

الجمهورية الجزائرية
الديمقراطية
الشعبية

Republique Algerienne Democratique Et Populaire

وزارة التعليم العالي والبحث
العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة العربي
التبسي - تبسة

Université Larbi Tébessi- Tébessa –

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département de génie électrique

MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du diplôme de Master Académique

Filière : **Electronique**

Spécialité : **Instrumentation**

Présenté par :

BELALA - Fateh

HAMDI - Yahia

Thème :

**La commande par mode glissant basée sur la
technique de réseau de neurones**

Présenté et soutenu publiquement, le 12 juin 2022

devant le jury composé de :

Meraoumia Abdallah
Lemita Abdallah
Djari Abdelhamid

Pr
MCB
MCA

Président
Rapporteur
Examineur

Promotion : 2021/2022

Résumé :

La technique de commande par mode glissant s'adapte mieux pour les systèmes dont la commande est discontinue. C'est le cas pour les moteurs à courant continu qui sont bâtis autour d'interrupteur qui ne fonctionnent qu'en mode discontinue. Ce qui montre l'intérêt d'utiliser la technique en mode glissant pour contrôler les moteurs à courant continu.

Dans ce travail, la technique par mode glissant est utilisée pour contrôler la vitesse d'un moteur à courant continu.

Les résultats de simulations (sous le logiciel Matlab/Simulink) sont très satisfaisants. Cependant, la commande par mode glissant nécessite une connaissance du modèle mathématique du système avec des incertitudes bornées. Pour remédier à ce problème, la technique des réseaux neuronaux est utilisée pour améliorer l'adaptabilité de la commande par mode glissant face aux perturbations externes.

Abstract :

The sliding mode control technique is better adapted for systems with discontinuous control. This is the case for DC motors that are based on switches that only operate in discontinuous mode. This shows the benefit of using the sliding mode technique to control DC motors.

In this work, the sliding mode technique is used to control the speed of a DC motor.

The simulation results (under Matlab/Simulink software) are very satisfactory. However, sliding mode control requires knowledge of the mathematical model of the system with bounded uncertainties. To remedy this problem, the technique of neural networks is used to improve the adaptability of sliding mode control against the external disturbances.

ملخص :

تعد تقنية التحكم في الوضع المنزلق أكثر ملائمة للأنظمة ذات التحكم المتقطع , هذا هو الحال بالنسبة لمحركات التيار المستمر التي يتم بناؤها حول المفاتيح التي تعمل فقط في الوضع المتقطع , هذا يدل على الاهتمام باستخدام تقنية الوضع المنزلق لتحكم في محركات التيار المستمر .

في هذا العمل يتم استخدام وضع الانزلاق للتحكم في سرعة محرك ذو تيار مستمر.

نتائج المحاكاة تحت برنامج (Matlab/Simulink) مرضية للغاية. و مع ذلك يتطلب التحكم في وضع الانزلاق معرفة النموذج الرياضي للنظام مع عدم اليقين المحدود. لعلاج هذه المشكلة يتم استخدام تقنية الشبكات العصبية لتحسين القدرة على التكيف مع التحكم عن طريق وضع الانزلاق لمواجهة الاضطرابات الخارجية .

The background of the entire page is a soft-focus image of numerous pink roses with green leaves, creating a romantic and elegant atmosphere.

REMERCEMENTS

«Nous remercions "Allah" le tout puissant qui nous donne la force et la patience pour mener à bien ce modeste travail» Ce modeste travail achevé, nous ne pouvons que rendre hommage et remercier les nombreuses personnes qui nous ont soit, aidé, soit soutenu de loin ou de près tout le long de nos travaux. Nos plus beaux remerciements s'adressent à : Mr LMTA Abdallah. Pour avoir accepté de diriger ce travail avec patience et compétence, son aide précieuse et ses encouragements ont été déterminants pour mener à bien cette étude

Nos remerciements vont également vers l'ensemble d'enseignants et nos chefs de département de génie électrique. Nous n'omettrons pas d'adresser nos plus profonds remerciements à nos frères et nos amis. En fin, nous remercions très cordialement nos chers parents, qui, sans eux nous ne serions arrivés là. Nous les remercions pour le grand soutien moral et matériel qu'ils nous ont apporté tout au long de nos études, depuis nos plus jeunes âges et jusqu'à aujourd'hui ; merci Maman... merci Papa.



DEDICACES

Il m'est agréable de dédier ce modeste travail : A mon maître, mon guide, mon soutient, mon livre dans la grande école dans la vie...toi ; ma Mère. Au grand cœur rempli d'amour, de tendresse et de pardon...toi; mon Père. A mes chères ; grands-mères et grands-mères. A mes frères et leurs enfants. Mes dédicaces s'adressent aussi à : Toute la famille Hamdi. Toute la promotion de génie électrique 2022 et Mes très chers amis, pour leurs tendresses et leurs soutiens continus. Toute l'équipe de département de génie électrique. Toute l'équipe d'enseignants de département de génie électrique. Tous mes amis (es), en témoignages des années passées ensemble, je leur souhaite beaucoup de courage, de réussite et brillant avenir. Tous ceux que j'aime.

Yahia

Table des matières :

Résumé	i
Abstract	ii
ملخص	iii
Table des matières	iv
Liste de la figure	vi
Liste des tableaux	viii
Introduction générale	1
Chapitre I : Commande par mode glissant	
I-1) Introduction	3
I-2) Historique	3
I-3) Principe de la commande par mode de glissement	4
I-4) Bases mathématiques de la commande à structure variable	5
I-5) Principe de la commande par mode de glissement	5
I-5-1) Choix de la surface de glissement	5
I-5-2) Conditions de convergence	6
I-5-3) Détermination de la loi de commande	7
I-6) Application de la commande par mode glissant sur un système non linéaire affine	8
I-7) Phénomène de Chattering	10
I-8) Conclusion	12
Chapitre II: Les réseaux de neurones artificiels	
II-1) Introduction	13
II-2) Historique	13
II-3) Neurone biologique	14
II-4) Neurone formel	15
II-5) Les fonctions d'activation	16

II-5-1) La fonction binaire	16
II-5-2) La fonction signe	17
II-5-3) la fonction linéaire	17
II-5-4) la fonction linéaire positive	18
II-5-5) La fonction linéaire avec saturation	19
II-5-6) La fonction sigmoïde	19
II-5-7) La fonction d'activation tangente hyperbolique	20
II-6) Structure des réseaux de neurones MLP	21
II-7) L'apprentissage des réseaux de neurones	23
II-7-1) L'apprentissage supervisé	23
II-7-2) Apprentissage non supervisé	24
II-8) L'algorithme de rétro-propagation	24
II-9) Le réseau de neurones RBF	27
II-10) Le réseau de neurones récurrents	29
II-11) Conclusion	31
Chapitre III : Commande par mode glissant basée sur la technique de réseau de neurone	
III-1) Introduction	32
III-2) Modélisation et simulation du moteur à courant continu	32
III-3) Commande d'un moteur DC par la commande par mode glissant	36
III-4) La commande par mode glissant basée sur la technique de réseau de neurones	48
III-4-1) Approximation par la technique de réseau de neurones RBF	48
III-4-2) Conception de contrôleur de mode glissement	49
III-5) Conclusion	50
Conclusion générale	51

Liste des figures :

Chapitre I : commande par mode glissant

Figure I-1 : principe de la commande par mode glissant4

Figure I-2 : Fonction signe8

Figure I-3 : Phénomène de chattering10

Figure I-4 : Fonction saturation11

Figure I-5 : Fonction sigmoïde11

Figure I-6 : Fonction tangente hyperbolique12

Chapitre II : Les réseaux de neurones artificiels

Figure II- 1: Neurone biologique15

Figure II- 2: Structure d'un neurone formel 15

Figure II- 3: La fonction d'activation binaire16

Figure II- 4: la fonction d'activation signe 17

Figure II- 5: La fonction d'activation linéaire 18

Figure II- 6: La fonction d'activation linéaire positive 18

Figure II- 7: La fonction d'activation linéaire avec saturation19

Figure II- 8 : La fonction d'activation sigmoïde20

Figure II- 9: La fonction d'activation tangente hyperbolique20

Figure II- 1 : Structure d'un réseau MLP 22

Figure II- 2: Schéma de l'apprentissage supervisé24

Figure II- 3: Schéma de l'apprentissage non supervisé 24

Figure II- 4: Structure d'un réseau de neurones RBF 28

Figure II- 5: Exemple d'un réseau de neurones récurrent 30

Chapitre III : commande par mode glissant basée sur la technique de réseau de neurones

Figure III.1: Schéma d'un moteur DC	33
Figure III.2: Schéma du moteur DC	34
Figure III.3: Modélisation du moteur DC	35
Figure III.4: Vitesse de rotation du moteur	35
Figure III.5: Courant absorbée par le moteur	36
Figure III.6: Fonction signe	38
Figure III-7: Schéma de la commande d'un moteur DC par la commande en mode glissant ...	39
Figure III-8: Schéma de la commande par mode glissant	40
Figure III.9: La vitesse de rotation du moteur	41
Figure III.10: Courant absorbé par le moteur	42
Figure III.10: Courant absorbé par le moteur	43
Figure III.12: Signal de commande zoomé	44
Figure III.13: Schéma de la commande d'un moteur DC par la commande en mode glissant avec perturbation	45
Figure III.14: La vitesse de rotation du moteur avec perturbation à l'instant $t=7\text{sec}$	45
Figure III.15: Courant absorbé par le moteur	46
Figure III.16: Signal de commande	47

Liste des tableaux

Liste des tableaux :

Tableau II-1 : Le neurone biologique et formel16

Tableau III-1 : Valeurs des paramètres du moteur34

Introduction

générale

Introduction générale

Les moteurs à courant continu sont les actionneurs les plus utilisés dans nombreuses applications industrielles. Ils sont souvent utilisés dans le contrôle de position dans les dispositifs mécaniques, l'emplacement des composants sur des cartes des circuits imprimés, le positionnement et la manipulateur des bras robotiques 2D ou 3D [1-3].

La vitesse et la position des moteurs à courant continu sont contrôlées à l'aide de diverses techniques et stratégies telle que les contrôleurs PID à l'aide d'amplificateurs opérationnels [4] et les contrôleurs des modes glissants [5-9].

La théorie de mode glissant s'adapte bien pour la commande des moteurs à courant continu, cela est dû essentiellement à la disponibilité des interrupteurs performants grâce au développement de la microélectronique et des technologies avancées pour la commande des systèmes dynamiques en temps réels.

La technique de commande par mode glissant fait partie des commandes robustes. Sa dynamique est alors insensibilité aux variations paramétriques du système et aux perturbations externes [10,11]. Cependant, la commande par mode glissant nécessite la connaissance du modèle mathématique du système avec des incertitudes bornées. Pour remédier à ce problème, plusieurs méthodes associées à la commande par mode glissant telles que les réseaux neuronaux. Les réseaux de neurones sont utilisés pour la modélisation et le contrôle de systèmes complexes en raison de leur capacité à approximer n'importe quelles fonctions non linéaires et les incertitudes sans besoin de connaître des modèles analytiques détaillés des systèmes.

L'objectif de ce travail est de commander la vitesse d'un moteur à courant continu à l'aide de la commande par mode glissant basée sur la technique des réseaux de neurones.

Ce mémoire comportera: trois chapitres et une conclusion générale.

Le premier chapitre est consacré à l'étude de la commande en mode glissant. Elle se base sur trois phase ; le choix de la surface de glissement, l'établissement des conditions de la convergence et la détermination de la loi de commande. La loi de commande de la technique de commande par mode glissant se divise en deux parties ; la commande équivalente et la commande discontinue. La partie discontinue peut engendrer des oscillations hautes fréquences indésirable (phénomène de Chattering). Ce phénomène peut être réduit ou éliminé

en modifiant la partie discontinue dans la commande par une fonction plus adéquate qui filtre les hautes fréquences.

Le deuxième chapitre est consacré à la technique des réseaux de neurones artificiels : définition d'un neurone biologique et formel, les fonctions d'activations, la structure d'un réseau de neurones MLP et RBF accompagné par l'algorithme d'apprentissage de rétro-propagation.

Le troisième chapitre est une simulation numérique sous le logiciel Matlab de la commande par mode glissant pour contrôler la vitesse de rotation d'un moteur à courant continu via sa tension d'alimentation. On termine ce mémoire par une conclusion.

Chapitre I :

Commande par mode glissant

I-1) Introduction

Les techniques de commande classiques sont très efficaces pour commander les systèmes linéaires à paramètres constants. Pour les systèmes linéaires (ou non linéaires) à paramètres non constants, ces techniques de commande seront insuffisantes. Donc, on doit faire appel aux techniques de commande dites à structure variable. Ces techniques sont robustes aux variations des paramètres des systèmes, aux perturbations et aux non linéarités des systèmes.

La technique de commande par mode glissant est un type particulier de commande à structure variable. Sa dynamique est alors insensibilité aux variations paramétriques du système et aux perturbations externes.

Dans ce chapitre, on donne les notions de base et le principe de la commande par mode glissant et qui se résume en trois étapes ; le choix de la surface de glissement, l'établissement des conditions de la convergence et finalement, la détermination de la loi de commande. Afin de mieux comprendre les différentes étapes de construire d'une commande en mode glissant, un exemple démonstratif sera donné et expliqué. Finalement, on mentionne un phénomène indésirable connu sous le nom de chattering qui apparaît lors de la construction de la commande en mode glissant tout en mentionnant les solutions pour réduire ou bien éliminer ce phénomène.

I-2) Historique

Des recherches sur la commande à structure variable ont été données par l'auteur soviétique Decarlo et autres (1998) et par Hung et autres (1993) [12]. La procédure de contrôle de la trajectoire du système force la zone d'état appelée surface de glissement. Les trajectoires du système et la surface de glissement sont alors confondus lors de l'utilisation de commandes à haute fréquence de commutation. Le principal avantage de la commande à structure variable avec le mode glissant est la durabilité contre les changements de paramètres ou les perturbations. Le phénomène de chattering associé à la commande par mode glissant, présent un inconvénient majeur par ce qu'il peut exciter la dynamique de la commutation à haute fréquence qui le rend indésirable. Une méthode utilise une couche limite autour de la commutation. Une autre méthode, remplace la commande du type maximum / minimum par une fonction de vecteur d'unité avec une constante positive. Cependant ces approches ne

fournissent aucune garantie quant à la convergence exacte au mode glissant et présente un problème de chattering-robustesse.

I-3) Principe de la commande par mode de glissement

Le principe de base de la commande par mode glissant consiste premièrement à attirer l'état du système dans une région convenablement sélectionnée (cette région s'appelle la surface de glissement), puis amener le système vers un état désiré. Donc, le comportement du système peut être décrit par deux phases :

* La phase de convergence : pendant laquelle la trajectoire d'état du système partant d'une condition initiale quelconque et converge vers la surface de glissement. Durant cette phase, le système reste sensible aux incertitudes.

* La phase de glissement : durant laquelle la trajectoire d'état a atteint la surface de glissement et tend vers l'état désiré. Le comportement du système ne dépend plus du système ni des perturbations, mais est entièrement déterminé par la surface de glissement.

La figure ci-dessous montre le principe de base de la technique de commande par mode glissant.

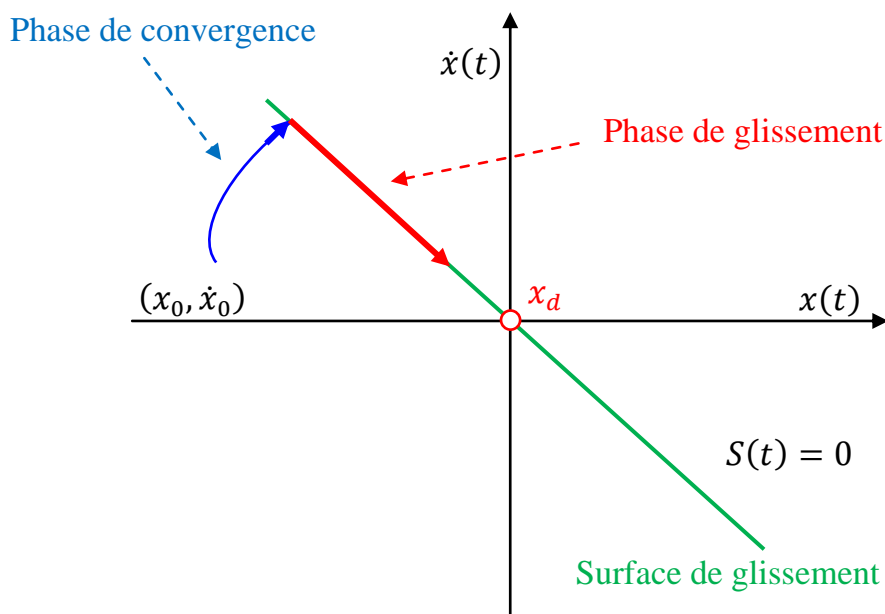


Figure I-1 : principe de la commande par mode glissant

En résumé, une commande par mode glissant est divisée en trois parties [13]:

- 1- Le choix de la surface de glissement.
- 2- L'établissement des conditions de la convergence.
- 3- La détermination de la loi de commande.

I-4) Bases mathématiques de la commande à structure variable

Un système à structure variable est un système dont la structure change pendant son fonctionnement. Ce terme apparaît à cause de la commutation (variation discontinue) du système et de son contrôleur entre deux ou plusieurs structures [14].

On considère une classe particulière des systèmes, les systèmes non linéaires par rapport à la commande. Leur modélisation mathématique est décrite par l'équation différentielle suivante [13] :

$$\dot{x} = f(x) + g(x)u \quad (1.1)$$

Avec :

$x = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]^T$: représente le vecteur d'état du système.

$f(x)$ et $g(x)$: sont des fonctions linéaires ou non linéaires décrivant l'évolution du système au cours du temps.

u : représente le vecteur commande dont chaque composante u_i subit une discontinuité sur une surface $S_i(x) = 0$.

La loi de commande par structure variable est obtenue en imposant à la fonction commande un des deux d'état dépendant du signe de $S_i(x)$:

$$u_i(x) = \begin{cases} u_i^+(x), & \text{si } S_i(x) > 0 \\ u_i^-(x), & \text{si } S_i(x) < 0 \end{cases} \quad (1.2)$$

I-5) Principe de la commande par mode de glissement

I-5-1) Choix de la surface de glissement

Le choix de la surface de glissement concerne non seulement le nombre nécessaire de ces surfaces, mais également leurs formes en fonction de l'application et de l'objectif visé.

Généralement, le nombre des surfaces de glissement est choisi égal à la dimension du vecteur de commande.

La surface de glissement est une fonction scalaire telle que la variable à régler glisse sur cette surface et tend vers l'état désiré du système. Il existe plusieurs formes de la surface de glissement qui ont été proposées, mais la surface la plus utilisée pour garantir la convergence vers l'état désiré du système est donné par Soltine [15].

La forme générale de la surface de glissement qui permet d'assurer la convergence d'une variable vers sa valeur désirée :

$$S = \left(\frac{d}{dt} + \alpha \right)^{r-1} e \quad (1.3)$$

Avec:

e : représente l'erreur entre la valeur actuelle et désirée.

α : est un constant positif.

r : représente le degré relatif, qui est égale au nombre de fois qu'il faut dériver la sortie du système pour faire apparaitre la commande.

L'objectif de cette technique de commande est de maintenir la surface de glissement à zéro $S = 0$. Par exemple, si $r = 2$, l'expression de la surface de glissement devient $S = \dot{e} + \alpha e$. Cette dernière est une équation différentielle linéaire dont l'unique solution est

$e = e(0)e^{-\alpha t}$. Pour un choix convenable du paramètre α , ceci revient à un problème de poursuite de trajectoire [15].

I-5-2) Conditions de convergence

Les conditions de convergence sont les critères qui permettent aux dynamiques du système de converger vers la surface de glissement [15]. Pour cela la fonction de Lyapunov est utilisée. Cette fonction de Lyapunov est généralement utilisée pour garantir la stabilité des systèmes linéaire et non linéaires [16].

On définit la fonction de Lyapunov $V(x)$ qui est une fonction scalaire définie positive ($V(0) = 0$ et $V(x) > 0$) pour les variables d'états de système,

$$V(x) = \frac{1}{2}S^2(x) \quad (1.4)$$

La loi de commande doit être choisie de telle sorte que la fonction de Lyapunov soit décroissante, c'est-à-dire, sa dérivée doit être négative : $\dot{V}(x) < 0$.

La dérivée de la fonction de Lyapunov est :

$$\dot{V}(x) = S(x)\dot{S}(x) \quad (1.5)$$

Pour que la fonction de Lyapunov puisse décroître et converger vers zéro (pour garantir l'existence du mode de glissant) [17], il suffit d'assurer que:

$$S(x)\dot{S}(x) < 0 \quad (1.6)$$

I-5-3) Détermination de la loi de commande

La loi de commande de la technique de commande par mode glissant se divise en deux parties ; la commande équivalente et la commande discontinue :

$$u = u_{eq} + u_{dis} \quad (1.7)$$

u_{eq} : correspond à la commande équivalente. Elle est calculée en supposant que le comportement du système durant le mode de glissement est décrit par : $S(x) = 0$.

La commande non linéaire u_{dis} est déterminée pour garantir l'attractivité de la variable à contrôler vers la surface de glissement et satisfaire la condition de convergence. La fonction la plus simple est la fonction signe (relais simple) :

$$sign(x) = \begin{cases} 1 & , x > 0 \\ -1 & , x < 0 \\ 0 & , x = 0 \end{cases} \quad (1.8)$$

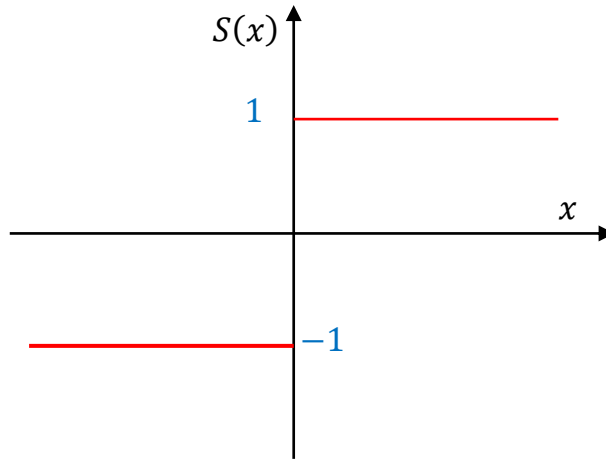


Figure I-2 : Fonction signe

I-6) Application de la commande par mode glissant sur un système non linéaire affine

Considérant un système non linéaire affine en la commande sous forme suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = f(x) + g(x)u \end{cases} \quad (1.9)$$

Avec $f(x)$ et $g(x)$ sont deux fonctions linéaire ou non linéaires avec $g(x) \geq g_0 > 0$.

L'objectif de la commande par mode de glissant est de stabiliser le système autour de son point d'équilibre $x_1 = x_{1d} = r$.

Soit la surface de glissement définie par l'équation (1.3).

Le degré relatif du système est égal à 2, donc, l'expression de la surface de glissement devient :

$$S = \left(\frac{d}{dt} + \alpha \right) e = \frac{de}{dt} + \alpha e \quad (1.10)$$

e : représente l'erreur entre la sortie désirée et la sortie du système.

$$e = r - x_1 \quad (1.11)$$

Avec : r et x_1 sont respectivement la sortie désirée et la sortie du système.

$$S = \dot{e} + \alpha e = \alpha(r - x_1) + \dot{r} - \dot{x}_1, \quad \alpha > 0 \quad (1.12)$$

La dérivée de la fonction de la surface de glissement est :

$$\dot{S} = \alpha(\dot{r} - \dot{x}_1) + \ddot{r} - \dot{x}_2 = \alpha(\dot{r} - x_2) + \ddot{r} - f(x) - g(x)u \quad (1.13)$$

On considère la fonction de Lyapunov (fonction définie positive) suivante:

$$V(S) = \frac{1}{2}S^2 \quad (1.14)$$

Etant donné que : $V(0) = 0$ et $V(S) > 0, \forall S \neq 0$.

Donc $V(S)$ est une fonction définie positive.

La dérivée de la fonction de Lyapunov par rapport au temps :

$$\dot{V}(S) = S\dot{S} \quad (1.15)$$

Pour garantir la condition de la stabilité, il faut que la dérivée de la fonction de Lyapunov $\dot{V}(S)$ doit être négative (fonction définie négative), c'est-à-dire : $\dot{V}(S) < 0$.

$$\dot{V}(S) = S[\ddot{r} + \alpha(\dot{r} - x_2) - f(x) - g(x)u] \quad (1.16)$$

La loi de commande est déterminée par l'équation suivante :

$$u = u_{eq} + u_{disc} \quad (1.17)$$

* La commande équivalente u_{eq} est calculée en supposant $\dot{S} = 0$.

$$\dot{S} = 0 \Rightarrow \alpha(\dot{r} - x_2) + \ddot{r} - f(x) - g(x)u_{eq} = 0 \quad (1.18)$$

Donc, l'expression de la commande équivalente est :

$$u_{eq} = \frac{1}{g(x)} [\ddot{r} + \alpha(\dot{r} - x_2) - f(x)] \quad (1.19)$$

* La commande discontinue choisie est la fonction signe avec un gain constant K :

$$u_{disc} = K \text{sign}(S) \quad K > 0 \quad (1.20)$$

La commande globale comporte deux termes: la premier correspond à la commande équivalente et la deuxième corresponde à la commande discontinue.

$$u = \frac{1}{g(x)} [\ddot{r} + \alpha(\dot{r} - x_2) - f(x) + K \text{sign}(S)] \quad (1.21)$$

Si on remplace l'expression de la commande globale dans l'équation (1.17), on obtient :

$$\dot{V}(S) = S \left[\ddot{r} + \alpha(\dot{r} - x_2) - f(x) - g(x) \left(\frac{1}{g(x)} [\ddot{r} + \alpha(\dot{r} - x_2) - f(x) + K \text{sign}(S)] \right) \right] \quad (1.22)$$

$$\dot{V}(S) = S[-K \text{sign}(S)] \quad (1.23)$$

$$\dot{V}(S) = -KS \text{sign}(S) \quad (1.24)$$

$$\text{sign}(S) = \begin{cases} 1, & S > 0 \\ -1, & S < 0 \end{cases} \Rightarrow S \text{sign}(S) = \begin{cases} S, & S > 0 \\ -S, & S < 0 \end{cases} \quad (1.25)$$

D'après les équations ci-dessus, la fonction $S \text{sign}(S)$ peut être remplacée par la fonction absolue : $|S|$.

$$S \operatorname{sign}(S) = |S| \quad \begin{cases} S > 0 \\ S < 0 \\ S = 0 \end{cases} \quad (1.26)$$

$$\dot{V}(S) = -K|S| < 0, \quad K > 0 \quad (1.27)$$

La condition de convergence est bien vérifiée : $\dot{V}(S) < 0$.

Le gain K de la commande discontinue doit être choisi de manière à rejeter les incertitudes et les perturbations.

Remarque :

Le choix du gain K est très influent car, s’il est choisi très petit le temps de réponse sera long, et s’il est choisi très grand, il y aura des fortes oscillations (phénomène de chattering) au niveau de l’organe de la commande [16].

I-7) Phénomène de Chattering

La partie discontinue dans la commande par mode glissant engendre des oscillations hautes fréquences (commutation d’une valeur à une autre à une fréquence infinie.) de la trajectoire du système autour de la surface de glissement. Ce phénomène est connu sous le nom de réticence ou chattering. Cependant, dans la pratique, ce phénomène est indésirable, car la fréquence de commutation élevée peut endommager les actionneurs et des organes mécaniques et peut provoquer une élévation de température dans les systèmes électriques.

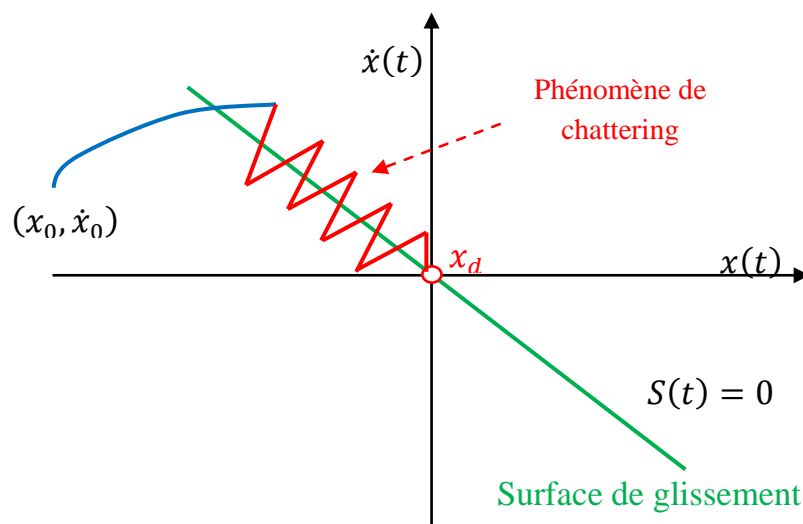


Figure I-3 : Phénomène de chattering

Le phénomène de Chattering peut être réduit ou éliminé en remplaçant la fonction signe par une fonction de saturation adéquate qui filtre les hautes fréquences.

$$sat(x) = \begin{cases} 1 & , x > a \\ \frac{1}{a}x & , -a \leq x \leq a \\ -1 & , x < -a \end{cases} \quad (1.28)$$

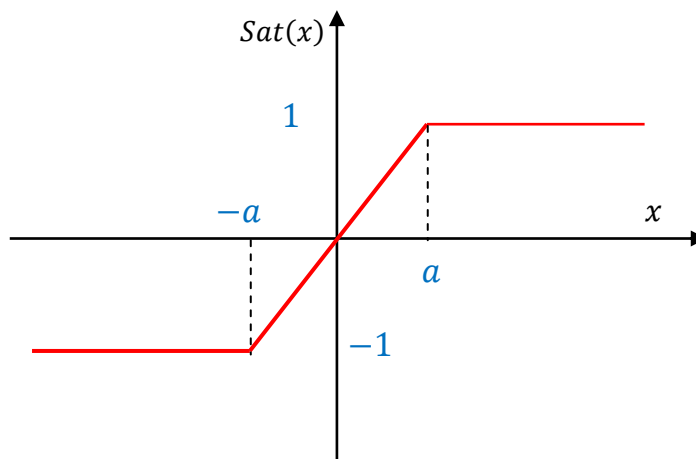


Figure I-4 : Fonction saturation

D'autres fonctions plus lisses existent telles que la fonction sigmoïde et tangente hyperbolique. Ces fonctions réduisent le phénomène de chattering.

$$S(x) = sigm(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (1.29)$$

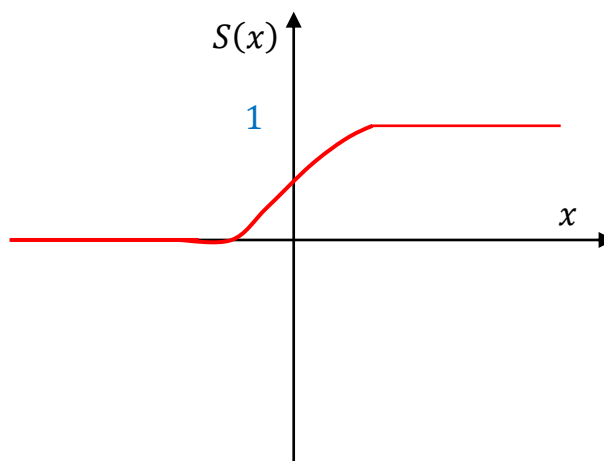


Figure I-5 : Fonction sigmoïde

$$S(x) = tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (1.30)$$

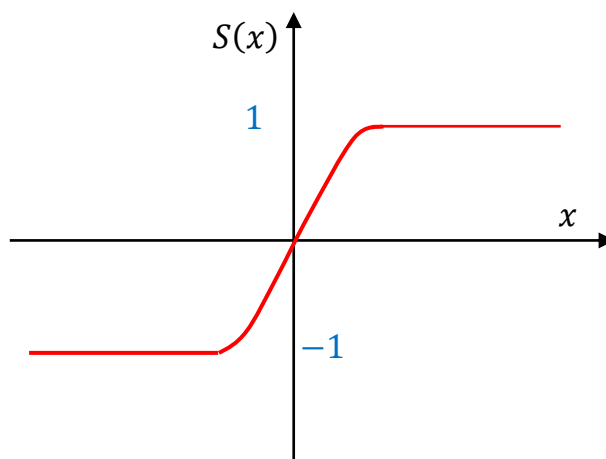


Figure I-6 : Fonction tangente hyperbolique

I-8) Conclusion

La caractéristique principale de la commande par mode glissant est que sa loi de commande est constituée de deux composantes : la commande équivalente qui attire la trajectoire du système vers la surface de glissement et quand la trajectoire du système atteint cette surface, la commande discontinue amène la trajectoire vers l'état désiré.

La discontinuité dans la commande en mode glissant engendre des oscillations hautes fréquences (phénomène de chattering). Ce phénomène peut endommager les organes mécaniques et les systèmes électriques. Ce phénomène de Chattering peut être réduit ou éliminé en modifiant la partie discontinue dans la commande par une fonction plus adéquate qui filtre les hautes fréquences.

CHAPITRE II :
Les réseaux de neurones
artificiels

II-1) Introduction

Les réseaux de neurones artificiels sont inspirés du principe de fonctionnement des cellules nerveuses. L'objectif était de construire une machine qui permet de simuler le comportement du cerveau humain. C'est pour cela, il y avait plusieurs tentatives pour modéliser les neurones biologiques en neurones artificiels ; la première tentative était en 1943 par le neurologue Warren Sturgis McCulloch et le logicien Walter Pitts qui ont présenté un modèle simplifié de neurone biologique appelé neurone formel. Les tentatives se poursuivent jusqu'à l'apparition de l'algorithme de la rétro-propagation du gradient en 1974 par Paul Werbos [18]. Dès cette découverte, les réseaux de neurones étaient capables de résoudre des problèmes non linéaires.

Aujourd'hui les réseaux de neurones artificiels sont très utilisés dans différents domaines tels que : la médecine, l'électronique, l'informatique, l'automatique, la robotique, la classification, le contrôle, le traitement des signaux, le traitement des images, etc.

Ce chapitre est consacré à présenter les principes de base des réseaux de neurones artificiels: définition d'un neurone biologique et formel, les fonctions d'activations, la structure d'un réseau de neurones MLP et RBF, l'algorithme d'apprentissage de rétro-propagation.

II-2) Historique

Les premières tentatives de modélisation du cerveau sont très anciennes. Voici quelques tentatives qui ont marqué l'histoire du domaine connexionniste:

* En 1890, W. Jones a introduit le concept de mémoires associatives et propose ce qui est devenu par la suite la loi de fonctionnement et d'apprentissage des réseaux de neurones, connue plus tard sous le nom de Loi de Hebb.

* En 1943 le neurologue Warren Sturgis McCulloch et le logicien Walter Pitts ont mené les premiers travaux sur les réseaux de neurones. Ils ont constitué un modèle simplifié de neurone biologique appelé neurone formel. Ils ont montré théoriquement que les neurones formels simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes.

* En 1949, D. Hebb a présenté une règle d'apprentissage. De nombreux modèles de réseaux aujourd'hui s'inspirent encore de la règle de Hebb.

* En 1957 Frank Rosenblatt a inventé le premier modèle artificiel nommé Perceptron. C'est un réseau de neurones inspiré du système visuel. Il possède deux couches de neurones : une couche de perception et une couche liée à la prise de décision. C'était le premier système artificiel qui pouvait apprendre par expérience, y compris lorsque son instructeur commettait des erreurs.

* En 1960 B. Widrow et Hoff ont présenté un modèle connu sous le nom Adaline (Adaptive Linear Element) qui ressemble à celui de Rosenblatt, mais avec une loi d'apprentissage différente.

Ce modèle sera par la suite le modèle de base des réseaux multicouches. Sa loi d'apprentissage est à l'origine de l'algorithme de Rétro-propagation du gradient.

* En 1969 Marvin Lee Minsky et Seymour Papert ont montré les limitations théoriques des modèles de Perceptron et plus particulièrement de l'impossibilité de traiter par ce modèle des problèmes non linéaires. Ils ont étendu implicitement ces limitations à tous les modèles de réseaux de neurones artificiels. Face à ces obstacles les recherches dans ce domaine se sont déguisées sous le couvert de divers domaines comme par exemple : Le traitement adaptatifs du signal, la reconnaissance des formes, la modélisation en neurobiologique, etc.

Jusqu'en 1972, où T. Kohonen a présenté ses travaux sur les mémoires associatives et proposa des applications à la reconnaissance des formes.

* En 1980 J. Hopfield a présenté son étude sur un réseau complètement rebouclé. Depuis, un avancement considérable fut reconnu et beaucoup de modèles ont été mis au point ; dont on peut citer : La Machine de Boltzmann en 1983, l'algorithme de Rétro propagation du gradient en 1985, celui de l'estimation par Rétro propagation de l'erreur par Hopkins en 1982, l'analogie de la phase d'apprentissage avec les modèles Markoviens des systèmes de particules de la mécanique statistique par "Hopfield" en 1982 [19].

Jusqu'au nos jours, l'approche connexionniste connaît un développement considérable, ceci en considérant le nombre de congrès et de publications spécialisés dans cette approche en plus de la diversité des domaines d'applications.

II-3) Neurone biologique

Le neurone biologique est une cellule vivante spécialisée dans le traitement des signaux électriques. La figure II-1 montre un neurone biologique qui se compose de : dendrites, synapses, noyau et des axones.

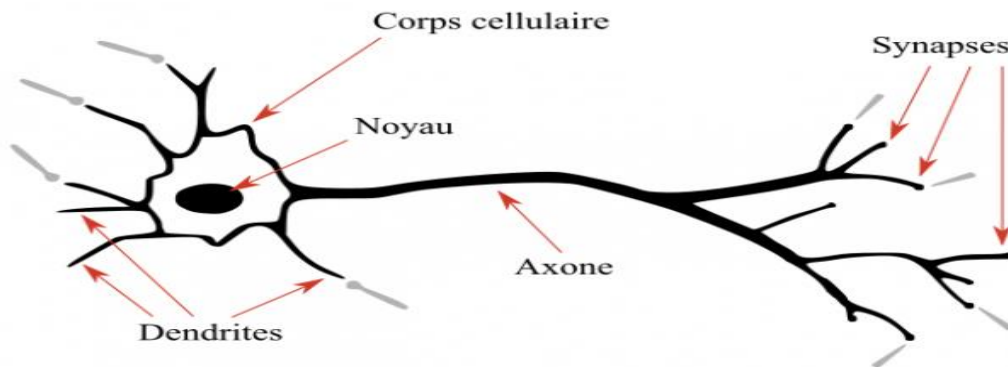


Figure II- 1: Neurone biologique

Les neurones sont reliés entre eux par des liaisons appelées axones. Ces axones conduisent les signaux électriques de la sortie d'un neurone vers l'entrée (synapse) d'un autre neurone. Les neurones additionnent et traitent des signaux reçus en entrée et fournissent un courant en sortie [20].

II-4) Neurone formel

La première modélisation mathématique d'un neurone biologique est apparue en 1943 par Mac Culloch et Pitts. Cette modélisation a permis de représenter le principe de fonctionnement du neurone biologique, en particulier la sommation des entrées [21]. (Figure II-2).

Le neurone formel est un processeur élémentaire, qui reçoit des entrées venant des neurones appartenant à un niveau situé en amont, chaque entrée est associée à des poids W qui représentent la force de la connexion. Chaque neurone a une seule sortie, qui se ramifie ensuite pour alimenter des neurones appartenant à un niveau situé en aval.

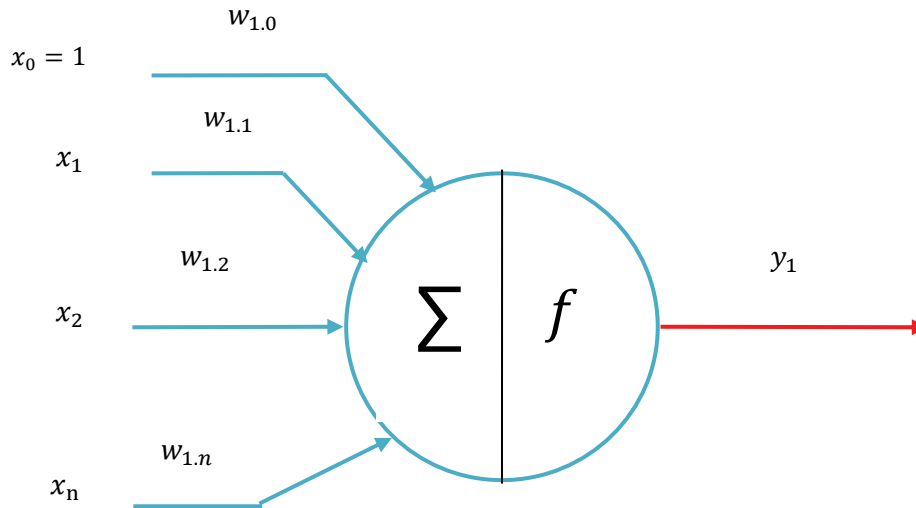


Figure II- 2: Structure d'un neurone formel

$$y_1 = f\left(\sum_{i=1}^n W_{1,i}x_i + W_{1,0}\right) \tag{2.1}$$

$x_i = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$: représentent le vecteur d'entrée.

$W_{1,1}, W_{1,2}, \dots, W_{1,n}$: représentent les poids.

f : représente la fonction d'activation.

y_1 : représente la sortie du neurone.

Neurone biologique	Neurone formel
Dendrite	Signal
Synapses	Poids
Soma	Fonction d'activation
Axone	Signal de sortie

Tableau II-1: Le neurone biologique et formel

II-5) Les fonctions d'activation

II-5-1) La fonction binaire

La fonction binaire est une fonction linéaire dont la sortie est égale à 1 ou 0 selon le signe de la valeur d'entrée. Son expression mathématique est donnée par l'équation ci-dessous.

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x > 0 \\ 0 & \text{si } x < 0 \end{cases} \tag{2.2}$$

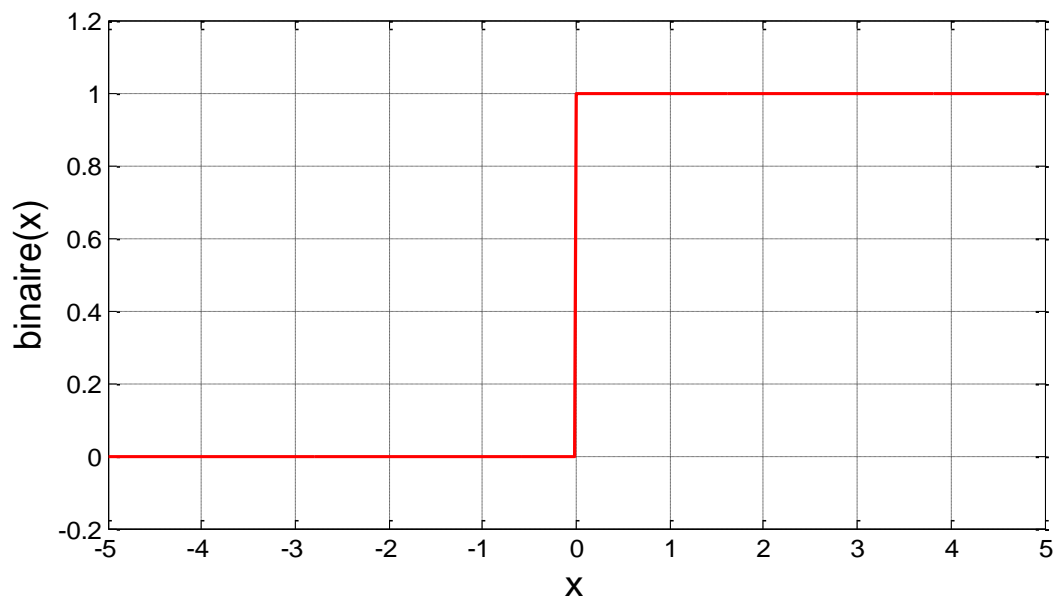


Figure II- 3: La fonction d'activation binaire

II-5-2) La fonction signe

La fonction signe est une fonction linéaire dont la valeur de sortie est égale à 1 ou -1 selon le signe de la valeur d'entrée. Son expression est donnée par l'équation ci-dessous.

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x > 0 \\ -1 & \text{si } x < 0 \end{cases} \quad (2.3)$$

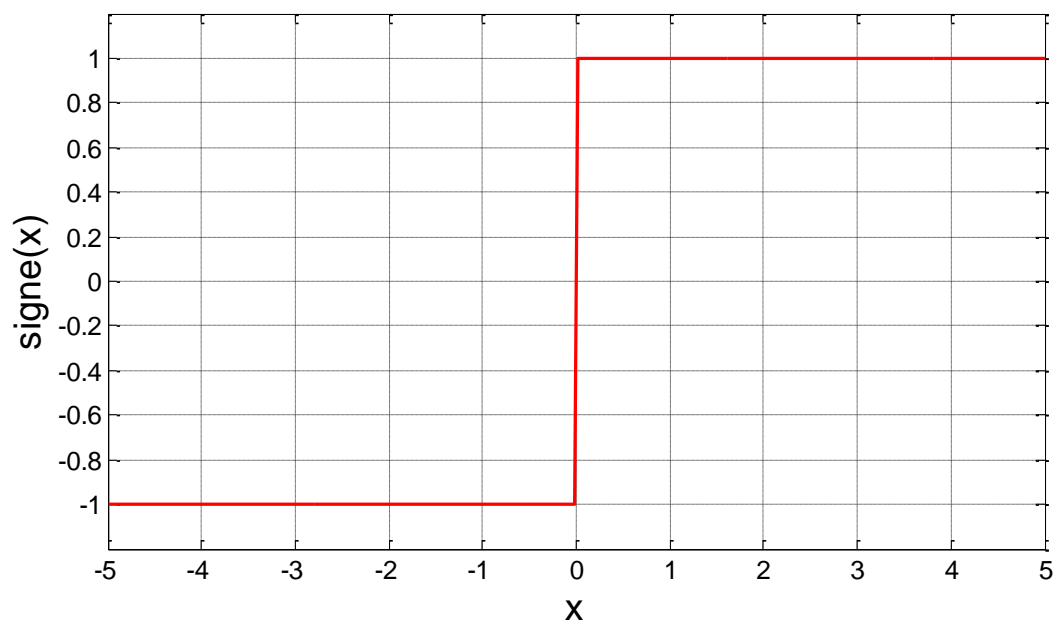


Figure II- 4: la fonction d'activation signe

II-5-3) la fonction linéaire

Cette fonction est très utilisée surtout dans la couche de sortie des réseaux de neurones.

Son expression mathématique est donnée par :

$$f(x) = x \quad (2.4)$$

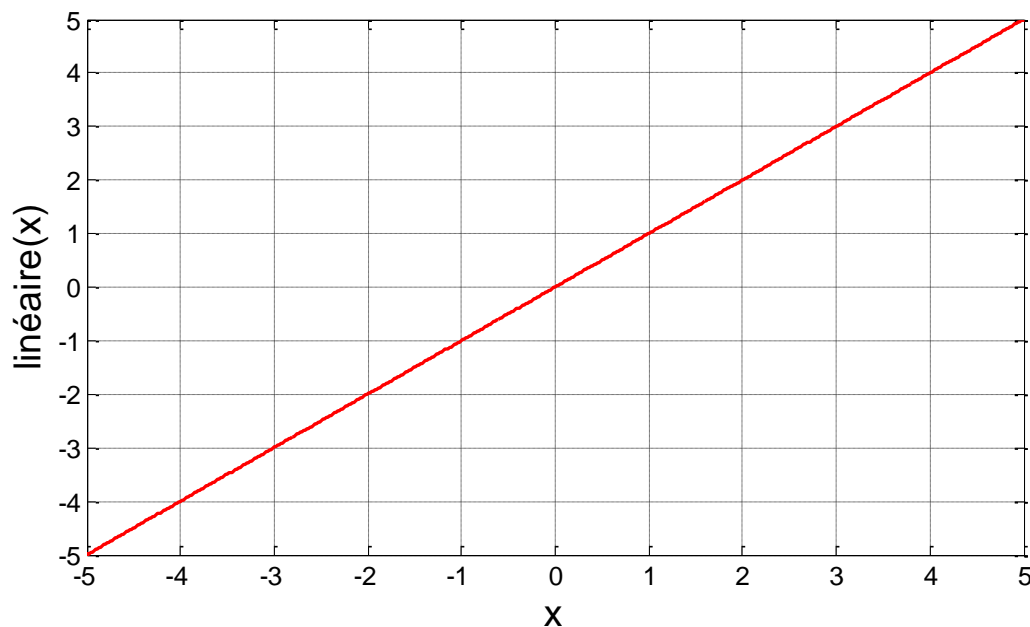


Figure II- 5: La fonction d'activation linéaire

II-5-4) la fonction linéaire positive

La fonction linéaire positive est une fonction dont la sortie est égale à l'entrée pour les valeurs d'entrées positives, et égale à 0 pour les valeurs négatives.

Son expression mathématique est donnée par l'équation ci-dessous.

$$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ x & \text{si } x \geq 0 \end{cases} \quad (2.5)$$

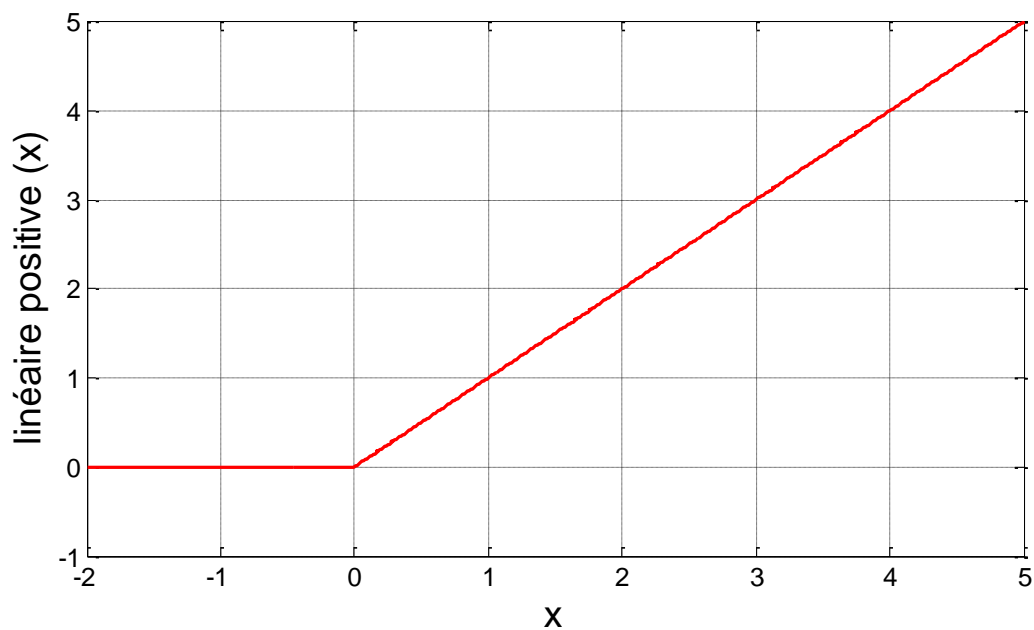


Figure II- 6: La fonction d'activation linéaire positive

II-5-5) La fonction linéaire avec saturation

L'expression mathématique de la fonction d'activation linéaire avec saturation est donnée comme suit :

$$f(x) = \begin{cases} 1, & \text{si } x \geq a \\ \frac{1}{a}x, & \text{si } -a < x < a \\ -1, & \text{si } x \leq -a \end{cases} \quad (2.6)$$

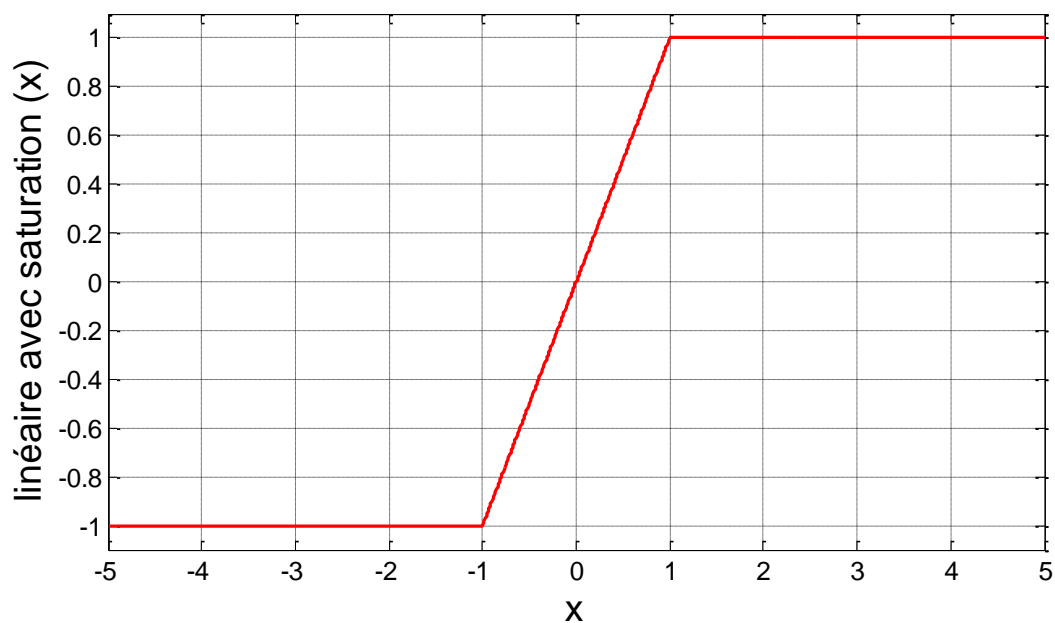


Figure II- 7: La fonction d'activation linéaire avec saturation

II-5-6) La fonction sigmoïde

La fonction sigmoïde est une fonction non linéaire très utilisée dans la couche cachée d'un réseau de neurone MLP, sa valeur varie entre 0 et 1.

Son modèle mathématique s'écrit comme :

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.7)$$

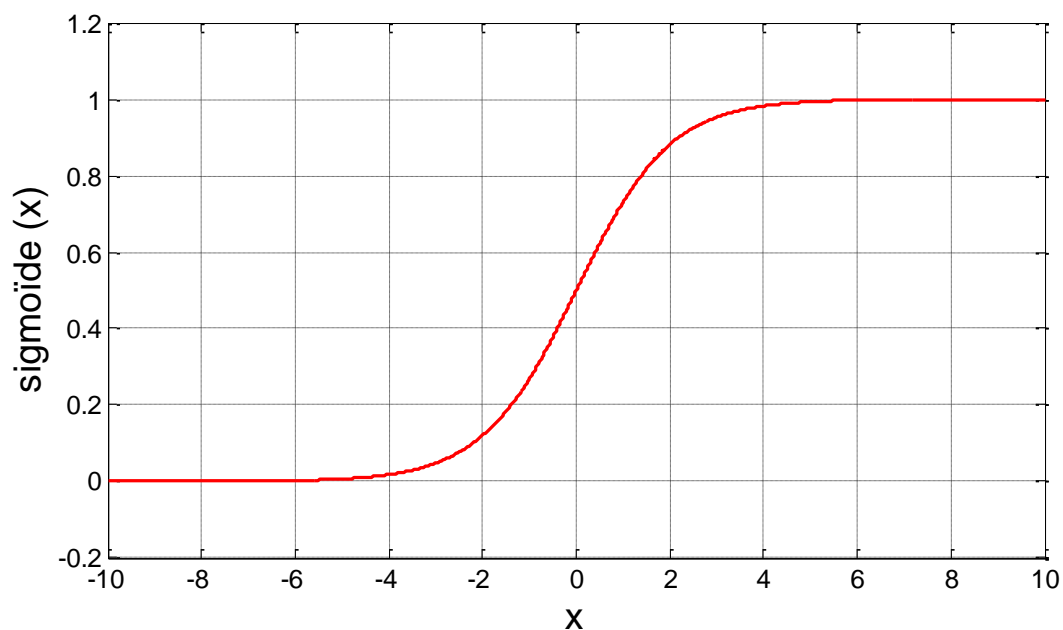


Figure II- 8 : La fonction d'activation sigmoïde

II-5-7) La fonction d'activation tangente hyperbolique

La fonction tangente hyperbolique est aussi une fonction non linéaire très utilisée dans la couche cachée d'un réseau de neurone MLP, sa valeur varie entre -1 et 1.

Son modèle mathématique s'écrit comme :

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2.8)$$

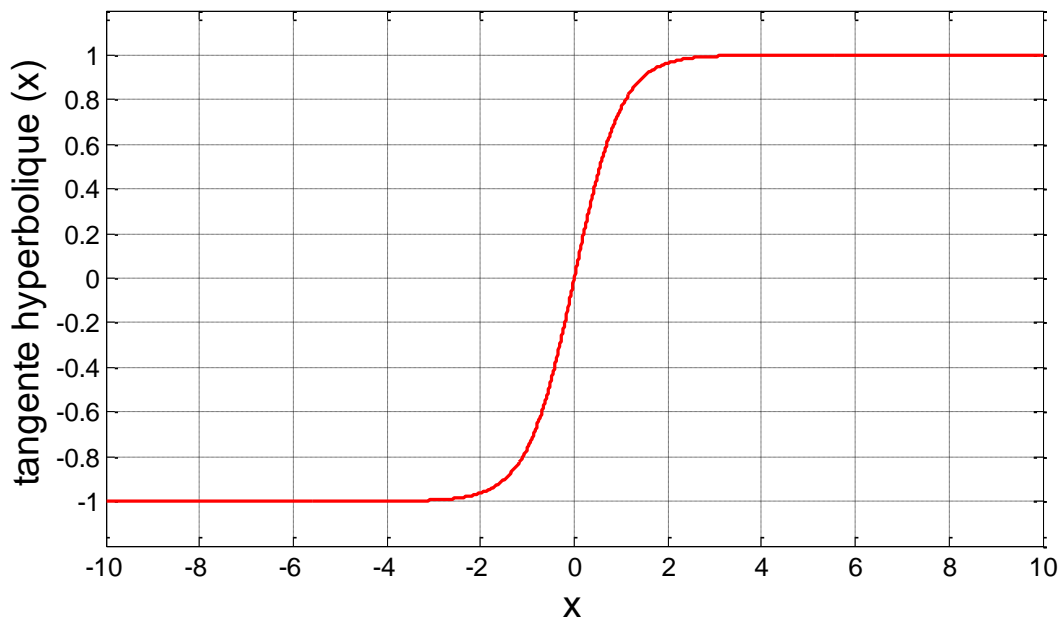


Figure II- 9: La fonction d'activation tangente hyperbolique

On veut déterminer la dérivée des fonctions d'activation sigmoïde et tangente hyperbolique en fonction de leurs fonctions elles-mêmes.

La fonction sigmoïde :

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.9)$$

La dérivée de la fonction sigmoïde en fonction de la fonction elle-même est:

$$\dot{f} = a(1 - f)f \quad (2.10)$$

La fonction tangente hyperbolique :

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2.11)$$

La dérivée de la fonction tangente hyperbolique en fonction de la fonction elle-même est:

$$\dot{f} = a(1 - f^2) \quad (2.12)$$

II-6) Structure des réseaux de neurones MLP

Le réseau MLP (Multi Layer Perceptron) est le réseau de neurones le plus connu. Il est une extension du célèbre Perceptron avec une ou plusieurs couches intermédiaires [20] appelées couches cachées. La figure 10 illustre un réseau de neurones avec n entrées dans la couche d'entrée, m neurones dans la couche cachée et r neurones dans la couche de sortie. Les réseaux de neurones MLP sont très utilisés pour identifier les systèmes et approximer les fonctions non linéaires.

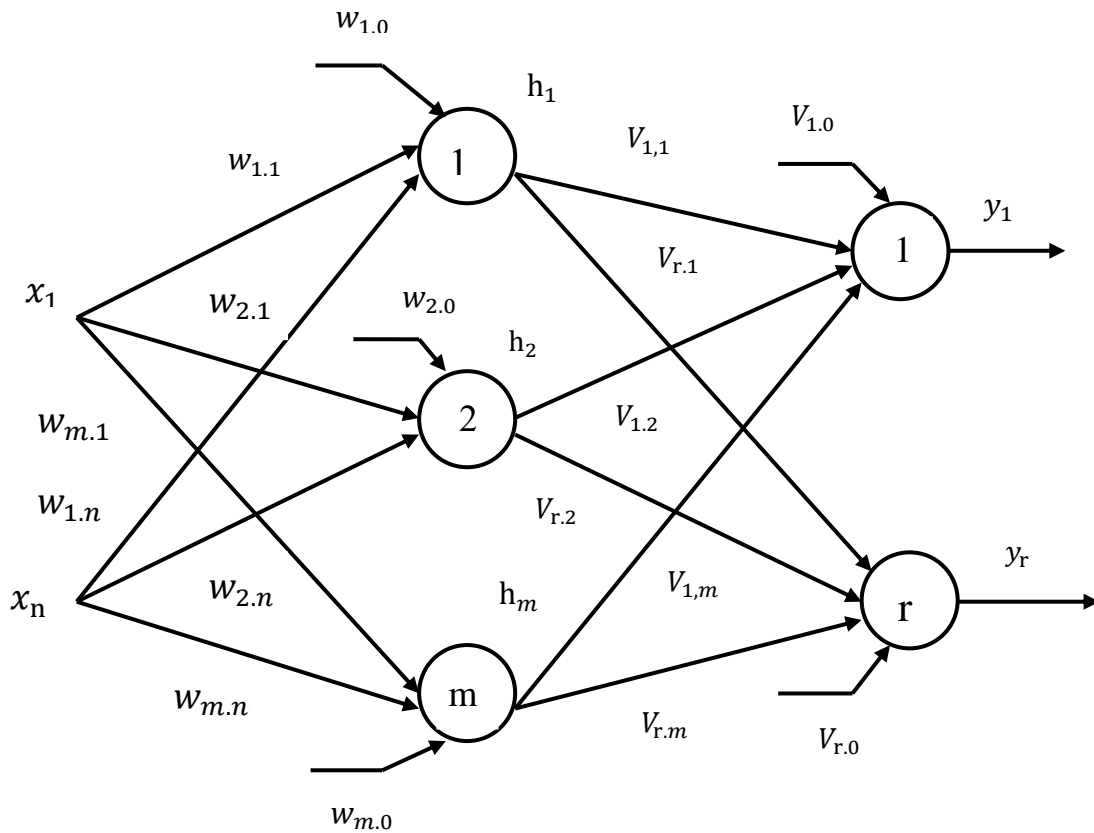


Figure II- 1 : Structure d'un réseau MLP

La $j^{\text{ème}}$ sortie du neurone de la couche cachée est:

$$h_m = f \left(\sum_{i=0}^n W_{m,i} x_i \right) \quad (2.13)$$

$x_i = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$: représente le vecteur d'entrée du réseau de neurones.

$W_{m,i}$: représente les poids et les biais entre la couche d'entrée et la couche cachée.

La fonction f représente la fonction d'activation de la couche cachée.

Le vecteur de sortie de la couche cachée décrit par l'équation suivante:

$$h_j = f \left(\sum_{i=0}^n W_{j,i} x_i \right) \quad (2.14)$$

La $K^{ème}$ sortie du neurone de la couche de sortie est:

$$y_r = g \left(\sum_{j=0}^m V_{r,j} h_j \right) \quad (2.15)$$

$V_{r,j}$: représente les poids et les biais entre la couche cachée et la couche de sortie.

La fonction g représente la fonction d'activation de la couche de sortie.

Le vecteur de sortie du réseau de neurones MLP est:

$$y_k = g \left(\sum_{j=0}^m V_{k,j} h_j \right) = g \left(\sum_{j=0}^m V_{k,j} f \left(\sum_{i=0}^n W_{j,i} x_i \right) \right) \quad (2.16)$$

II-7) L'apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage est défini comme étant un changement opéré dans la mémoire du réseau. Cette modification affecte les poids synaptiques et les biais des neurones.

L'apprentissage permet d'améliorer des performances futures du réseau sur la base d'une connaissance acquise au fur et à mesure des expériences passées.

Le mécanisme d'apprentissage diffère la tâche utilisée par le réseau. Il existe principalement deux types d'apprentissage différents :

- * L'apprentissage supervisé.
- * L'apprentissage non supervisé.

II-7-1) L'apprentissage supervisé

Il se fait en présence d'un superviseur qui dirige le comportement du réseau en lui donnant les couples d'entrées et leurs sorties désirées. Donc l'apprentissage consiste à comparer le résultat obtenu avec le résultat désiré, puis ajuster les poids pour minimiser la différence entre la sortie désirée et celle de réseau de neurones[22].

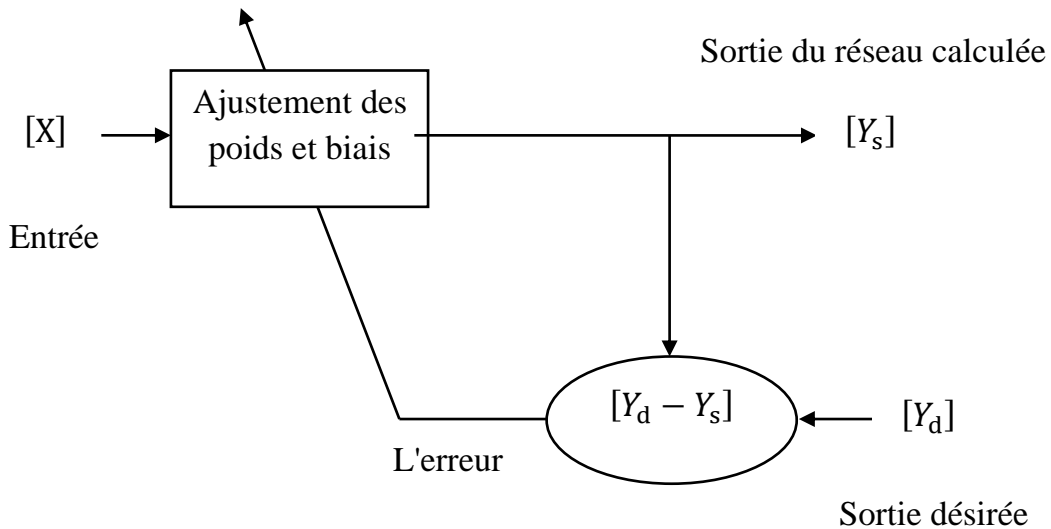


Figure II- 2: Schéma de l'apprentissage supervisé

II-7-2) Apprentissage non supervisé

L'apprentissage non supervisé nécessite seulement la présence des entrées. Cet entraînement se fait sur la base d'informations locales existant aux niveaux des neurones et découvre les propriétés collectives qui existent entre les données sur la base desquelles le réseau doit s'organiser pour produire une sortie désirée [22].

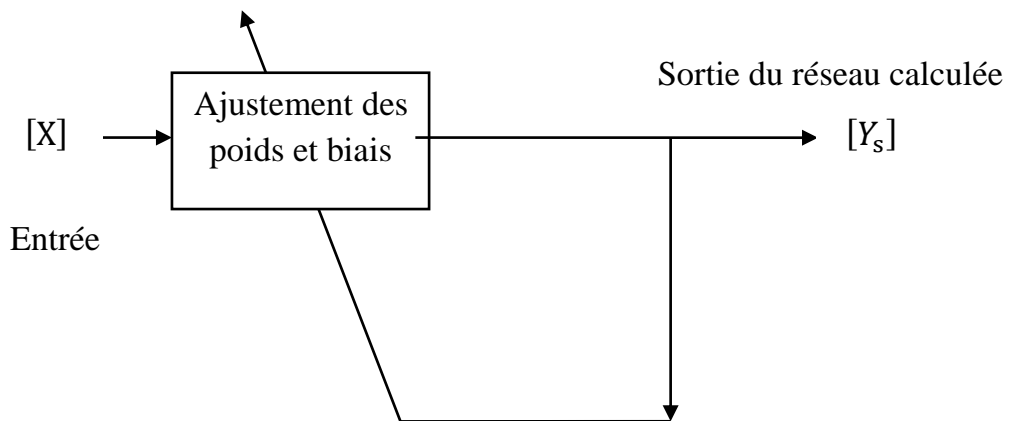


Figure II- 3: Schéma de l'apprentissage non supervisé

II-8) L'algorithme de rétro-propagation

Dans les réseaux de neurones MLP, la détermination des meilleurs poids se fait en deux phases : la propagation vers l'avant (feedforward) et ensuite la rétro-propagation des erreurs (back propagation).

Dans la première phase, l'initialisation des poids des neurones se fait d'une manière aléatoire, ensuite on calcule les sorties pour l'ensemble des données d'apprentissage.

Les paramètres du réseau de neurones sont ajustés à l'aide de l'algorithme rétro propagation afin de minimiser la fonction de performance E :

$$E(k) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^r (e(k))^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^r (y(k) - y_{nn}(k))^2 \quad (2.17)$$

y : représente la sortie mesurée.

y_{nn} : représente la sortie du réseau neuronal.

L'idée de la rétro-propagation consiste à faire circuler l'information sur la dérivée de la fonction d'erreur à partir de la couche de sortie, où l'erreur de prédiction est connue, jusqu'à la couche d'entrée. Pour ce faire, il faut exprimer la dérivée de la fonction d'erreur en fonction de l'information donnée par les couches suivantes. De cette façon, les valeurs attendues de la couche de sortie sont rétro-propagées vers l'entrée.

Le mise à jour des paramètres du réseau de neurones MLP : $W_{j,i}$ et $V_{k,j}$ peut être exprimé comme suit:

Mise à jour des poids entre la couche cachée et la couche de sortie :

$$V_{k,j}(k+1) = V_{k,j}(k) + \Delta V_{k,j} \quad (2.18)$$

Mise à jour des poids entre la couche d'entrée et la couche cachée:

$$W_{j,i}(k+1) = W_{j,i}(k) + \Delta W_{j,i} \quad (2.19)$$

Avec :

$$\Delta V_{k,j} = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial V_{k,j}(k)} \quad (2.20)$$

$$\Delta W_{j,i} = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial W_{j,i}} \quad (2.21)$$

η : représente le taux d'apprentissage du réseau de neurones.

La dérivée de la fonction de performance par rapport au poids $V_{k,j}$ peut être exprimée par la relation suivante :

$$\Delta V_{k,j} = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial V_{k,j}(k)} = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial y_{nn}(k)} \frac{\partial y_{nn}(k)}{\partial V_{k,j}(k)} \quad (2.22)$$

La dérivée de la fonction de performance $E(k)$ par rapport la sortie du réseau de neurone $y_{nn}(k)$ est:

$$\frac{\partial E(k)}{\partial y_{nn}(k)} = -e(k) \quad (2.23)$$

La dérivée de la sortie du réseau de neurone $y_{nn}(k)$ par rapport au poids $V_{k,j}$ dépend de la fonction d'activation entre la couche cachée et la couche de sortie :

$$\frac{\partial y_{nn}(k)}{\partial V_{k,j}(k)} = \delta_k \quad (2.24)$$

Donc, la mise à jour des poids entre la couche cachée et la couche de sortie est:

$$V_{k,j}(k+1) = V_{k,j}(k) + \eta e(k) \delta_k \quad (2.25)$$

La dérivée de la fonction de performance par rapport au poids $W_{j,i}$ peut être exprimée par la relation suivante :

$$\Delta W_{j,i} = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial W_{j,i}(k)} = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial y_{nn}(k)} \frac{\partial y_{nn}(k)}{\partial h_j(k)} \frac{\partial h_j(k)}{\partial W_{j,i}(k)} \quad (2.26)$$

La dérivée la sortie du réseau de neurone $y_{nn}(k)$ par rapport à la sortie de la couche cachée $h_j(k)$ dépend de la fonction d'activation entre la couche cachée et la couche de sortie :

La dérivée de la sortie de la couche cachée $h_j(k)$ par rapport au poids $W_{j,i}$ dépend de la fonction d'activation entre la couche d'entrée et la couche cachée:

Donc, la mise à jour des poids entre la couche d'entrée et la couche cachée est:

$$V_{k,j}(k+1) = V_{k,j}(k) + \eta e(k) \delta_j \quad (2.27)$$

Si on considère que :

* La fonction d'activation entre la couche d'entrée et la couche cachée est la fonction sigmoïde.

* La fonction d'activation entre la couche cachée et la couche de sortie est la fonction linéaire.

$$\Delta V_{k,j} = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial V_{k,j}(k)} = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial y_{nn}(k)} \frac{\partial y_{nn}(k)}{\partial V_{k,j}(k)} = \eta e(k) h_j \quad (2.28)$$

Donc, la mise à jour des poids entre la couche cachée et la couche de sortie est:

$$V_{k,j}(k + 1) = V_{k,j}(k) + \eta e(k) h_j \quad (2.29)$$

$$\Delta W_{j,i} = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial W_{j,i}(k)} = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial y_{nn}(k)} \frac{\partial y_{nn}(k)}{\partial h_j(k)} \frac{\partial h_j(k)}{\partial W_{j,i}(k)} = \eta \sum_{k=1}^r [V_{k,j} e(k)] (1 - h_j) h_j x_i \quad (2.30)$$

Donc, la mise à jour des poids entre la couche cachée et la couche de sortie est:

$$W_{j,i}(k + 1) = W_{j,i}(k) + \eta \sum_{k=1}^r [V_{k,j} e(k)] (1 - h_j) h_j x_i \quad (2.31)$$

II-9) Le réseau de neurones RBF

Le réseau de neurones RBF (Radial Base Function) a été inventé par Lowe et Broomhead.

L'architecture d'un réseau de neurones RBF est constituée de trois couches: la couche d'entrée, la couche cachée avec la fonction d'activation gaussienne et la couche de sortie dont les neurones sont généralement animés par une fonction d'activation linéaire [23]. Les réseaux RBF sont utilisés notamment l'approximation des systèmes non linéaires, la classification. Par rapport un réseau de neurones MLP, le réseau de RBF présente deux avantages : sa vitesse d'apprentissage est plus rapide et il permet d'éviter le problème du minimum local.

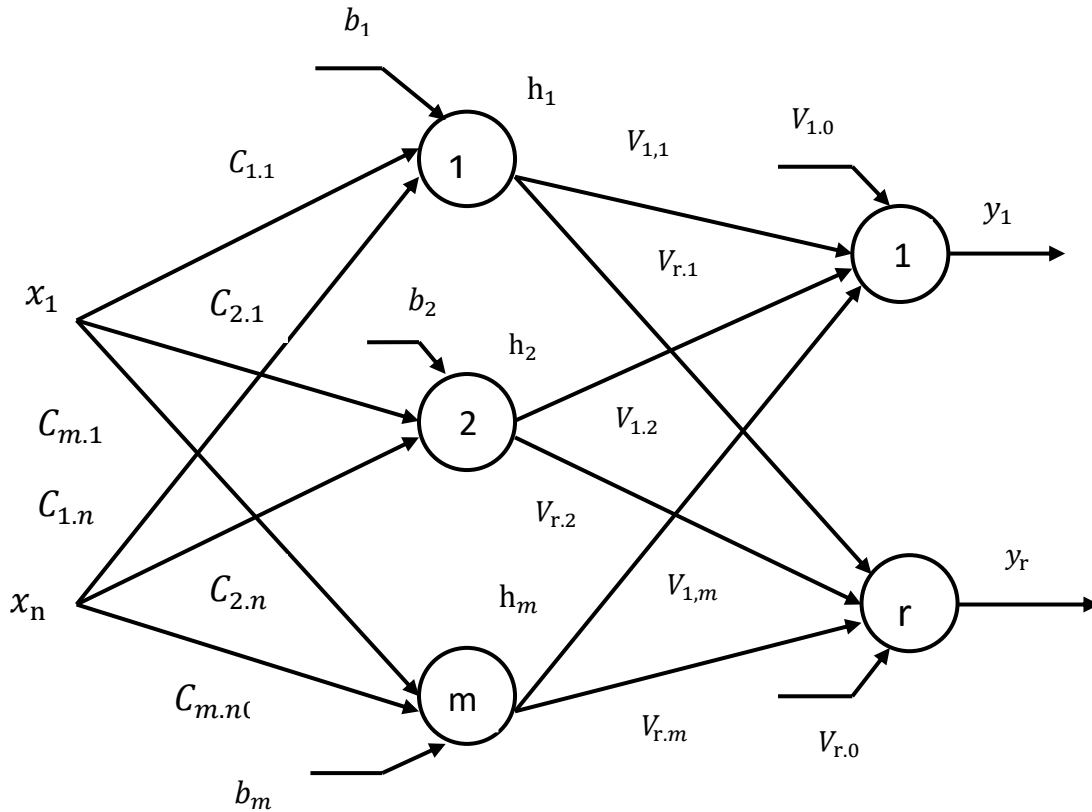


Figure II- 4: Structure d'un réseau de neurones RBF

La vecteur de sortie de la couche cachée est:

$$h_j = \exp\left(-\frac{\|X - C_{j,i}\|^2}{2b^2}\right) \quad (2.32)$$

$X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$: représente le vecteur d'entrée du réseau de neurones RBF.

$C_{j,i}$ et b_j : représentent les poids et les biais entre la couche d'entrée et la couche cachée.

La sortie du réseau de neurone RBF est décrite par l'équation suivante:

$$y_k(k) = \sum_{j=1}^m V_{k,j} \cdot h_j \quad (2.33)$$

$V_{k,j}$: représente les poids entre la couche cachée et la couche de sortie.

Les paramètres du réseau de neurones RBF sont ajustés à l'aide de l'algorithme rétro propagation afin de minimiser la fonction de performance E (l'erreur entre la sortie système et celle du réseau de neurones RBF).

$$E(k) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^r (e(k))^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^r (y(k) - y_{RBF}(k))^2 \quad (2.34)$$

y : représente la sortie mesurée.

y_{RBF} : représente la sortie du réseau neuronal RBF.

Le mise à jours des paramètres du réseau de neurones RBF : $C_{j,i}$, b_j et $V_{k,j}$ peut être exprimé comme suit:

$$C_{j,i}(k+1) = C_{j,i}(k) + \Delta C_{j,i} \quad (2.35)$$

$$b_j(k+1) = b_j(k) + \Delta b_j \quad (2.36)$$

$$V_{k,j}(k+1) = V_{k,j}(k) + \Delta V_{k,j} \quad (2.37)$$

η : représente le taux d'apprentissage du réseau de neurones.

$$\Delta C_{j,i} = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial C_{j,i}(k)} = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial y_{RBF}(k)} \frac{\partial y_{RBF}(k)}{\partial h_j} \frac{\partial h_j}{\partial C_{j,i}(k)} = \eta e(k) V_{k,j} h_j \frac{X - C_{j,i}}{b_j^2} \quad (2.38)$$

$$\Delta b_j = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial b_j(k)} = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial y_{RBF}(k)} \frac{\partial y_{RBF}(k)}{\partial h_j} \frac{\partial h_j}{\partial b_j(k)} = \eta e(k) V_{k,j} h_j \frac{\|X - C_{j,i}\|^2}{b_j^3} \quad (2.39)$$

$$\Delta V_{k,j} = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial V_{k,j}(k)} = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial y_{RBF}(k)} \frac{\partial y_{RBF}(k)}{\partial V_{k,j}(k)} = \eta e(k) h_j \quad (2.40)$$

II-10) Le réseau de neurones récurrents

Le réseau de neurone MLP est très utile lorsque les entrées sont constantes, mais il ne peut s'adapter à des séries de longueur inégales comme la parole ou le texte. Les réseaux neuronaux récurrents (Récurrent Neural Networks) ont été créés pour résoudre ce problème[24].

Un réseau de neurones récurrents est un réseau de neurones artificiels qui présente des connexions récurrentes. Ils sont bien adaptés pour des données d'entrée de taille variable. Ils

conviennent en particulier pour l'analyse de séries temporelles, la reconnaissance automatique de la parole ou de l'écriture, la reconnaissance de formes.

Un réseau de neurones récurrents est constitué d'unités (neurones) interconnectées interagissant non-linéairement et pour lequel il existe au moins un cycle dans la structure. Les unités sont reliées par des arcs (synapses) qui possèdent un poids. La sortie d'un neurone est une combinaison non linéaire de ses entrées.

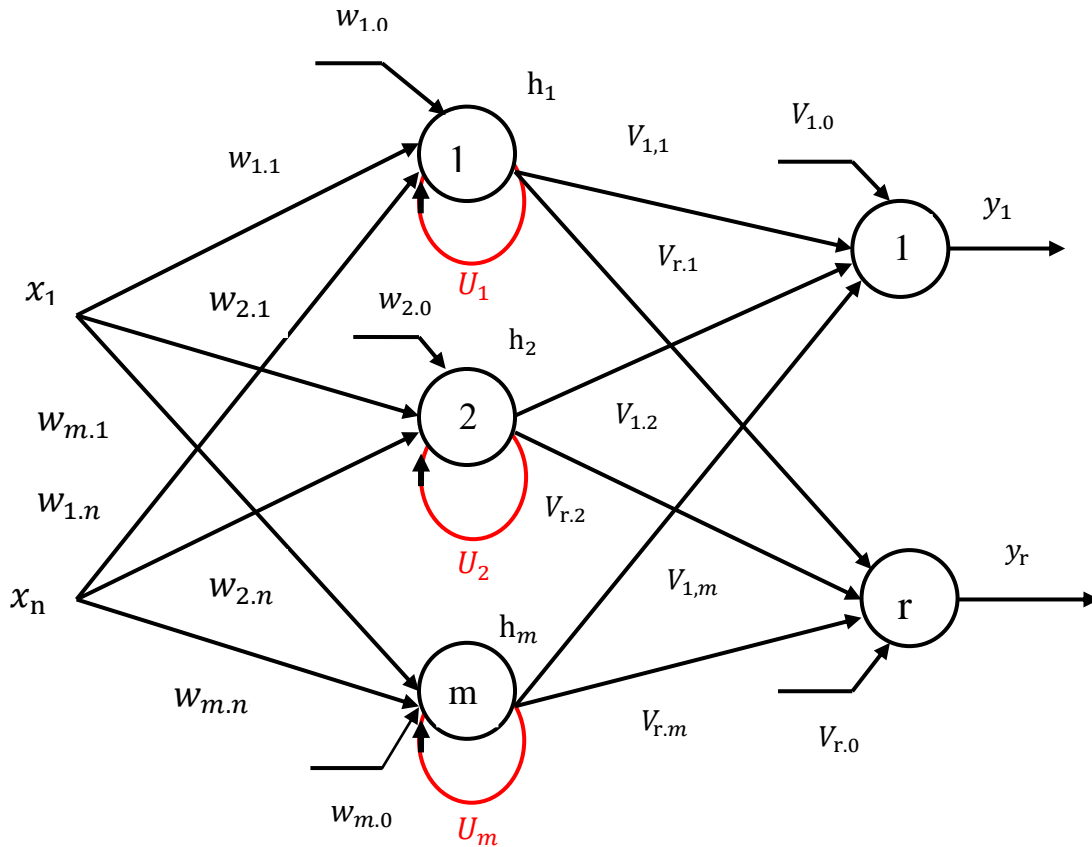


Figure II- 5: Exemple d'un réseau de neurones récurrent

Le vecteur de sortie de la couche cachée décrit par l'équation suivante:

$$h_j = f \left(\sum_{i=0}^n W_{j,i} x_i + U_j h_j^{t-1} \right) \quad (2.41)$$

$x_i = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$: représente le vecteur d'entrée du réseau de neurones.

$W_{m,i}$ et U_j : représentent les poids et les biais entre la couche d'entrée et la couche cachée.

h_j^{t-1} : représente l'ancien vecteur de sortie de la couche cachée.

La fonction f représente la fonction d'activation de la couche cachée.

Le vecteur de sortie du réseau de neurones récurrent est:

$$y_k = g \left(\sum_{j=0}^m V_{k,j} h_j \right) = g \left(\sum_{j=0}^m V_{k,j} f \left(\sum_{i=0}^n W_{j,i} x_i + U_j h_j^{t-1} \right) \right) \quad (2.42)$$

$V_{r,j}$: représente les poids et les biais entre la couche cachée et la couche de sortie.

La fonction g représente la fonction d'activation de la couche de sortie.

L'algorithme d'apprentissage des réseaux de neurones récurrents sont les mêmes pour les réseaux classiques (rétro-propagation du gradient) avec un peu complexité, néanmoins les réseaux de neurones récurrents se heurtent au problème de disparition du gradient pour apprendre à mémoriser des évènements passés la de cette étude augmente très rapidement avec le nombre de neurones.

II-11) Conclusion

Ce chapitre était consacré à l'étude de la technique des réseaux de neurones. On a commencé ce chapitre par un aperçu générale sur l'historique des l'évolution des réseaux de neurones, les notions de bases : neurones biologique et formel, les fonctions d'activations. Ensuite, on a cité les différents types les réseaux neurones : les réseaux de neurones MLP, les réseaux de neurones RBF et les réseaux de neurones récurrents. On a étudié aussi l'algorithme de rétro-propagation pour les réseaux de neurones MLP et RBF.

Chapitre III :

**Commande par mode
glissant basée sur la
technique de réseau de
neurones**

III-1) Introduction

Les moteurs à courant continu sont des machines à courant continu transformant l'énergie électrique en énergie mécanique créant une rotation.

Les moteurs à courant continu sont généralement employés dans des domaines spécifiques. Par exemple, nous les retrouvons dans les domaines de la traction, du levage et du positionnement pour les fortes puissances. Mais il est également envisageable d'employer ce dernier lorsqu'un système utilise une source d'énergie autonome (pile ou batterie).

Le moteur à courant continu se compose de deux parties distinctes ; la première est la partie fixe l'inducteur (ou également appelée le stator) et la seconde est la partie tournante : l'induit (ou aussi appelée le rotor).

On peut détailler le principe de fonctionnement du moteur à courant continu comme suite : lorsque le bobinage d'un inducteur du moteur est alimenté par un courant, sur le même principe qu'un aimant permanent, il crée un champ magnétique (flux d'excitation) de direction nord-sud. Une spire capable de tourner sur l'axe de rotation est placée dans le champ magnétique.

De plus, les deux conducteurs formant la spire sont chacun raccordé électriquement à un demi collecteur et alimenté en courant continu via deux balais. D'après la loi de Laplace, tout conducteur parcouru par un courant et placé dans un champ magnétique est soumis à une force. Les conducteurs de l'induit placés de part et d'autre de l'axe des balais (ligne neutre) sont soumis à des forces F égales mais de sens opposé en créant un couple moteur, l'induit se met donc à tourner.

Dans ce chapitre, nous allons appliquer la commande par mode glissant basée sur la technique des réseaux de neurones artificiels sur un moteur à courant continu afin d'étudier les performances de cette commande.

III-2) Modélisation et simulation du moteur à courant continu

Le schéma d'un moteur à courant continu est illustré à la figure ci-dessous. La variable V est la tension d'alimentation du moteur DC, E est la force électromotrice du moteur, R et L sont la résistance et l'inductance d'induit.

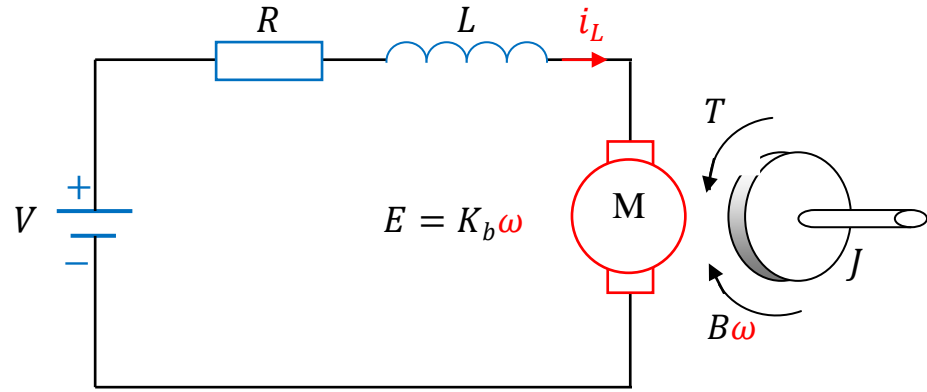


Figure III.1: Schéma d'un moteur DC

Les équations électrique et mécanique d'un moteur à courant continu sont données par :

$$V = Ri_L(t) + L \frac{di_L(t)}{dt} + E = Ri_L(t) + L \frac{di_L(t)}{dt} + K_b \omega(t) \quad (3.1)$$

$$J \frac{d\omega(t)}{dt} + B\omega(t) = T(t) = K_T i_L(t) \quad (3.2)$$

A partir des deux équations ci-dessus, on peut écrire :

$$\begin{cases} \frac{di_L(t)}{dt} = \frac{1}{L} (V - Ri_L(t) - K_b \omega(t)) \\ \frac{d\omega(t)}{dt} = \frac{1}{J} (K_T i_L(t) - B\omega(t)) \end{cases} \quad (3.3)$$

La représentation d'état du moteur DC est :

$$\begin{cases} \begin{pmatrix} \frac{d\omega(t)}{dt} \\ \frac{di_L(t)}{dt} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{-B}{J} & \frac{K_T}{J} \\ \frac{-K_b}{L} & \frac{-R}{L} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \omega(t) \\ i_L(t) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ \frac{1}{L} \end{pmatrix} V \\ y = (1 \quad 0) \begin{pmatrix} \omega(t) \\ i_L(t) \end{pmatrix} \end{cases} \quad (3.4)$$

Les valeurs des paramètres du moteur à courant continu qui ont été utilisés dans la simulation et la commande sont indiquées dans le tableau ci-dessous.

paramètres	valeurs
La tension	V= 10 (v)
Résistance	R= 0.4 (Ω)
L'inductance	L= 2.7 (H)
Inertie ramené sur l'axe du moteur	J= 0.0004 ($\text{Kg} \cdot \text{m}^2/\text{s}^2$)

Constante de couple	$K_T = 0.015 (N.m/A)$
Coefficient de La fem	$K_b = 0.05 (V.s/rad)$
Paramètre de frottement	$B = 0.0022 (N.m.s/rad)$
Vitesse de rotation du moteur	W
Le courant absorbé de la moteur	il

Tableau III-1 : Valeurs des paramètres du moteur

La représentation d'état avec des paramètres utilisée est :

$$\begin{pmatrix} \frac{d\omega(t)}{dt} \\ \frac{di_L(t)}{dt} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -5.5 & 37.5 \\ -0.01852 & -0.1481 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \omega(t) \\ i_L(t) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ 0.3704 \end{pmatrix} V \quad (3.5)$$

En se basant sur la représentation d'état du moteur DC, on peut déterminer la fonction de transfert comme suit .

$$A = [-5.5 \quad 37.5 ; -0.01852 \quad -0.1481], \quad B = [0 ; 0.3704], \quad C = [1 \quad 0], \quad D = [0].$$

$$\frac{\omega(p)}{V(p)} = \frac{13.89}{p^2 + 5.648p + 1.509} \quad (3.6)$$

Le montage suivant représente la modélisation du moteur DC en boucle ouvert réalisé sous Matlab.

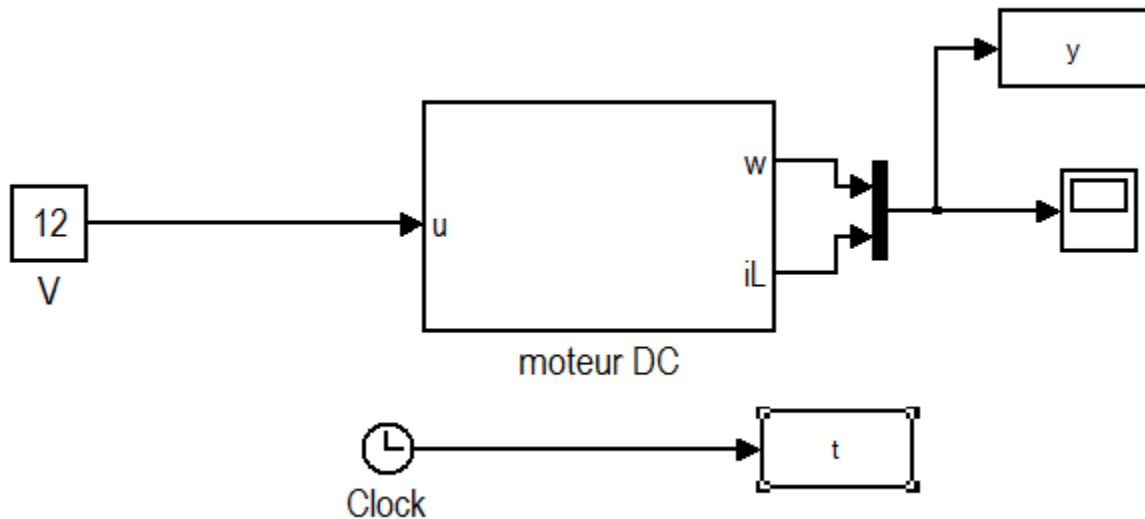


Figure III.2: Schéma du moteur DC

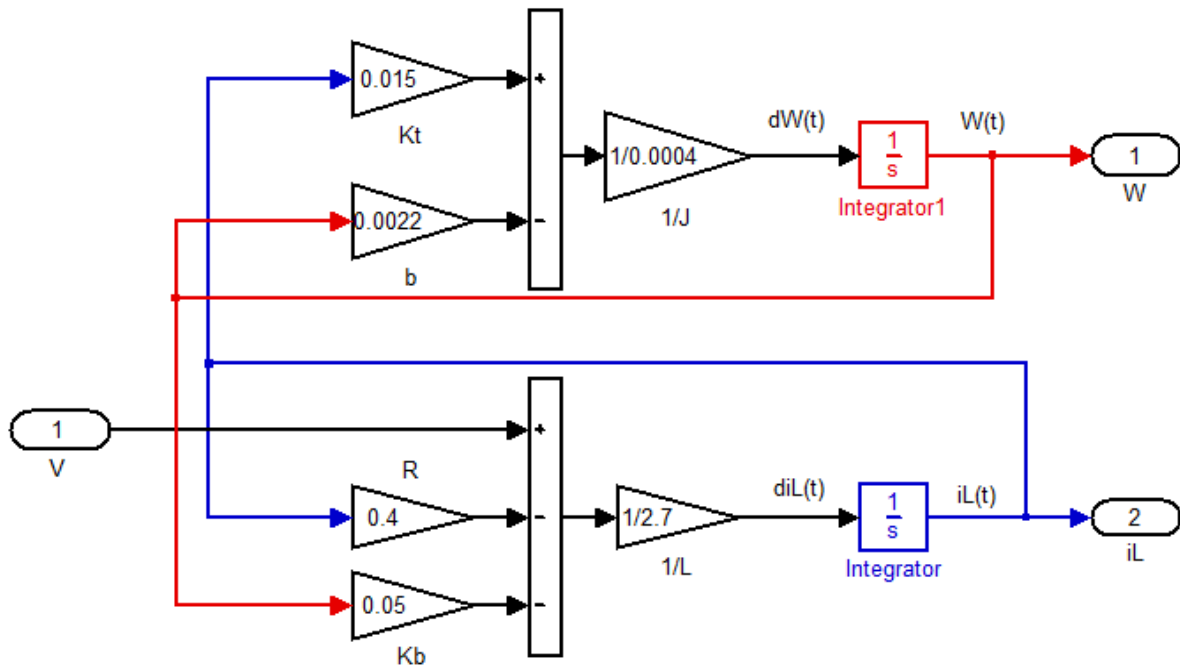


Figure III.3: Modélisation du moteur DC

La réponse du système en boucle ouverte (vitesse de rotation du moteur) c'est-à-dire l'entrée de moteur à courant continu est maintenue à une valeur constante 12V et la sortie n'est pas contrôlée.

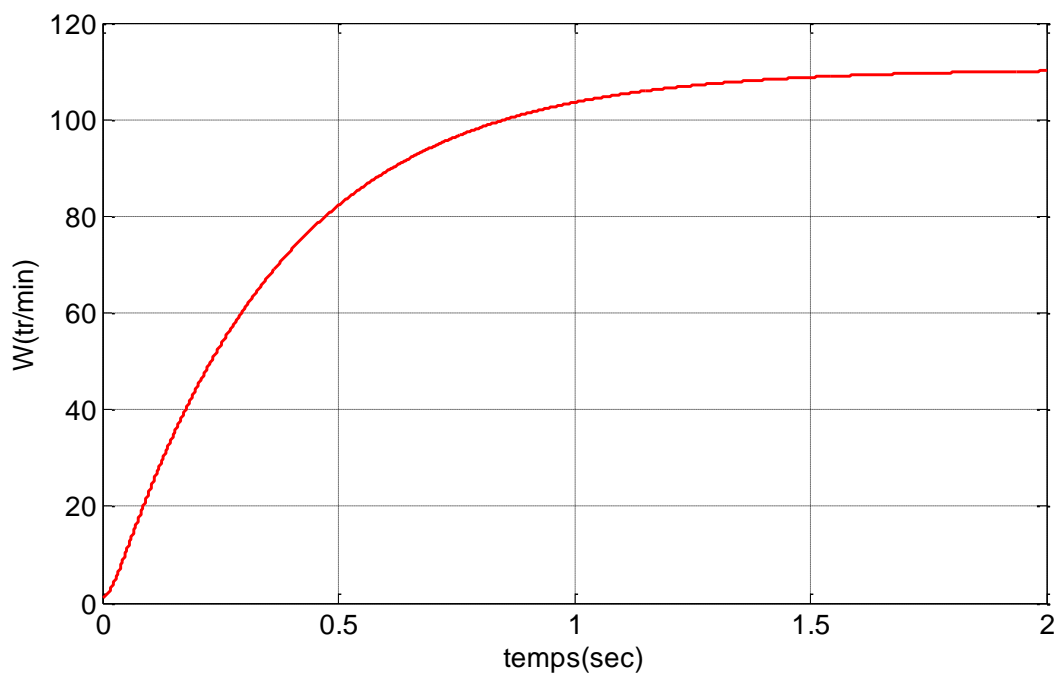


Figure III.4: Vitesse de rotation du moteur

En régime permanent, la vitesse de rotation du moteur atteint une valeur $\omega = 110 \text{ tr/min}$.

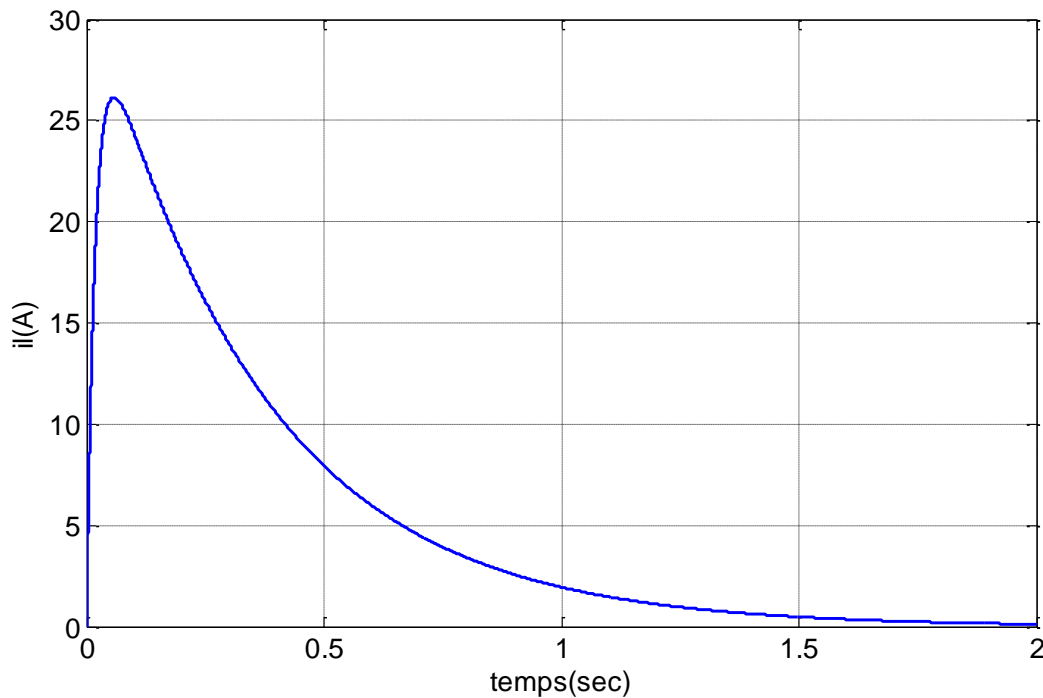


Figure III.5: Courant absorbée par le moteur

Le courant absorbé par le moteur à courant continu commence progressive et diminue jusqu'à atteindre une valeur constante $i_L = 0.17A$.

En remarque la sortie du moteur qui est la vitesse de rotation n'est pas contrôlée (système sans correction).

La vitesse de rotation du moteur doit être contrôlée, dans notre cas, la technique de commande par mode glissant sera utilisée pour commander la vitesse de rotation du moteur.

III-3) Commande d'un moteur DC par la commande par mode glissant

La théorie de mode glissant s'adapte bien pour la commande des moteurs à courant continu, cela est dû à la disponibilité des interrupteurs performants.

La technique de commande en mode glissant est utilisée pour commander un moteur à courant continu via sa tension d'alimentation.

D'après l'expression de la fonction de transfert dans l'équation (3.6), on peut en extraire la représentation dans le domaine temporel suivante :

$$\ddot{\omega}(t) + 5.648\dot{\omega}(t) + 1.509\omega(t) = 13.89V(t) \quad (3.7)$$

On considère que : $x_1 = \omega$, $x_2 = \dot{\omega}$, $u = V$, $y = x_1 = \omega$.

Alors le système peut être converti sous la forme canonique suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = \dot{\omega} \\ \dot{x}_2 = \ddot{\omega} = 13.89u - 5.648\dot{\omega} - 1.509\omega \end{cases} \quad (3.8)$$

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = 13.89u - 5.648x_2 - 1.509x_1 \end{cases} \quad (3.9)$$

1- La première étape dans la commande par mode glissant est la détermination de la surface de glissement.

La forme générale de la surface de glissement est :

$$S = \left(\frac{d}{dt} + \alpha \right)^{r-1} e = \left(\frac{d}{dt} + \alpha \right) e = \dot{e} + \alpha e \quad (3.10)$$

Avec:

e : représente l'erreur entre la vitesse de référence $\omega_{réf} = x_{1réf}$ et la vitesse actuelle $\omega = x_1$.

$$S = \dot{x}_{1réf} - \dot{x}_1 + \alpha(x_{1réf} - x_1) \quad (3.11)$$

La dérivée de la fonction de la surface de glissement est :

$$\dot{S} = \ddot{e} + \alpha\dot{e} = \ddot{x}_{1réf} - \ddot{x}_1 + \alpha(\dot{x}_{1réf} - \dot{x}_1) \quad (3.12)$$

$$\dot{S} = \ddot{x}_{1réf} - \dot{x}_2 + \alpha(\dot{x}_{1réf} - \dot{x}_1) \quad (3.13)$$

On remplace l'expression de \dot{x}_2 de l'équation (3.9) en l'équation (3.13).

$$\dot{S} = \ddot{x}_{1réf} - 13.89u + 5.648x_2 + 1.509x_1 + \alpha(\dot{x}_{1réf} - x_2) \quad (3.14)$$

2- La deuxième étape de la commande par mode glissant est l'établissement de la condition de convergence. Pour cela, on considère la fonction de Lyapunov suivante :

$$V(S) = \frac{1}{2}S^2 \quad (3.15)$$

Etant donné que : $V(0) = 0$ et $V(S) > 0, \forall S \neq 0$. Donc $V(S)$ est une fonction définie positive.

Pour garantir la condition de la stabilité, il faut que la dérivée de la fonction de Lyapunov doit être négative: $\dot{V}(S) < 0$.

La dérivée de la fonction de Lyapunov est :

$$\dot{V} = S\dot{S} \quad (3.16)$$

$$\dot{V} = S[\ddot{x}_{1réf} - 13.89u + 5.648x_2 + 1.509x_1 + \alpha(\dot{x}_{1réf} - x_2)] \quad (3.17)$$

3- La troisième étape consiste à déterminer l'expression de la loi de commande. La loi de commande de la technique de commande par mode glissant se divise en deux parties ; la commande équivalente et la commande discontinue :

$$u = u_{eq} + u_{dis} \quad (3.18)$$

* La commande équivalente u_{eq} elle est calculée en posant que la dérivée de la surface de glissement $\dot{S} = 0$.

$$\dot{S} = 0 \Rightarrow \ddot{x}_{1réf} - 13.89u_{eq} + 5.648x_2 + 1.509x_1 + \alpha(\dot{x}_{1réf} - x_2) = 0 \quad (3.19)$$

L'expression de la commande équivalente est :

$$u_{eq} = \frac{1}{13.89} (\ddot{x}_{1réf} + 5.648x_2 + 1.509x_1 + \alpha(\dot{x}_{1réf} - x_2)) \quad (3.20)$$

* La commande non linéaire discontinue u_{dis} choisie est la fonction signe (relais simple).

$$u_{dis} = K \text{sign}(S), \quad K > 0 \quad (3.21)$$

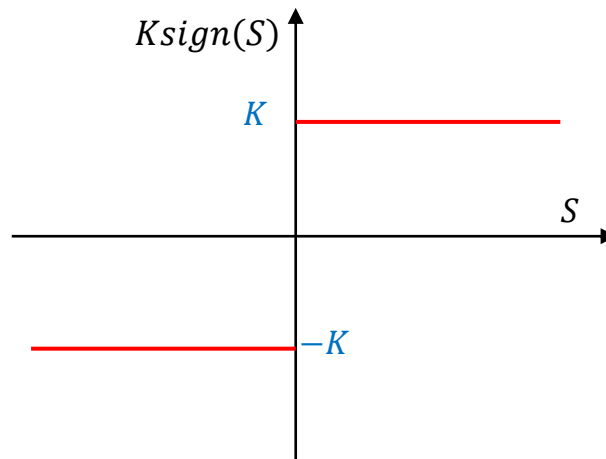


Figure III.6: Fonction signe

L'expression finale de la loi de commande par mode glissant est :

$$u = \frac{1}{13.89} (\ddot{x}_{1réf} + 5.648x_2 + 1.509x_1 + \alpha(\dot{x}_{1réf} - x_2)) + K \text{sign}(S) \quad (3.22)$$

Afin de vérifier la convergence et la stabilité de la loi de commande, on remplace l'équation (3.22) dans (3.17).

$$\begin{aligned} \dot{V} = S \left[\ddot{x}_{1réf} - 13.89 \left[\frac{1}{13.89} (\ddot{x}_{1réf} + 5.648x_2 + 1.509x_1 + \alpha(\dot{x}_{1réf} - x_2)) \right. \right. \\ \left. \left. + K \text{sign}(S) \right] + 5.648x_2 + 1.509x_1 + \alpha(\dot{x}_{1réf} - x_2) \right] \end{aligned} \quad (3.23)$$

$$\dot{V} = S \left[\ddot{x}_{1réf} - \left(\ddot{x}_{1réf} + 5.648x_2 + 1.509x_1 + \alpha(\dot{x}_{1réf} - x_2) \right) - K \text{sign}(S) + 5.648x_2 + 1.509x_1 + \alpha(\dot{x}_{1réf} - x_2) \right] \quad (3.24)$$

$$\dot{V} = S[-K \text{sign}(S)] = -KS \text{sign}(S) = -K|S| < 0 \quad (3.25)$$

$\dot{V} = -K|S| < 0$, donc, la condition de stabilité et de convergence est bien vérifiée.

Les figures montrent la commande de la vitesse d'un moteur à courant continu par la technique de commande en mode glissant.

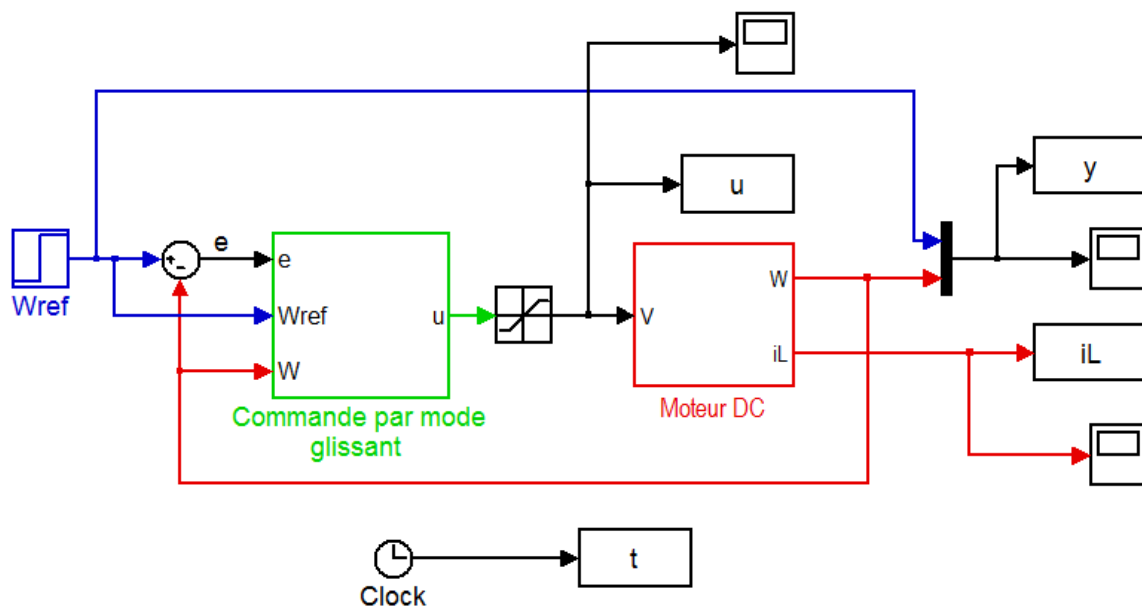


Figure III-7: Schéma de la commande d'un moteur DC par la commande en mode glissant

L'objectif du bloc saturation : ce bloc impose des limites supérieures et inférieures à un signal. Lorsque le signal d'entrée se situe dans la plage spécifiée par les paramètres limite inférieure et limite supérieure, le signal d'entrée passe inchangé. Lorsque le signal d'entrée est en dehors de ces limites, le bloc clipse le signal à la limite supérieure ou inférieure.

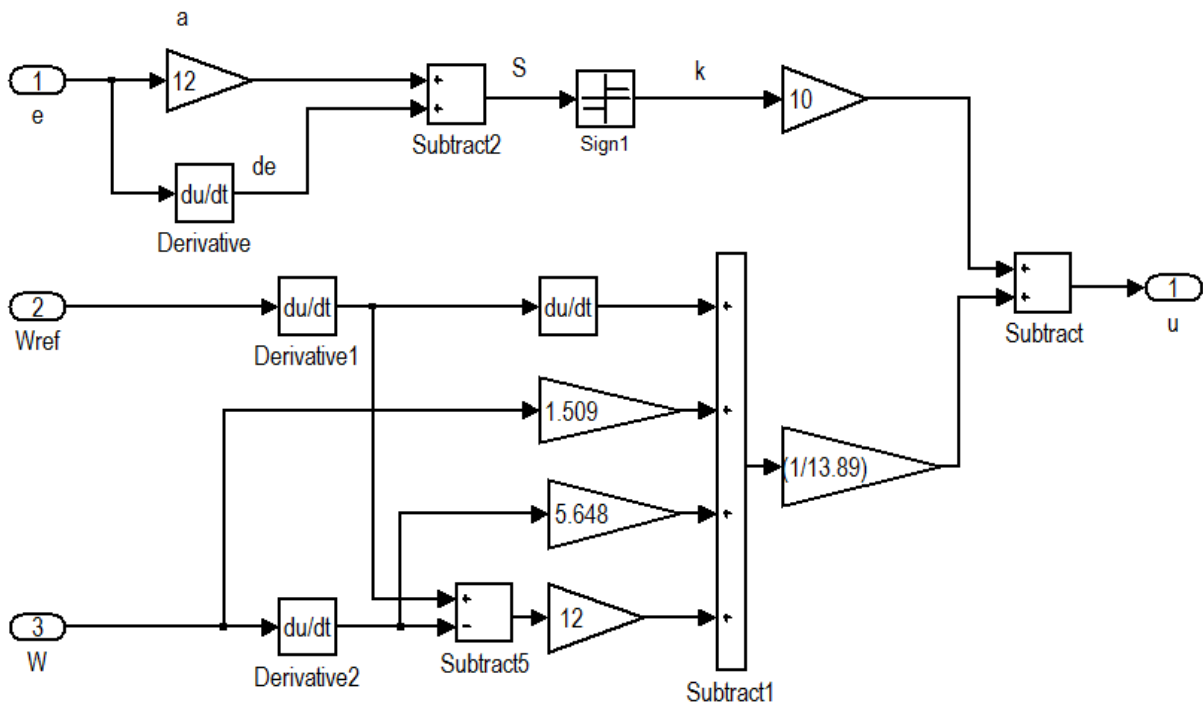


Figure III-8: Schéma de la commande par mode glissant

La figure 9 montre l'évolution de la vitesse de rotation du moteur. D'après cette figure, la commande par mode glissant arrive à contrôler la vitesse de rotation du moteur ω à suivre la vitesse de référence désirée $\omega_{réf}$.

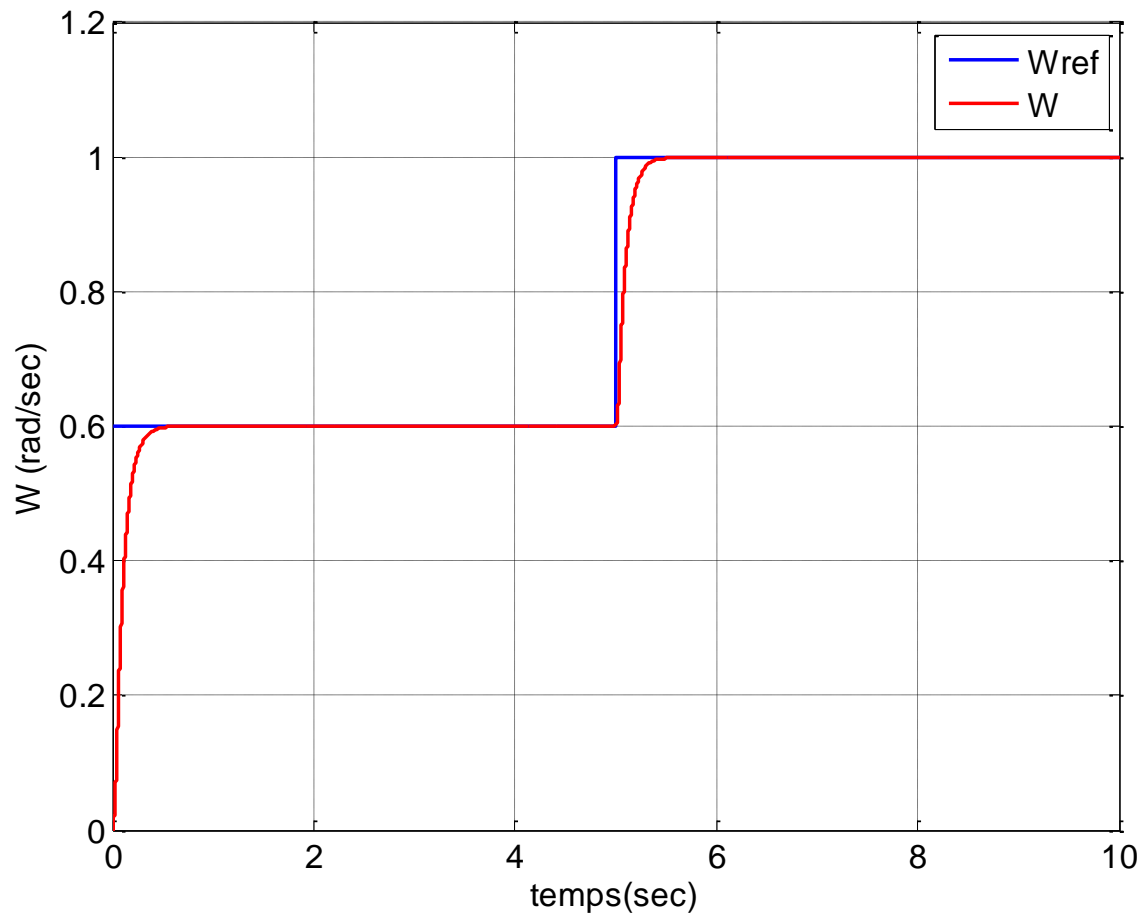


Figure III.9: La vitesse de rotation du moteur

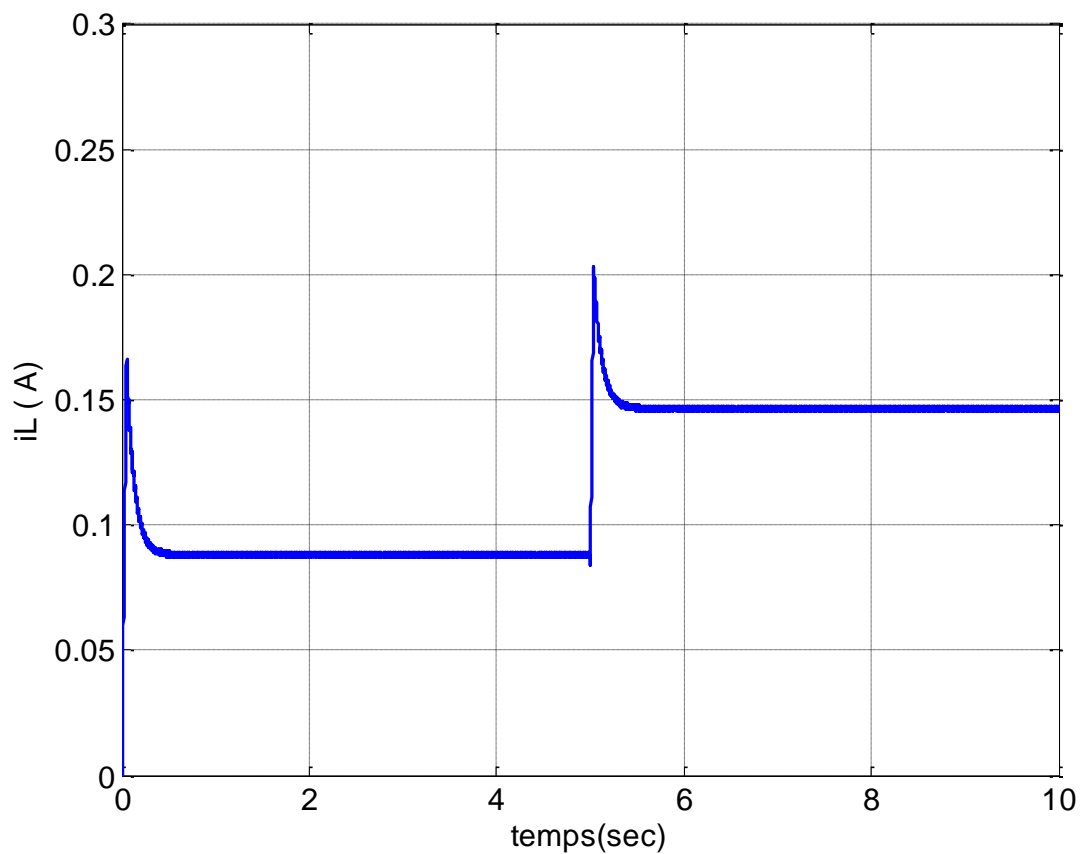


Figure III.10: Courant absorbé par le moteur

La variable de commande, qui est la tension d'alimentation du moteur u est illustrée dans la figure 11. On remarque bien que le signal de commande oscille entre 10 et -10, ce phénomène est connu sous le nom de chattering, qui est un phénomène indésirable.

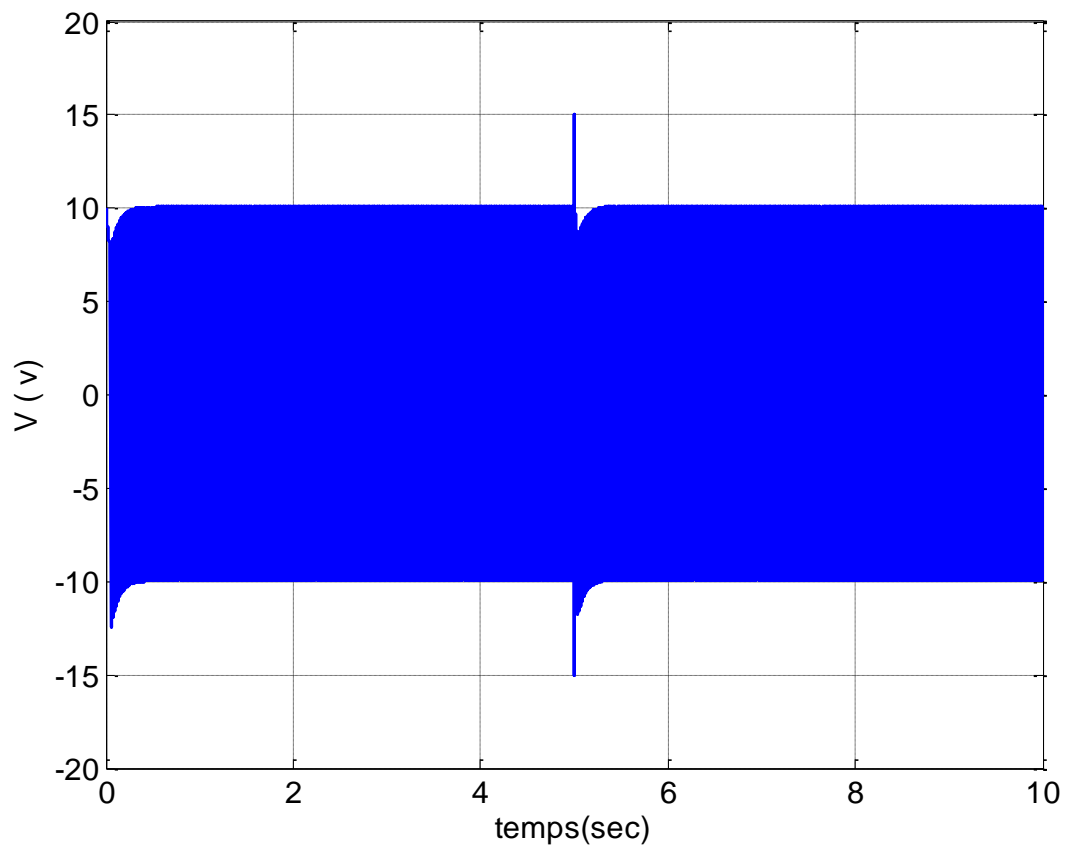


Figure III.11: Signal de commande

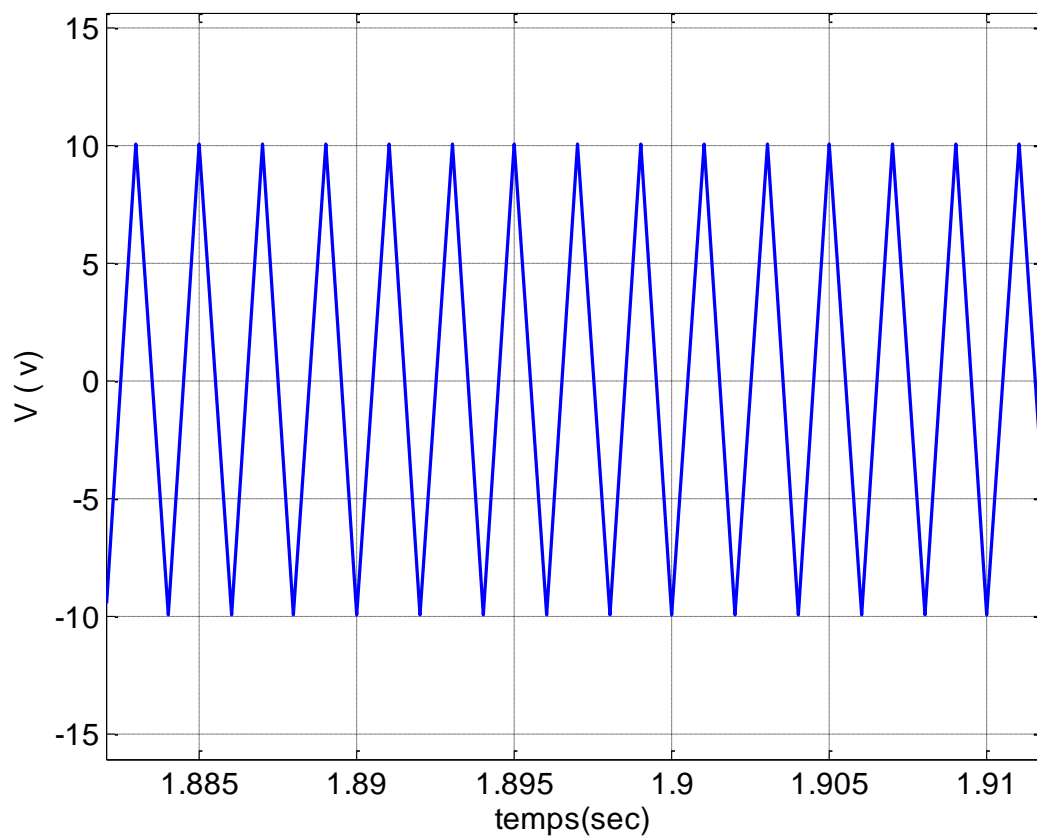


Figure III.12: Signal de commande zoomé

Le phénomène de Chattering peut être réduit ou éliminé en remplaçant la fonction signe par d'autres fonctions plus lisses existantes telles que la fonction tangente hyperbolique.

A l'instant $t = 7\text{sec}$, on fait introduire une perturbation (on applique une charge à l'arbre du moteur) au moteur.

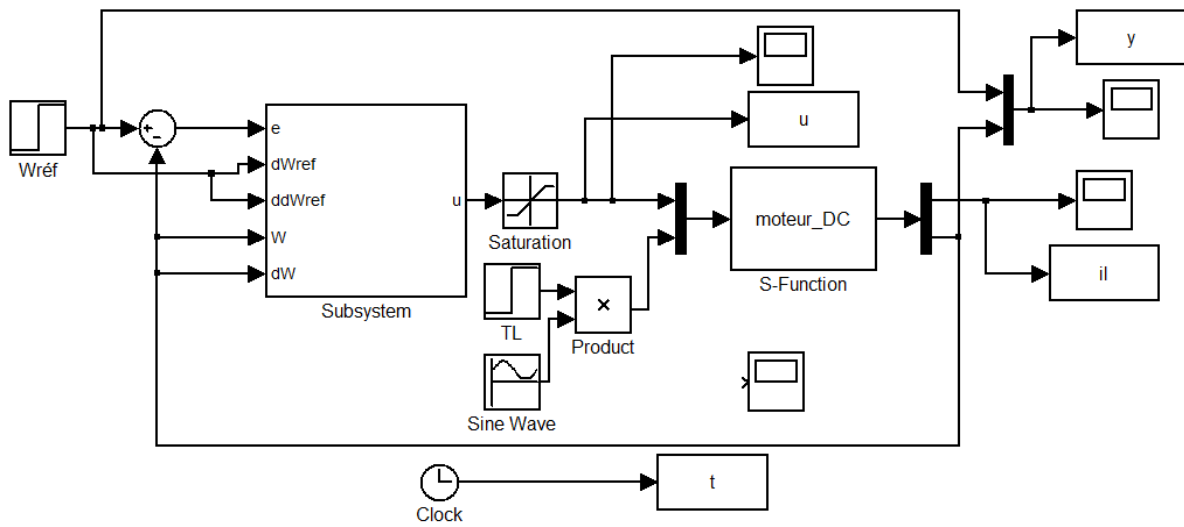


Figure III.13: Schéma de la commande d'un moteur DC par la commande en mode glissant avec perturbation

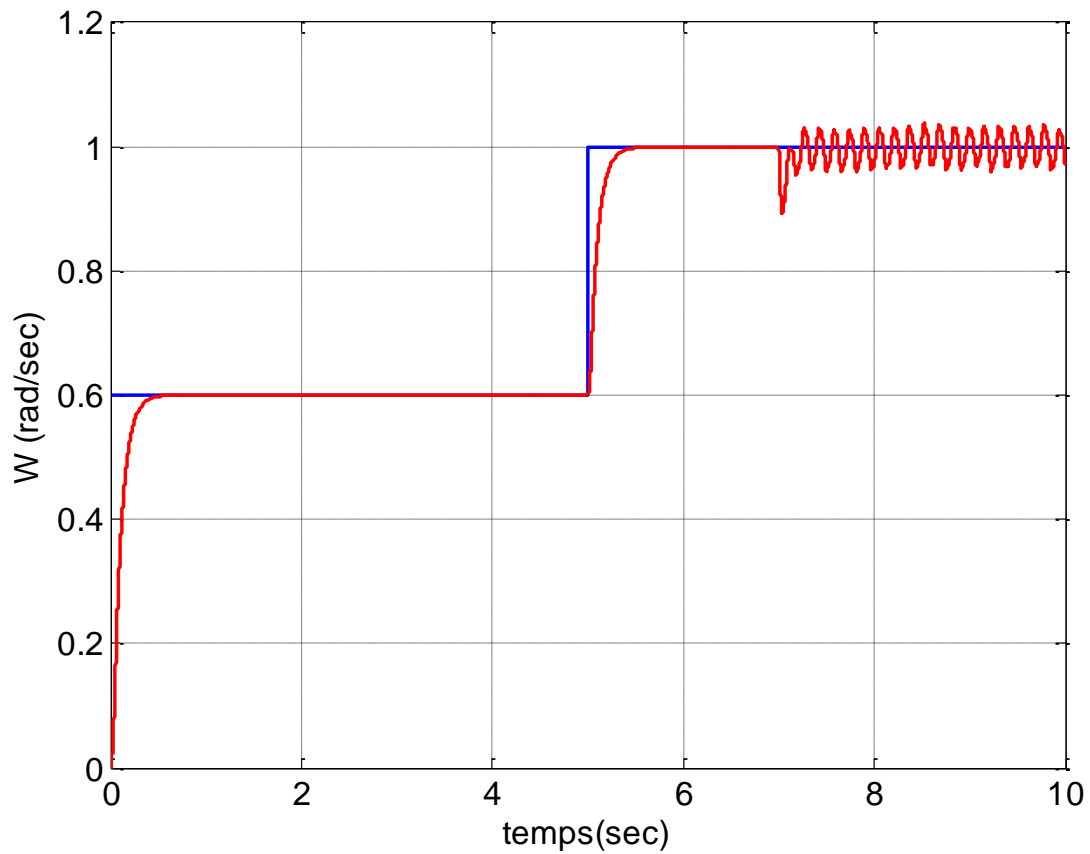


Figure III.14: La vitesse de rotation du moteur avec perturbation à l'instant $t=7\text{sec}$

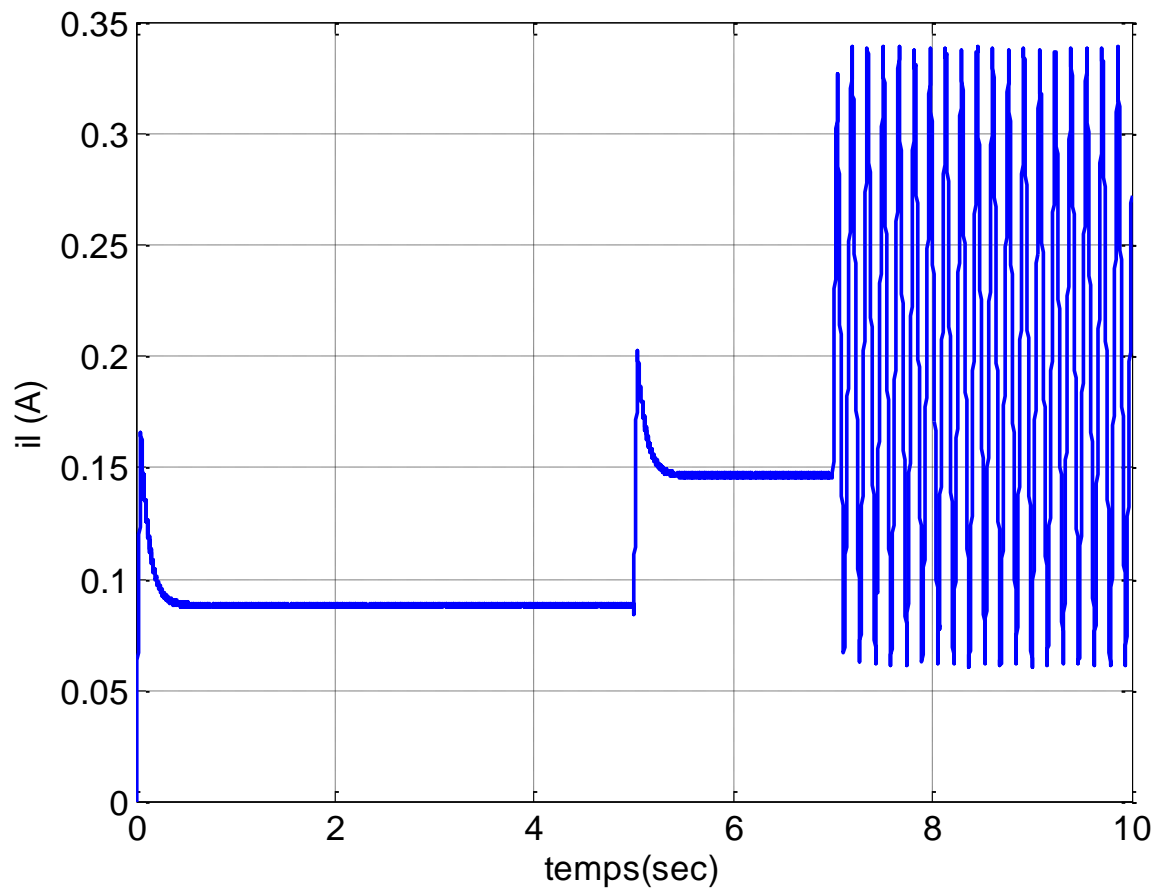


Figure III.15: Courant absorbé par le moteur

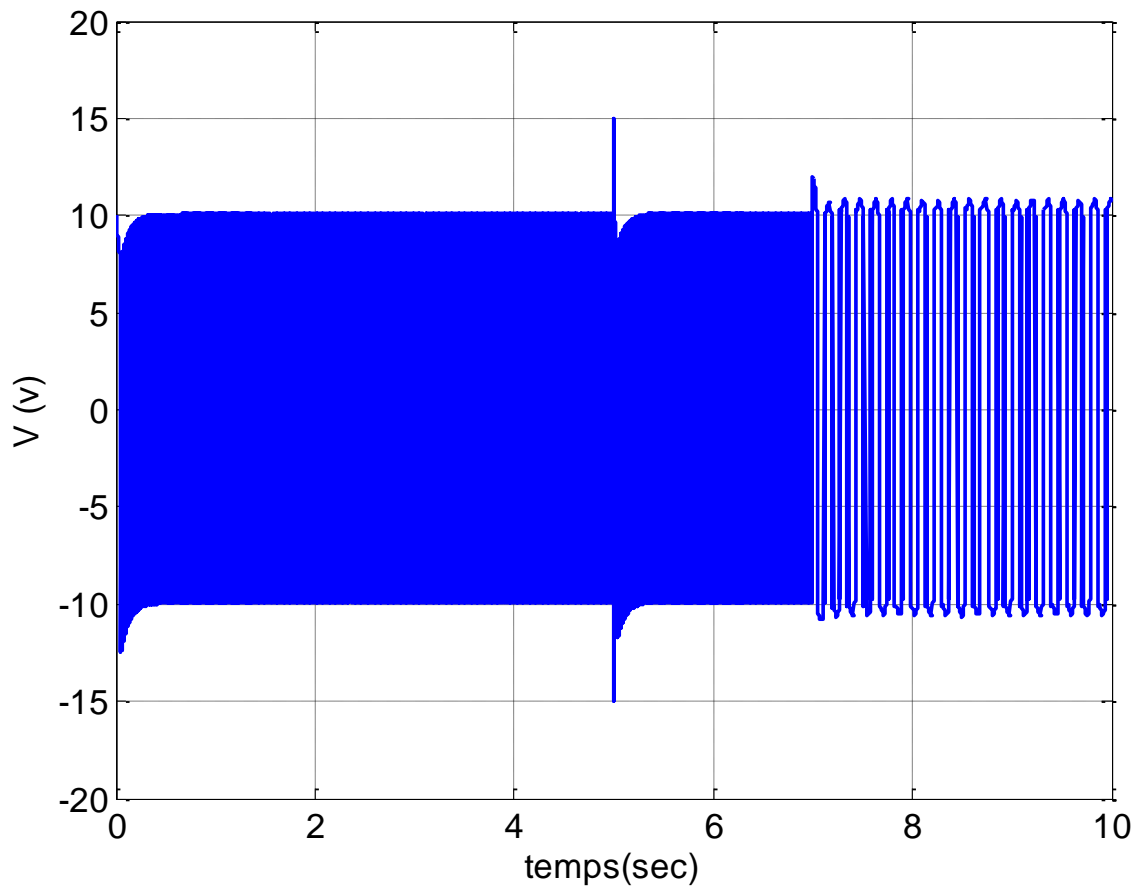


Figure III.16: Signal de commande

D'après la figure 14, on remarque bien dès qu'il y a une perturbation au niveau du moteur, la commande par mode glissant ne permet pas de mieux contrôler la vitesse de rotation du moteur à courant continu ω à suivre la référence désirée $\omega_{réf}$. Parce que la commande par mode glissant nécessite la connaissance du modèle mathématique du moteur avec des incertitudes bornées. Pour résoudre ce problème, la technique de réseau de neurones est utilisée pour améliorer l'adaptabilité de la commande par mode glissant face aux perturbations externes.

III-4) La commande par mode glissant basée sur la technique de réseau de neurones

Les réseaux de neurones sont connus comme des approximateurs universels capables d'approximer n'importe quelles fonctions non linéaires et les incertitudes sans besoin de connaître des modèles analytiques détaillés des systèmes.

Considérant un système non linéaire affine en la commande sous forme suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = F(x) + G(x)u + D(t) \end{cases} \quad (3.26)$$

Avec $F(x)$ et $G(x)$ sont deux fonctions linéaire ou non linéaires avec $g(x) \geq g_0 > 0$.

$D(t)$: représente la perturbation inconnue.

Le système on peut écrire :

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = u + f(x) \end{cases} \quad (3.27)$$

L'objectif est de stabiliser le système autour de son point d'équilibre $x_1 = x_{1d} = r$.

Soit la surface de glissement définie par :

$$S = \left(\frac{d}{dt} + \alpha \right) e = \frac{de}{dt} + \alpha e \quad (3.28)$$

e : représente l'erreur entre la sortie désirée et la sortie du système.

$$e = r - x_1 \quad (3.29)$$

Avec : r et x_1 sont respectivement la sortie désirée et la sortie du système.

$$S = \dot{e} + \alpha e = \alpha(r - x_1) + \dot{r} - \dot{x}_1, \quad \alpha > 0 \quad (3.30)$$

La dérivée de la fonction de la surface de glissement est :

$$\dot{S} = \alpha(\dot{r} - \dot{x}_1) + \ddot{r} - \dot{x}_2 = \alpha(\dot{r} - x_2) + \ddot{r} - f(x) - u \quad (3.31)$$

III-4-1) Approximation par la technique de réseau de neurones RBF

Les réseaux de neurones RBF sont souvent utilisés pour approximer toute fonction inconnue. Les algorithmes des réseaux RBF sont:

$$h_j = e^{-\frac{\|x-c_j\|^2}{2b_j^2}} \quad (3.32)$$

$$f = W^{*T} h(x) + \varepsilon \quad (3.33)$$

où x est le signal d'entrée du réseau de neurones, i est le numéro d'entrée du réseau, j est le nombre de nœuds de couche cachés dans le réseau, $h = [h_1, h_2, \dots, h_n]^T$ est la sortie de la fonction gaussienne, W^* est la valeur de poids du réseau neuronal idéal, ε est une erreur d'approximation du réseau neuronal, et $\varepsilon \leq \varepsilon_N$.

Si nous utilisons le réseau RBF pour approximer $f(x)$, L'entrée réseau est sélectionnée comme $x = [x_1, x_2]^T$, et la sortie du réseau neuronal RBF est: $\hat{f} = \hat{W}^T h(x)$.

III-4-2) Conception de contrôleur de mode glissement

Considérons la fonction Lyapunov comme:

$$V = \frac{1}{2}S^2 + \frac{1}{2\gamma} \tilde{W}^T \tilde{W} \quad (3.34)$$

Où $\gamma > 0$ and $\tilde{W} = \hat{W} - W^*$.

On a : $f(x) - \hat{f}(x) = W^{*T} h(x) + \varepsilon - \hat{W}^T h(x) = -\tilde{W}^T h(x) + \varepsilon$

La dérivée de la fonction de Lyapunov :

$$\dot{V} = S\dot{S} + \frac{1}{\gamma} \tilde{W}^T \dot{\tilde{W}} = S(\alpha(\dot{r} - x_2) + \ddot{r} - f(x) - u) + \frac{1}{\gamma} \tilde{W}^T \dot{\tilde{W}} \quad (3.35)$$

Considérons la loi de commande en mode glissement comme:

$$u = \alpha(\dot{r} - x_2) + \ddot{r} - \hat{f}(x) + K \text{sign}(S) \quad (3.36)$$

On remplace l'équation (3.36) dans l'équation (3.35), on obtient :

$$\dot{V} = S \left(\alpha(\dot{r} - x_2) + \ddot{r} - f(x) - \alpha(\dot{r} - x_2) + \ddot{r} + \hat{f}(x) - K \text{sign}(S) \right) + \frac{1}{\gamma} \tilde{W}^T \dot{\tilde{W}} \quad (3.37)$$

$$\dot{V} = S \left(\hat{f}(x) - f(x) - K \text{sign}(S) \right) + \frac{1}{\gamma} \tilde{W}^T \dot{\tilde{W}} \quad (3.38)$$

$$\dot{V} = S \left(-\tilde{W}^T h(x) + \varepsilon - K \text{sign}(S) \right) + \frac{1}{\gamma} \tilde{W}^T \dot{\tilde{W}}$$

$$\dot{V} = S \tilde{W}^T h(x) + \varepsilon S - K S \text{sign}(S) + \frac{1}{\gamma} \tilde{W}^T \dot{\tilde{W}}$$

$$\dot{V} = \varepsilon S - K |S| + \tilde{W}^T \left(\frac{1}{\gamma} \dot{\tilde{W}} - S h(x) \right)$$

La condition de convergence est quand: $\dot{V}(S) < 0$.

Il suffit que $\hat{W} = \gamma Sh(x)$ et de choisir $\varepsilon < K$.

$$\dot{V}(S) = \varepsilon S - K|s| < 0, \quad K > 0 \quad (3.39)$$

Donc, la condition de convergence est bien vérifiée.

III-5) Conclusion

Ce chapitre était consacré à étudier et appliquer la méthode de la commande par mode glissant citée dans le premier chapitre et la technique intelligente celle des réseaux de neurones artificiels citée dans le deuxième chapitre.

Dans ce chapitre, on a présenté la modélisation mathématique d'un moteur à courant continu ainsi que la loi de commande basée sur la commande par mode glissant pour contrôler la vitesse de rotation du moteur.

Les résultats de simulation montrent clairement que la commande par mode glissant est très efficace pour contrôler la vitesse de rotation du moteur. Cependant, La commande par mode glissant a présenté un inconvénient quand il y avait des perturbations appliquées au moteur. Ce problème est dû à la construction de la loi de commande qui nécessite une connaissance du modèle mathématique du moteur avec des incertitudes bornées. Ce problème peut être résolu, grâce à l'algorithme de rétro-propagation de la technique des réseaux de neurones artificiels.

Conclusion générale

Ce mémoire de fin d'études a comme objectif de contrôler la vitesse de rotation d'un moteur à courant continu par la commande par mode glissant basé sur la technique de réseaux de neurones.

La caractéristique principale de la commande par mode glissant est que sa loi de commande est constituée de deux composantes ; la commande équivalente qui attire la trajectoire du système vers la surface de glissement et quant cette trajectoire atteint cette surface, la commande discontinue l'amène vers l'état désiré.

La discontinuité dans la commande en mode glissant engendre des oscillations hautes fréquences (phénomène de chattering). Ce phénomène peut endommager les organes mécaniques et les systèmes électriques. Ce phénomène peut être réduit ou éliminé en modifiant la partie discontinue dans la commande par une fonction plus adéquate qui filtre les hautes fréquences.

Dans ce mémoire, on a aussi parlé de la technique intelligente celle des réseaux de neurones artificiels. On en a cité trois différents types : les réseaux de neurones MLP, les réseaux de neurones RBF et les réseaux de neurones récurrents. Les deux types de réseau de neurones MLP et RBF sont accompagnés par leur l'algorithme d'apprentissage de rétro-propagation.

La commande par mode glissant est utilisée pour commander la vitesse de rotation d'un moteur à courant continu, et après les résultats de simulation, on peut noter que la commande par mode glissant donne des résultats très satisfaisants. Cependant, quand il y a une perturbation externe appliquée au moteur, la commande par mode glissant est affectée. Pour résoudre ce problème, la technique intelligente des réseaux de neurones peut être utilisée pour améliorer l'adaptabilité de la commande par mode glissant contres les perturbations externes.

Bibliographie

Bibliographie

- [1] Baćac N., Slukić V., Puškarić M., Štih B., Kamenar E., Zelenika S, “Comparison of different DC motor positioning control algorithms,” 37th International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics, pp. 1654–1659, 2014.
- [2] E. Kamenar and S. Zelenika, “Micropositioning mechatronics system based on FPGA architecture,” 36th International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics, pp. 138-143, 2013.
- [3] G. F. Franklin, J. D. Powel and A. Emami-Naeini, Feedback control of dynamic systems, 2nd ed, Addison-Wesley, 1991.
- [4] A. I. Bin Man, Designed a real-time DC motor speed and position control for learning purpose using operational amplifier as an analog PID controller, Bsc. Project, UTMM, May 2008.
- [5] H. Maghfiroh, A. Sujono, C. Hermanu, and B. Apribowo, “Basic Tutorial on Sliding Mode Control in Speed Control of DC-motor,” Apr. 2020.
- [6] B. A. Reddy and D. Sowjanya, “Control of D.C Motor Using Sliding Mode Control under Disturbance Conditions,” in Proceedings of the 3rd International Conference on Inventive Systems and Control, ICISC 2019, 2019, pp. 32–36.
- [7] R. Coban, “Backstepping integral sliding mode control of an electromechanical system,” *Automatika*, vol. 58, no. 3, pp. 266–272, 2017.
- [8] S. A. Al-Samarraie and M. Hussein Mishary Me, “A Chattering Free Sliding Mode Observer with Application to DC Motor Speed Control,” in 2018 3rd Scientific Conference of Electrical Engineering, SCEE 2018, 2018, pp. 259–264.
- [9] S. Rakhonde and V. Kulkarni, “Sliding mode controller (SMC) governed speed control of DC motor,” in 2018 3rd IEEE International Conference on Recent Trends in Electronics, Information and Communication Technology, RTEICT 2018 - Proceedings, 2018, pp. 1657–1662.
- [10] J. Yang, S. Li, and X. Yu, “Sliding-mode control for systems with mismatched uncertainties via a disturbance observer,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 60, no. 1, pp. 160–169, 2013.
- [11] M. Zhou, D. Mao, M. Zhang, L. Guo, and M. Gong, “A Hybrid Control with PID–Improved Sliding Mode for Flat-Top of Missile Electromechanical Actuator Systems,” *Sensors*, vol. 18, no. 12, p. 4449, Dec. 2018.

Bibliographie

- [12] KEDJOUTI. Seddik , MESSAOUDI. Chouaib " Réglage des puissances active et réactive de la génératrice asynchrone a double alimentation par des régulateurs en mode glissant " Mémoire d'Ingéniorat Université de M'SILA , JUIN 2005.
- [13] ARDJOUN Sid Ahmed El Mahdi. " Commande en vitesse par mode glissant d'une Machine Asynchrone à Double Alimentation ", magister en électrotechnique, Université Djillali Liabes de SIDI-BEL-ABBES, 2010.
- [14] Y. Elbia. " Commande floue optimisée d'une machine asynchrone a double alimentation et a flux orienté ", mémoire de magistère en électrotechnique, Université de Batna, Algérie, 2009.
- [15] B. Benazza. " Commande par mode glissant d'une machine asynchrone sans capteur de vitesse ", mémoire de magistère en électrotechnique, Université Djillali Liabes de Sidi BelAbbès, Algérie, 2008.
- [16] M. Abid. " Adaptation de la commande optimisée au contrôle vectoriel de la machine asynchrone alimentée par onduleur à MLI ", Thèse de doctorat d'état en électrotechnique, Université Djillali Liabes De Sidi Bel-Abbès, Algérie, 2009.
- [17] H. Amimeur. " Contribution à la commande d'une machine asynchrone double étoile par mode de glissement ", mémoire de magistère en Electrotechnique, Université de Batna, Algérie, 2008.
- [18]LMITA. Abdallah ,"Méthodologie d'optimisation de la commande du procédé de traitement des eaux usées par boues activées basée sur les algorithmes évolutionnaires", Doctorat en électronique ,université de Tébessa ,Algérie ,2021.
- [19]Yassine . HAMMOUCHE , "Comparaison de plusieurs méthodes pour la prédiction de la charge Electrique nationale " , mémoire de magistère en informatique, université de Badji mokhtar, Annaba,Algérie,2009.
- [20] Mohamed Benmeddour,"Contrôle par réseau de neurones", mémoire de magistère en informatique industrielle , université de Oum El Bouaghi, Algérie , 2012.
- [21]Adoume Khawla Nihal ," Contrôle les système non linéaires par les réseaux de neurones RBF et le mode glissant" mémoire de Master en systèmes embarques , université de larbi Ben M'hidi Oum-el- Bouaghi , Algérie , 2021.
- [22] Y M.Yeddou , "Etude et synthèse sur les réseaux de neurones et leus application".thèse de magist, ENP, 1998.
- [23] <http://websrv.damascusuniversity.edu.sy/mag/eng/images/stories/efatimh.pdf>.

Bibliographie

[24] Idir MELLAL ."*Implémentation d'un réseau de neurones d'un micro-capteur sur un FPGA* ", mémoire de Master en Electronique option TELECOMMUNICATION et RESEAUX, université de Mouloud.Mammeri Tizi. Ouzou ,Algérie .