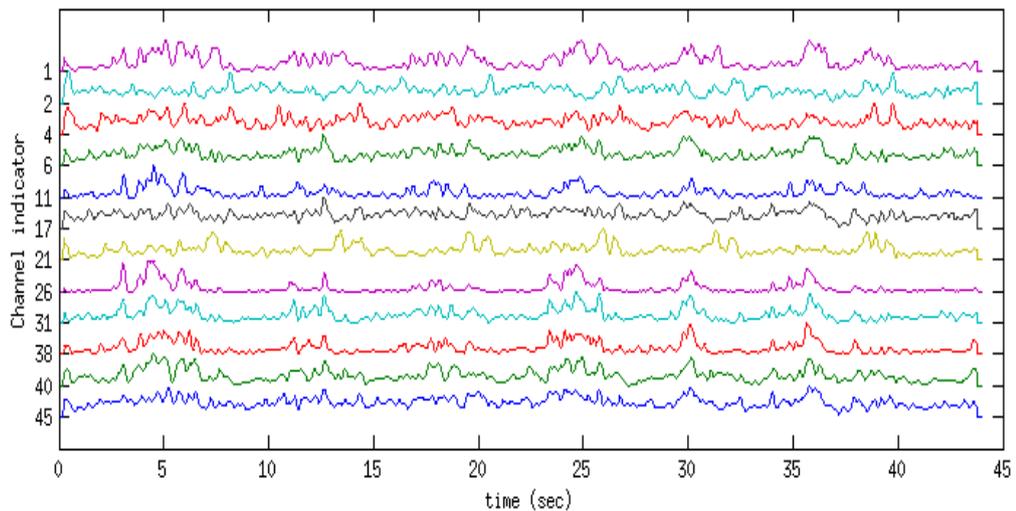


Figure III.04: représentation des spikes [34].

- **Sélection d'entrées**

La sélection des entrées consiste à réduire l'espace des entrées du modèle de décodage par l'élimination des informations redondantes (deux ou plusieurs canaux portent la même information) et par l'élimination des canaux non corrélés à la position de la main (pas d'information sur la position de la main) [34].



**Figure III.05:** Quelques lignes du ECoG, avec une Gaussienne glissante [34]

### III.5 création d'un réseau neurone

La création de réseau de neurone sous MATLAB se fait initialement avec une couche d'entrées pondérées et une ou plusieurs couches cachées et se termine en sortie avec une couche de sortie soit en générale un neurone de sortie (en pratique, les réseaux de neurones sont conçus pour la poursuite ou l'identification d'une variable ou paramètre).

#### a) Collecte des données

L'objectif de cette étape est de recueillir des données, à la fois pour développer le réseau de neurones TDNN et pour le tester. Dans l'application sur des données réelles de la position d'une main rat, l'objectif est de rassembler un nombre de données suffisant pour constituer une base représentative des actions et qui couvre tous l'espace susceptible d'intervenir en phase d'utilisation du système neuronal.

La fonction réalisée résultant d'un calcul statistique, le modèle qu'il constitue n'as de validité que dans le domaine où on l'a ajusté. En d'autres termes, la présentation de données très différentes de celles qui ont été utilisées lors de l'apprentissage supervisé peut entraîner une sortie totalement imprévisible

#### b) Analyse des données

Il est souvent préférable d'effectuer une analyse des données de manière à déterminer les caractéristiques discriminantes pour détecter ou différencier ces données. Ces caractéristiques constituent l'entrée du réseau de neurones. Notant que cette étude n'est pas

spécifique aux réseaux de neurones, quel que soit la méthode de détection ou de classification utilisée, il est généralement nécessaire de présenter des caractéristiques représentatives.

Cette détermination des caractéristiques a des conséquences à la fois sur la taille du réseau (et donc le temps de simulation), sur les performances du système (pouvoir des épurations, taux de détection), et sur le temps de développement (temps d'apprentissage).

Une étude statistique sur les données peut permettre d'écartier celles qui sont aberrantes et redondantes.

Dans le cas d'un problème de classification, il appartient à l'expérimentateur de déterminer le nombre de classes auxquelles ses données appartiennent et de déterminer pour chaque donnée la classe à laquelle elle appartient.

### **III.6 Les commandes importantes pour exécuter les réseaux**

Le toolbox MATLAB offre une possibilité de créer des réseaux de neurone de différentes architectures utilisant des commandes sous l'espace de travail ou utilisant des scripts.

Pour la création d'un réseau de neurone de type back-propagation on utilise la commande « **newcf** », le réseau TDNN est créé en utilisant un réseau back-propagation avec des retards sur l'entrée et la sortie selon les besoins de la mémoire demandés, ou plus simplement un registre à décalage temporisé avec le temps d'échantillonnage.

Après la création du réseau, une autre étape nécessaire pour le réglage des performances d'apprentissage du réseau de neurones tel que le nombre maximal d'itérations d'apprentissage avec la commande « **net.trainParam.epochs** », le taux de validation des tests avec « **net.trainParam.max\_fail** » et l'erreur limite pour l'arrêt de l'apprentissage avec « **net.trainParam.goal** ». D'autres paramètres sont accessibles au réglage et fixation.

Après avoir créé et fixé les paramètres du réseau de neurones, une phase d'apprentissage est la plus importante pour installer le comportement du système sur le réseau. La commande utilisée est « **train** » et pour tester on utilise « **sim** » ou simuler le réseau avec les mêmes données d'apprentissage ou une partie pour l'apprentissage et une autre pour les tests.

Le temps d'apprentissage est plus important pour juger un tel réseau de neurone. Pour faire on utilise les commandes « **tic** » pour lancer le temporisateur et « **toc** » pour lire le tempo.

### III.7 Résultat de simulation

Les simulations commencent avec des tests sur plusieurs réseaux de type TDNN et différent nombre de couches cachées ; un, deux et trois ; mesurant plusieurs paramètres basant sur le temps d'apprentissage, l'erreur quadratique pour voir la variabilité du signal obtenu par rapport au signal original de la position de la main, l'erreur max pour voir le taux de justesse et l'erreur moyenne pour dire si l'estimateur à base de réseau se neurone est biaisé ou non.

#### III.7.1 TDNN à une couche cachée

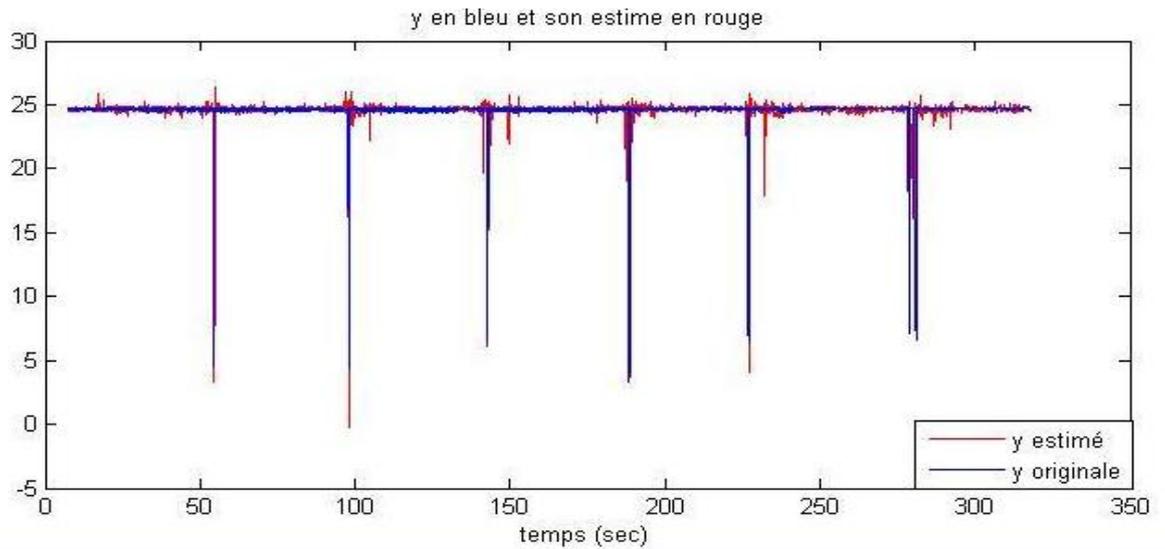
Dans un premier temps, on commence la simulation avec une couche cachée de différents nombres de neurone et 500 itérations d'apprentissage.

<b>Nombre de neurone</b>	<b>2</b>	<b>5</b>	<b>7</b>	<b>10</b>	<b>15</b>	<b>20</b>
<b>Temps d'apprentissage (sec)</b>	66.7984	112.7707	172.3508	243.7547	367.7547	540.5883
<b>Erreur quadratique</b>	0.6166	0.5781	0.3320	0.3110	0.2455	0.2797
<b>Erreur max</b>	2.1554	21.2042	13.2570	17.3176	17.4581	19.9345
<b>Erreur moyenne</b>	-0.0159	0.0113	0.0032	0.0085	0.0034	-0.0193

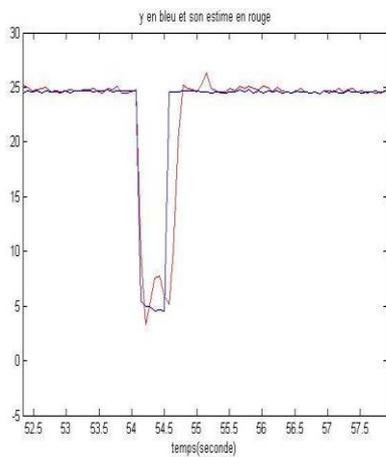
**Tableau III.01** : les résultats de simulation de réseau neurone avec une couche cachée neurones

D'après le tableau, on remarque que le temps à une relation directe au nombre de neurone et devient important d'environ 66 sec avec deux neurone cachés jusqu'à 540 sec avec 20 neurones. En parallèle, les erreurs diminuent quand le nombre de neurone augmente.

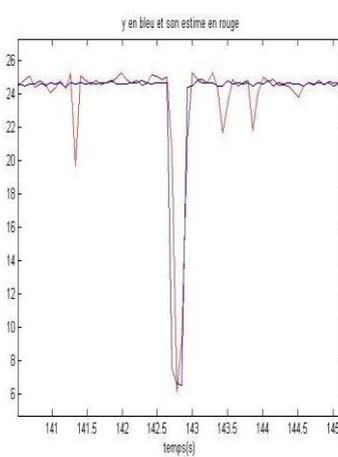
La figure III.6 montre la superposition de la position réelle de la main avec celle estimé avec le TDNN à une couche cachée avec deux neurones. On observe qu'il y détection des action mais pas une bonne poursuite. Ce type de réseau peut être détecteur d'action mais les signaux ne se superposent pas bien alors qu'un contrôleur de bras artificiel dans ce cas ne peut réalise les taches exactes du rat. Les sous figures III.6 (b, c, d, e, f,g) montrent des vues plus claire des actions réelles avec celles estimés. On voi qu'il y a des actions qui n'existent pas réellment alors que le TDNN donne des fausse détection car le nombre de neurone est pas suffisant pour instaler le comportement proche.



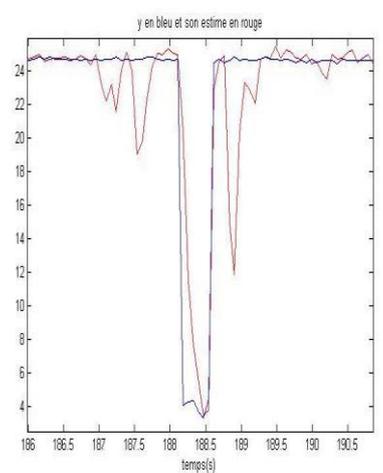
(a) position réelle de la mai avec position estimée



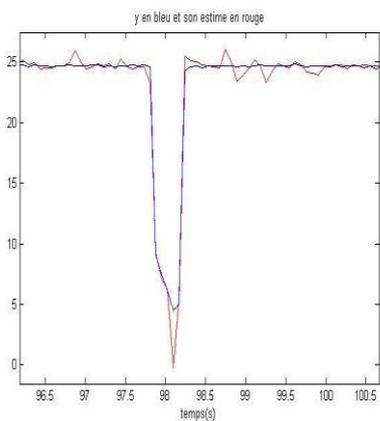
(b) 1<sup>ère</sup> action



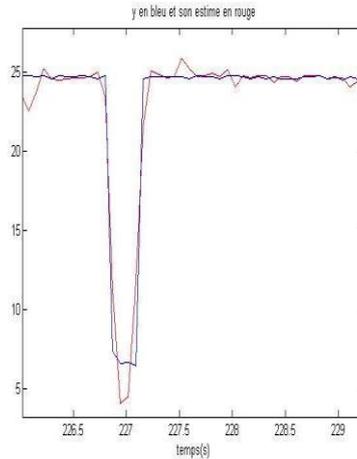
(c) 2<sup>ème</sup> action



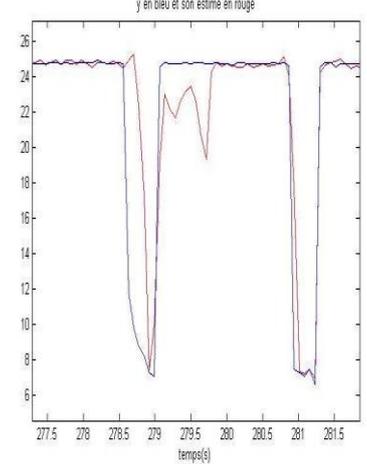
(d) 3<sup>ème</sup> action



(e) 4<sup>ème</sup> action



(f) 5<sup>ème</sup> action



(g) 6<sup>ème</sup> et 7<sup>ème</sup> actions

Figure III.06 : suivi de la position de la main avec TDNN à une couche cachée de 2 neurones

**III.7.2TDNN à deux couches cachées**

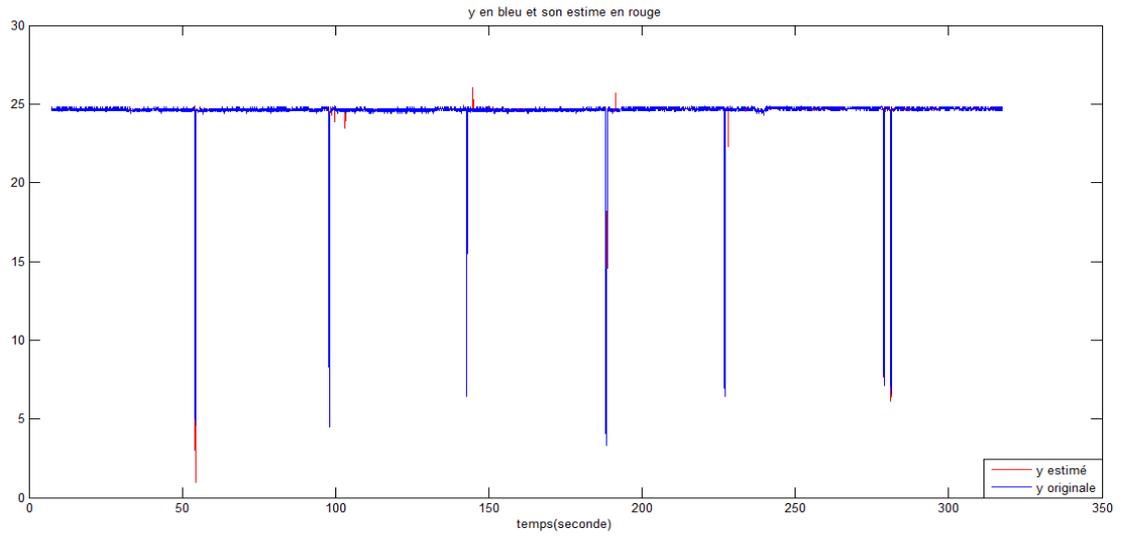
Dans le deuxième temps, on ajoute une couche cachée et on commence la simulation avec deux couches cachées, tel qu'on a choisi (5, 10,15) les nombres de neurone dans la première couche et différents neurones dans la deuxième couche cache et 500 itérations d'apprentissage.

**a- Premier couche avec 5 neurones et différents cas pour la deuxième couche cachée**

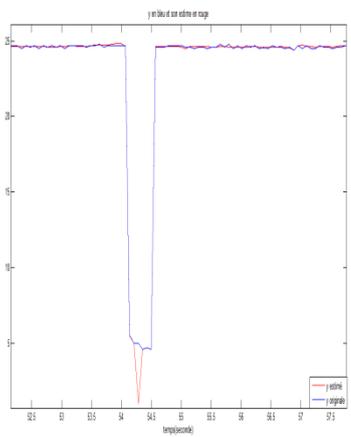
<b>Nombre de neurone</b>	<b>2</b>	<b>5</b>	<b>10</b>	<b>15</b>
<b>Temps d'apprentissage (sec)</b>	128.8369	175.1396	300.4304	428.0401
<b>Erreur quadratique</b>	0.2529	0.2048	0.1935	0.1639
<b>Erreur Max</b>	13.3830	19.8174	12.6574	19.6895
<b>Erreur moyenne</b>	-0.0099	0.0005	-0.0041	-0.0018

**Tableau III.02 :** les résultats de simulation de réseau neurone à deux couches cachées avec cinq neurones dans la première couche.

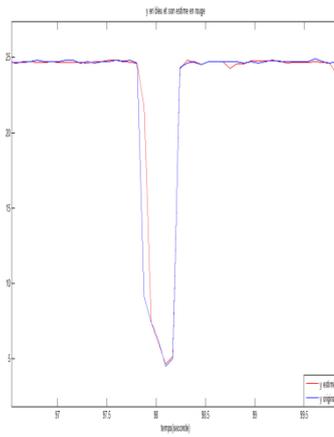
D'après le tableau, on remarque que le temps d'apprentissage est important pour toutes les simulations si on le compare avec le réseau à une couche. En parallèle, le comportement de ce réseau est mieux en vue de toute les erreurs ; maximale, quadratique et moyenne ; l'erreur moyenne est proche de zéro dans toute les architectures proposées.



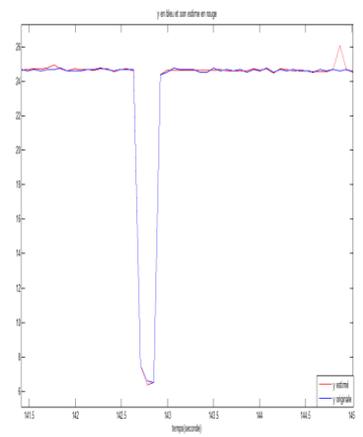
(a) position réelle de la mai avec position estimée



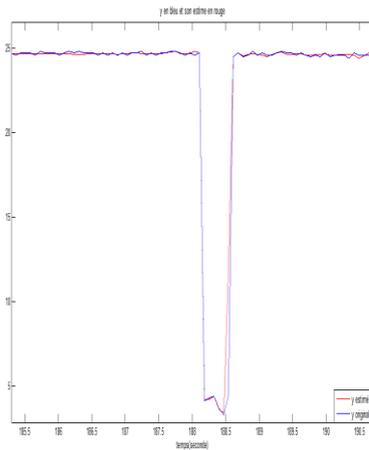
(b) 1<sup>ère</sup> action



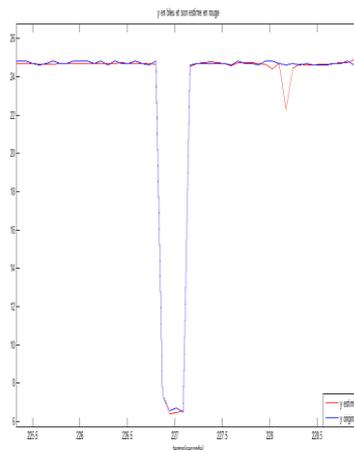
(c) 2<sup>ème</sup> action



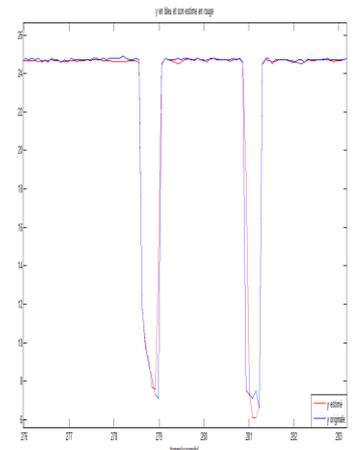
(d) 3<sup>ème</sup> action



(e) 4<sup>ème</sup> action



(f) 5<sup>ème</sup> action



(g) 6<sup>ème</sup> et 7<sup>ème</sup> actions

**Figure III.07 :** suivi de la position de la main avec TDNN à deux couches cachées avec cinq neurones dans la première couche.

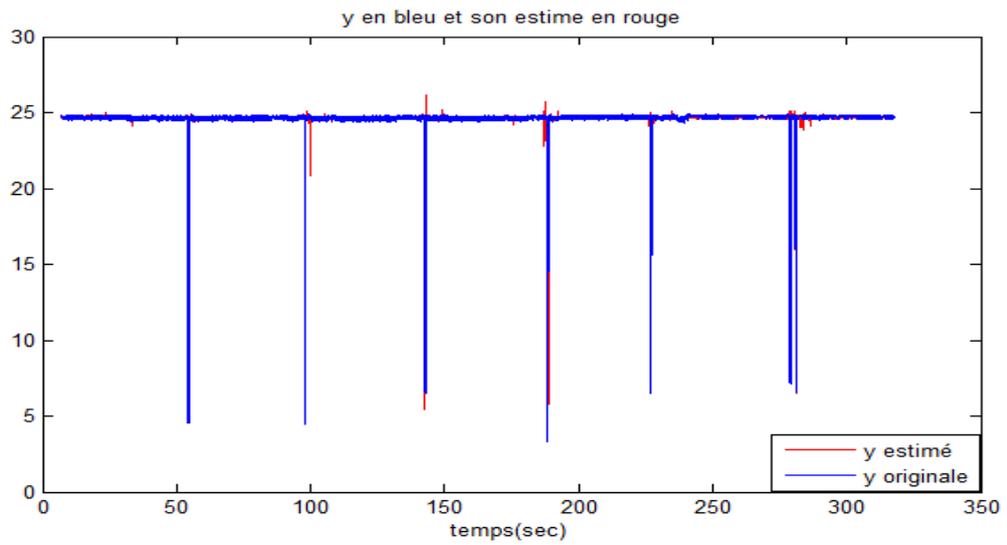
La figure III.7 montre la superposition de la position réelle et estimée de la main avec le TDNN à deux couche cachée, cinq neurones dans la première couche, et dix neurones dans la deuxième. On remarque qu'il y a détection des actions avec une bonne poursuite dans les sous-figures III.07 (b, c, d, e, f, g). Ce réseau répond à nos besoins mais nous proposons d'autres tests pour avoir mieux.

### b. Première couche avec 10 neurones et différents cas pour la deuxième couche cachée

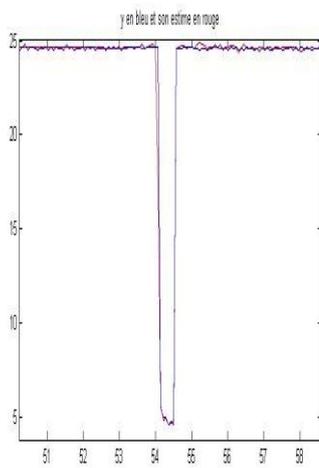
Nombre de Neurone	2	5	10	15
Temps d'apprentissage (sec)	214.3772	297.5913	549.0250	880.5978
Erreur quadratique	0.0900	0.1788	0.2657	0.3525
Erreur Max	12.9985	19.3193	15.2394	12.2384
Erreur Moyenne	-0.0067	0.0007	-0.0054	-0.0014

**Tableau III.03 :** les résultats de simulation de réseau neurone à deux couches cachées avec dix neurones dans la première couche.

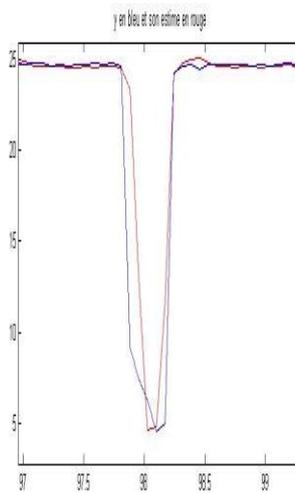
Le tableau III.03 montre la simulation d'un réseau TDNN avec deux couches cachées où la première contient 10 neurones et le nombre de neurones de la deuxième est montré sur la première ligne du tableau, on remarque que le temps d'apprentissage devient plus important et arrive à environ 15 minutes pour 15 neurones sur la deuxième couche. Les erreurs quadratiques sont pratiquement faibles. Les résultats sont presque identiques avec l'expérience précédente.



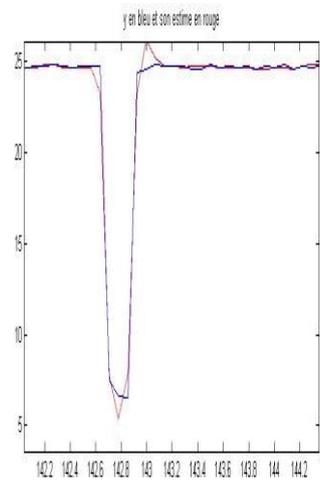
(a) position réelle de la mai avec position estimée



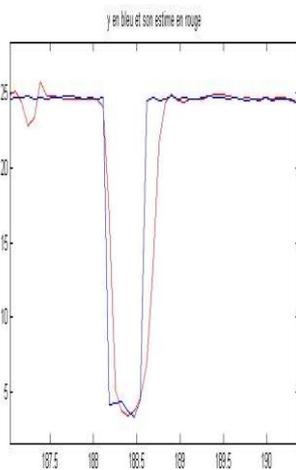
(b) 1<sup>ère</sup> action



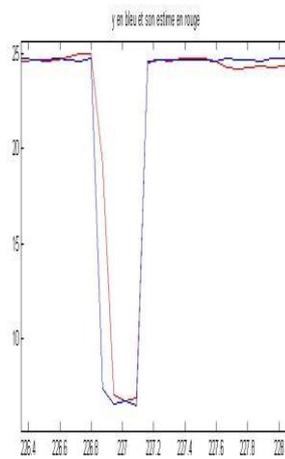
(c) 2<sup>ème</sup> action



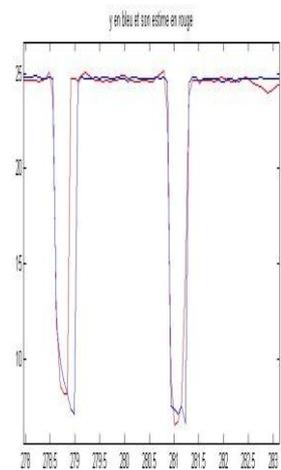
(d) 3<sup>ème</sup> action



(d) 4<sup>ème</sup> action



(e) 5<sup>ème</sup> action



(f) 6<sup>ème</sup> et 7<sup>ème</sup> actions

**Figure III.08** : suivi de la position de la main avec TDNN à deux couche cachée avec dix de la première couche

La figure III.8 présente la superposition de la position réelle de la main avec celle estimée avec le TDNN à deux couches cachées avec dix neurones dans la première couche et dix neurones dans la deuxième couche. On remarque qu'il y a détection des actions mais pas une bonne poursuite dans les sous-figures III.6 (c, d, e, f, g). Ce type de réseau peut être détecteur d'action mais les signaux ne se superposent pas bien alors qu'un contrôleur de bras artificiel dans ce cas ne peut réaliser les tâches exactes du rat. Le problème ici revient au nombre d'itérations fixé à 500.

### c. Première couche avec 15 neurones et différents cas pour la deuxième couche cachée

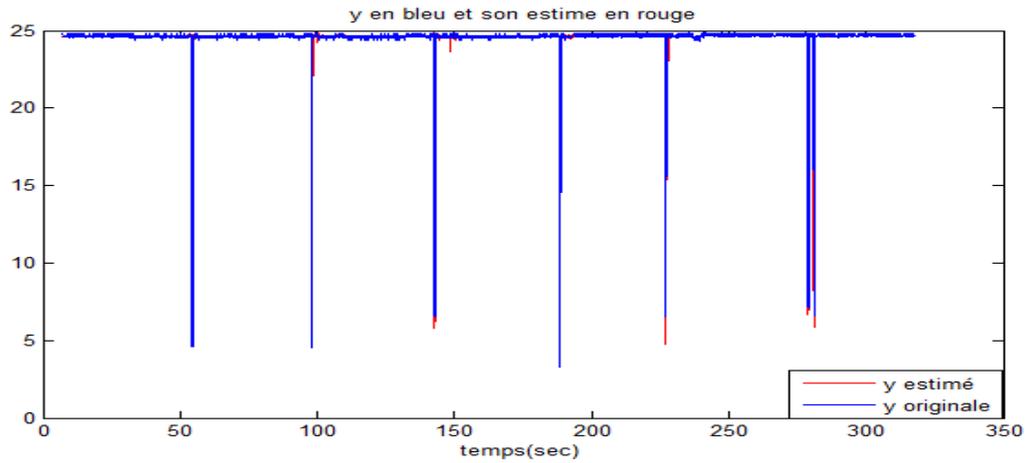
Nombre de neurone	2	5	10	15
Temps d'apprentissage (sec)	371.6340	442.9650	672.9800	907.6796
Erreur quadratique	0.2638	0.2527	0.1935	0.1290
Erreur Max	13.4846	10.3434	15.1669	15.6875
Erreur moyenne	0.0200	0.0017	-0.0051	0.0030

**Tableau 04 :** Les résultats de simulation de réseau neurone à deux couches cachées avec quinze neurones dans la première couche.

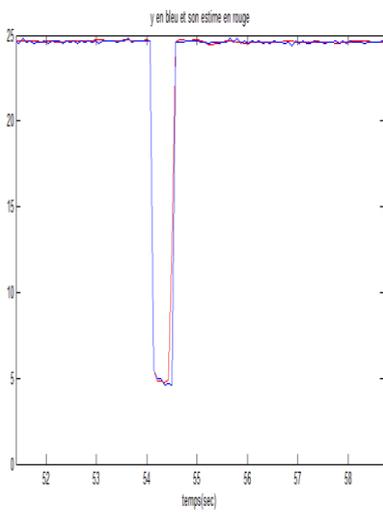
Le tableau montre le temps d'apprentissage d'un TDNN avec une première couche cachée de 15 neurones et une deuxième couche cachée de différents nombres de neurones. De la même manière on mesure aussi l'erreur quadratique, l'erreur maximale et l'erreur moyenne. On observe que le temps d'apprentissage augmente de 6 minutes avec 2 neurones sur la deuxième

couche cachée 15 minutes avec 15 neurones. L'erreur quadratique diminue avec l'augmentation du nombre de neurone.

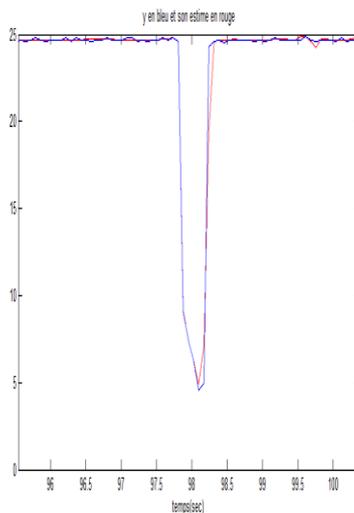
La figure III.09 montre la superposition de la position réelle et estimée de la main avec le TDNN à deux couche cachée avec quinze neurones dans la première couche et quinze neurones dans la deuxième couche. On remarque qu'il y a détection des actions avec une bonne poursuite dans les sous figures III.09 (b, c, e). Dans les sous figures III.09 (d,f,g) le contrôleur de bras artificiel ne peut réaliser les tâches exactes du rat. Les résultats ne sont pas mieux que d'autres obtenues avec des nombres de neurone moins. On s'arrête là.



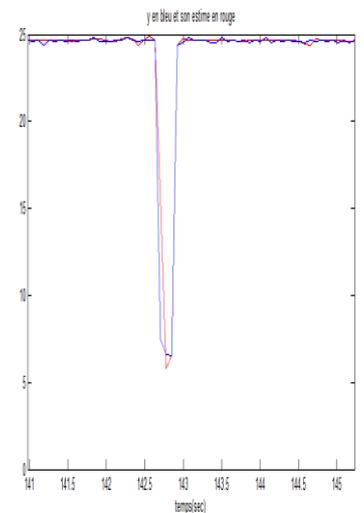
(a) position réelle de la mai avec position estimée



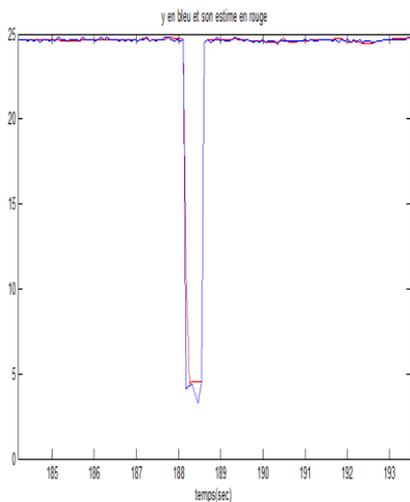
(b) 1<sup>ère</sup> action



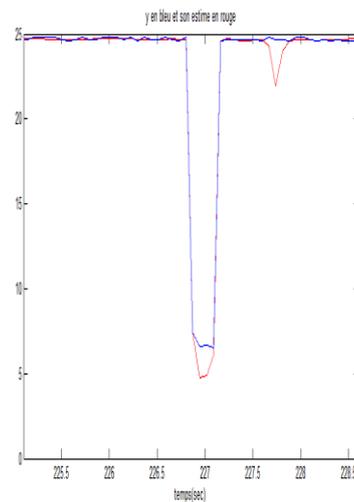
(c) 2<sup>ème</sup> action



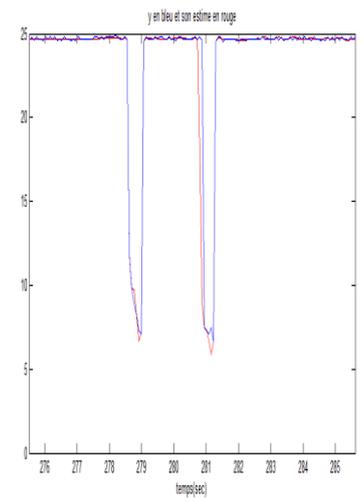
(d) 3<sup>ème</sup> action



(e) 4<sup>ème</sup> action



(f) 5<sup>ème</sup> action



(g) 6<sup>ème</sup> et 7<sup>ème</sup> actions

**Figure III.09 :** suivi la position de la main avec TDNN à deux couche cachée avec quinze neurones dans la première couche.

**III.8 Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons présenté nos expérimentations de réseaux de neurones sur la base des données. D'après ces résultats, ont conclu que le bon choix de nombre de neurone et le nombre de couche cachée responsable pour avoir un bon apprentissage.

***Conclusion***

***Générale***

## **Conclusion générale**

Dans ce travail on a défini une nouvelle technique utilisée pour les personnes souffrant de paralysies. La technique consiste à une initiation pour retrouver un moyen de communication entre le cerveau avec le monde extérieur par donner des ordres réalisables par des machines externes telles que des bras artificiels. La technique se base sur les réseaux de neurones là où les chercheurs ont réussi à mettre une modélisation du fonctionnement d'un neurone biologique sous forme des équations mathématiques par des algorithmes.

Dans ce mémoire, Nous avons commençons au début de notre travail par quelques définitions des interfaces cerveau-machine et leurs principes de fonctionnement et aussi les principales applications que ce soit dans le domaine médical ou dans les domaines plus grand public tels que les jeux vidéo. Le principe de fonctionnement des systèmes de ce type se base sur la mesure des activités cérébrales (ECOG, EEG, MEG, IRMF) et le décodage avec des méthodes de modélisation connues.

En suite nous avons expliqué brièvement le comportement du neurone biologique et le neurone formulaire et introduire la définition essentielle et les différents types et architectures des réseaux de neurones, ces réseaux permettent de modéliser des fonctions non linéaire ou de faire un modèle sur une boîte noire entre des ensembles de points avec des algorithmes d'apprentissage.

Nous avons présenté nos expérimentations de réseaux de neurones sur une base des données obtenus de à l'Université nationale ChiaoTung. Avec différents architectures on a opté à choisir un réseau de neurone de type TDNN (time delay neural network) qui est un simple réseau de neurones avec des décalages appliqués sur l'entrées. Les résultats sont des poursuites de la position de la main d'un rat appuyant sur un levier pour récompense d'eau. La position de la main est bien déterminée avec des TDNN avec quelques fausses déclarations de mouvement utilisant des simples réseaux. Le réseau multicouche donne des résultats plus performants et on observe des superpositions des graphes de la position réelle avec des positions reconstruites avec le TDNN. Le temps d'apprentissage devient plus important avec les réseaux multicouches avec un nombre important de neurones sur les couches cachées.

Pour avoir un bon réseau on propose d'utiliser des techniques d'optimisation du nombre de neurone minimisant des fonctions de cout basé sur le temps d'apprentissage et les erreurs quadratique, moyenne et maximale.

**Bibliographique**

- [1]. « Bertrand RIVET, Antoine SOULOUMIAC » Extraction de potentiels évoqués P300 pour les interfaces cerveau-machine 11-14 septembre 2007. article
- [2]. « Romain Grand champ » Electroencéphalographie et Interfaces Cerveau-Machine : nouvelles méthodes pour étudier les états mentaux 2 /10/2012. thèse
- [3]. « Agnès Colin » Réflexions sociétale sur l'interface cerveau-machine pour l'Homme et implications pour la Défense. 2012. Institut de Recherche Stratégique de l'école Militaire.
- [4]. « Raphaëlle N. ROY » Étude de corrélats électro physiologiques pour la discrimination d'états de fatigue et de charge mentale : Apports pour les interfaces cerveau machine passives » 4 juin 2015. <https://hal.inria.fr/hal-00659822v1>
- [5]. « Marie-Hélène Bekaert\* — Claudine Botte-Lecocq\* — François Cabestaing\* — Alain Rakotomamonjy\* » Les interfaces Cerveau-Machine pour la palliation du handicap moteur sévère 20 /11/2009. [https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00521052/file/bekaert\\_sthh\\_2009](https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00521052/file/bekaert_sthh_2009)
- [6]. Electroencéphalographie et Interfaces Cerveau-Machine : nouvelles méthodes pour étudier les états mentaux 22 Mar 2013. <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00803635/>
- [7]. « Perrin Margaux » Coadaptation cerveau machine pour une interaction optimale : application au P300 Speller 7/10/2013. [https://tel.archives-ouvertes.fr/docs/00/87/03/95/PDF/MargauxPerrin\\_PhD](https://tel.archives-ouvertes.fr/docs/00/87/03/95/PDF/MargauxPerrin_PhD)
- [8]. « Laurent Alexandre » science et techno. 30/6/2012. article
- [9]. « Rémi FLAMARY » Apprentissage statistique pour le signal Applications aux interfaces cerveau-machine 6 /12/2011. article
- [10]. « Alexandre BARACHANT » Commande robuste d'un effecteur par une interface cerveau-machine EEG asynchrone 7 /8/ 2006. article
- [11]. Localisation et caractérisation du d'enroulement de la crise d'épilepsie temporale Hugo Velez-Perez 22/ 11 /2010. article
- [12]. « Sophia Antipolis » interfaces cerveau machines –machine basées sur l'imagination de mouvement brefs : vers des boutons contrôlés par pensée 4/07/2012. article
- [13]. « fabien Lotte » l'interface cerveaux ordinateur utilisation en réalité virtuelle. article
- [14]. « Docteur Pierrick HORDÉ » Neurone - Définition Septembre 2014. [https://issuu.com/jean-marcbuzzo-gayraud/.../courrier\\_international\\_-\\_n\\_\\_1311-1](https://issuu.com/jean-marcbuzzo-gayraud/.../courrier_international_-_n__1311-1)
- [15]. « Alain Lenoir » Introduction aux Neurosciences Comportementales 16/11/2001. [www.lexpress.fr](http://www.lexpress.fr) > Emploi > Gestion de Carrière
-

- [16]. « Sylvain SAÏGHI » circuits et systèmes de modélisation analogique de réseaux de neurones biologiques : application au développement d'outils pour les neurosciences computationnelles 29/11/2004.article
- [17]. « G. Dreyfus et al, Eyrolles » Réseaux de neurones : méthodologie et applications, 2002.
- [18]. «Ahmed Hachani » prototype d'une stimulateur électrique multi canal dédié aux applications interfaces cerveaux machine. 08/2013.thèse pour obtenir le grade de : Docteur
- [19]. «Frédéric Fürst» Histoire de l'Intelligence Artificielle. Thèse
- [20]. « David PANZOLI» Simulation comportementale par réseau de neurones et apprentissage par algorithme génétique 2002-2003. thèse pour obtenir le grade de : Docteur
- [21]. « Andrei Doncescu » Les réseaux de neurones Artificiels. Thèse thèse pour obtenir le grade de : Docteur
- [22]. « Aymen CHERIF» Réseaux de neurones, SVM et approches locales pour la prévision des séries temporelles .17/07/2013. thèse pour obtenir le grade de : Docteur
- [23]. « mohamed yessin ammar » le titre de docteur de l'institut national polytechnique de toulouse 17/07/2007. These présentée pour obtenir le titre de docteur de l'institut national polytechnique de toulouse
- [24]. « Idiou Ghania » régression et modélisation par les réseaux de neurones
- [25]. «Azizi Rebiai» une approche hybride pour la reconnaissance d'écriture arabe manuscrite.2006/2007.article
- [26]. « Aziez Lyes et Semeria Agostino » Introduction à la reconnaissance de caractères par réseaux neuronales .2002/2003.article
- [27]. « David PANZOLI » Simulation comportementale par réseau de neurones et apprentissage par algorithme génétique Réalisation et étude d'un comportement simple dans un environnement virtuel.2002/2003. thèse pour obtenir le grade de : Docteur
- [28]. « Abdessalam Kifouche ». Machine Learning for Neuromuscular Prosthesis Functional Repair. Université d'Evry Val d'Essonne Laboratoire IBISC.Piblique.
- [29]. « Boudjelal Meftah » Contribution des Réseaux de Neurones Temporels dans le Traitement des Images Animées. Thèse de Doctorat
- [30]. « Aurélie fischer » two méthodes in unsupervised learning : summary on k-means clustering and of principal cuveres17/03/2014.
- [31]. «BENDAOUY YOUCEF» Prédiction Des Résistances Mécaniques Des Bétons à Base Des Ciments Composés En Utilisant Les Réseaux Neurones Artificiels. 07/07/ 2014
- [31]. « Najeh Naffakhi» l'apprentissage supervise pour la classification des images à l'aide de l'algèbre P-tree 02.2004
-

[32]. « Serge Bedwain » introduction au logiciel MATLAB cours. Liver

[33]. « Mark Beal » neural network toolbox 2002.

[34]. Sarah Paige Gibson. “Neural Spike Sorting in Hardware: From Theory to Practice”, these doctorat

---

## Résumé

Les interfaces cerveau machines permettent à un utilisateur d'interagir directement avec une machine sans nécessiter d'action musculaire ; dans ce mémoire nous avons étudié les principes des interfaces cerveau machines et les domaines d'application en suite nous allons développer une approche générale de classification des signaux (ECOG) cérébraux en utilisant la technique de réseau de neurone à temps de retard (TDNN).

**Mots-clés:** Les interfaces cerveau machines, TDNN, ECOG

## Abstract

The brain interfaces machines allow the user to interact directly with a machine without requiring muscular action; in this memory we studied the principles of interfaces brain machines and application fields, following we develop a general approach of cerebral signals (ECOG) using technique the delayed neural network (TDNN).

**Key words:** The brain interfaces machines, (TDNN), ECOG

## ملخص

واجهة الدماغ آلة هي وسيلة تسمح للمستخدم بالتفاعل مباشرة مع الجهاز دون الحاجة إلى عمل العضلات حيث قمنا في هذه المذكرة بدراسة حول مبادئ واجهة آلة الدماغ ومجالات تطبيقها ثم سنعمل على وضع نهج عام لتصنيف إشارات الدماغ باستخدام تقنية الشبكة العصبية لتأخير الزمني.

**كلمات مفتاحية:** واجهة الدماغ آلة, ECOG, (TDNN)