

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE

Ecole Nationale Polytechnique

Laboratoire de commande des processus



Mémoire de Master en Automatique

Thème :

**Identification d'une chaîne de traction
électrique par réseaux de neurones artificiels**

Realisé par :

Abdellah ALAOUCHICHE

Proposé et dirigé par :

Pr. M.S. BOUCHERIT
Dr. K.BENMANSOUR

Juin 2014

Ecole Nationale Polytechnique, 10, Avenue Hassan Badi, 16200 El Harrach, Alger.

Dédicace

je dédie ce travail à :
ma famille,
mes amis,
et à la famille de l'Ecole Nationale Polytechnique.

Remerciement

*je tiens à remercier mes promoteurs Monsieur MS.BOUCHRIT
et Monsieur K.BENMANSOUR pour leurs aides et
encouragements durant toute La formation au sein de l'école.
je remercie également tous les enseignants de l'Ecole Nationale
Polytechnique qui m'ont tant donné tout au long de mon cursus.*

Résumé:

Ce travail a pour objectif essentiel, l'identification d'une chaîne de traction d'un véhicule hybride électrique, à fin d'avoir sous la main un modèle d'étude et d'évaluation des véhicules hybrides. Le travail présente une identification par réseaux de neurone artificiels. Une description du système réel a été abordée aussi, ensuite une application de la méthode d'identification sur le système réel.

Mots clés: Véhicules électriques hybrides, identification, modélisation réseaux de neurones.

ملخص:

كان هذا العمل الهدف الأساسي، تحديد قطار محرك السيارة الكهربائية الهجينة في نهاية لتكون في متناولهم دراسة وتقييم نموذج هجين. ويعرض العمل على تحديد الشبكات العصبية الاصطناعية. كما تم بحث وصفا للنظام حقيقي أيضا، ثم على تطبيق طريقة تحديد الهوية على نظام حقيقي.

الكلمات المفتاحية: السيارة الكهربائية الهجينة , التعريف , النمذجة , المنطق الغامض , الشبكة العصبونية

Abstract:

This work has as essential objective, the identification of a drive train of a hybrid electric vehicle at the end to have on hand a study and evaluation of hybrid model. The work presents an identification of artificial neuron networks. A description of the real system was also discussed, then an application of the identification method on the real system.

Keywords: hybrid vehicle, identification, modeling, neural network.

Sommaire

Introduction générale	5
I Les réseaux de neurones artificiels	6
I.1 Modèle d'un neurone	6
I.2 Fonctions de transfert	8
I.3 Principe général des RNA multicouches	9
I.4 Conclusion	12
II La traction électrique	14
II.1 Machines utilisées dans le domaine de l'automobile	14
II.2 Machine à courant continu sans balais	15
II.2.1 Constitution du moteur BLDC	15
II.2.2 Principe de fonctionnement du BLDC avec l'électronique de pilotage	15
II.2.3 L'alimentation électronique du BLDC	16
II.2.4 Modèle de la machine Brushless	17
II.2.5 Le commutateur	19
II.3 Batteries	20
II.3.1 Les différentes technologies utilisées	20
II.3.2 Etat de charge de la batterie	21
II.3.3 Modèle de la batterie	21
II.4 Identification de la chaine de traction électrique	22
II.4.1 Introduction	22
II.4.2 Banc d'essai	24
II.4.3 Identification non linéaires	25
II.4.3.0.1 Mise en œuvre	26
II.5 Conclusion	28
Conclusion générale	29
Bibliographie	30

Introduction générale

Les procédés automatiques industriels sont très complexes et, de ce fait, difficiles à piloter. C'est pour cela qu'il est impératif de les analyser afin d'entirer leurs caractéristiques. Cette connaissance une fois acquise, il est alors possible de déterminer la commande pour les piloter. L'acquisition de cette connaissance est le rôle de l'identification. L'identification, est l'opération de détermination des caractéristiques dynamiques d'un procédé, dont la connaissance est nécessaire pour la conception et la mise en oeuvre d'un système performant de régulation [1].

La théorie de contrôle fournit des outils d'analyse et de synthèse parfaitement adaptée aux systèmes linéaires. Cependant en pratique, ces méthodes ne s'avèrent pas toujours applicables à cause de non linéarité des systèmes réels et parce qu'il n'est pas toujours possible de linéariser le système à commander, de ce fait des modèles non linéaires ont été considérés. Il n'y a pas de méthodes générales utilisables pour l'identification des systèmes non linéaires. Cela est dû à la complexité des systèmes non linéaires. Cependant, plusieurs techniques classiques ont été établies pour l'identification de certaines classes de systèmes non linéaires. Parmi ces techniques, il y a celles concernant l'estimation des paramètres pour des structures particulières.

L'application des techniques neuronales pour l'identification et le contrôle des systèmes non linéaires peut fournir des nouvelles solutions pour ce problème. En effet, les capacités d'identification des réseaux de neurones, en particulier ceux de type multicouches, leur aptitude à la généralisation et leur adaptativité, nous conduisent aujourd'hui à étudier et développer des architectures modulaires à base de réseaux de neurones en identification., donc l'identification neuronale c'est en fin de compte la présentation d'un système ou un processus sous la forme d'un modèle neuronal. En fait, il s'agit de construire un modèle neuronal représentant le système non linéaire, tout en ajustant ses paramètres de telle sorte que sa sortie s'approche le plus possible de celle du système inconnu.

Dans le présent rapport on va présenter premièrement, un aperçu théorique sur les réseaux de neurones artificiels, la méthode d'apprentissage et leur utilisation dans l'identification des systèmes dynamiques. Finalement on applique cette méthode à l'identification d'un système réel, qui est la chaîne de traction électrique du véhicule hybride qu'on a au labo.

Chapitre I

Les réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones artificiels connaissent depuis quelques années un succès croissant dans divers domaines des Sciences de l'Ingénieur. Ils mènent à élaborer une technique de traitement de données qui fera bientôt partie de la boîte à outils de tout ingénieur préoccupé de tirer le maximum d'informations pertinentes des données qu'il possède : faire des prévisions, élaborer des modèles, reconnaître des formes ou des signaux, etc. L'objectif principal de la recherche sur réseaux de neurones était d'accroître nos connaissances sur le mécanisme cérébral via l'élaboration de systèmes artificiels capables de reproduire des calculs complexes, similaires à ceux qu'effectue le cerveau humain, donc l'étude approfondie des concepts de base de ces réseaux est toujours nécessaire pour qu'on puisse aboutir à des solutions pour des applications différentes. Dans ce chapitre, nous faisons une présentation générale des réseaux de neurones. D'abord, nous donnons un aperçu sur les éléments de base qui entrent dans leur constitution, à savoir le modèle du neurone biologique et celui d'un neurone formel, ainsi que la définition d'un réseau de neurone et ses propriétés. Les structures de connexions entre les neurones, et les différents types d'apprentissage sont présentées.

I.1 Modèle d'un neurone

Le neurone artificiel (ou cellule) est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones appartenant à un niveau situé en amont (on parlera de neurones amonts). À chacune des entrées est associé un poids w représentatif de la force de la connexion. Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique, qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones appartenant à un niveau situé en aval (on parlera de neurones avals). À chaque connexion est associée un poids. (Figure I.1).

Cette sortie correspond à une somme pondérée des poids et des entrées moins ce qu'on nomme le biais b du neurone. Le résultat n de la somme pondérée s'appelle le niveau d'activation du neurone. Le biais b s'appelle aussi le seuil d'activation du neurone. Lorsque le niveau d'activation atteint ou dépasse le seuil b , alors l'argument de f devient positif (ou nul). Sinon, il est négatif. On peut faire un parallèle entre ce modèle mathématique et certaines informations que l'on connaît (ou que l'on croit connaître) à propos du neurone biologique. Le neurone biologique est une cellule vivante spécialisée dans le traitement des signaux électriques. Les neurones sont reliés entre eux par des liaisons appelées axones. Ces axones vont eux-mêmes jouer un rôle important dans le comportement logique de l'ensemble. Ces axones conduisent les signaux électriques de

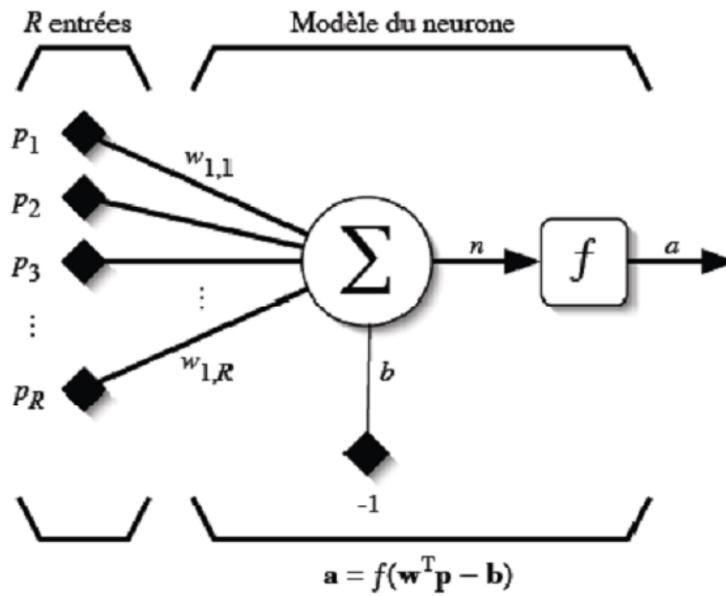


FIGURE I.1 – Modèle d’un neurone artificiel.

la sortie d’un neurone vers l’entrée (synapse) d’un autre neurone [2].

Les neurones font une sommation des signaux reçus en entrée et en fonction du résultat obtenu vont fournir un courant en sortie (Figure I.2).

La structure d’un neurone se compose de trois parties :

- La somma : ou cellule d’activité nerveuse, au centre du neurone.
- L’axone : attaché au somma qui est électriquement actif, ce dernier conduit l’impulsion conduite par le neurone.
- Dendrites : électriquement passives, elles reçoivent les impulsions d’autres neurones.

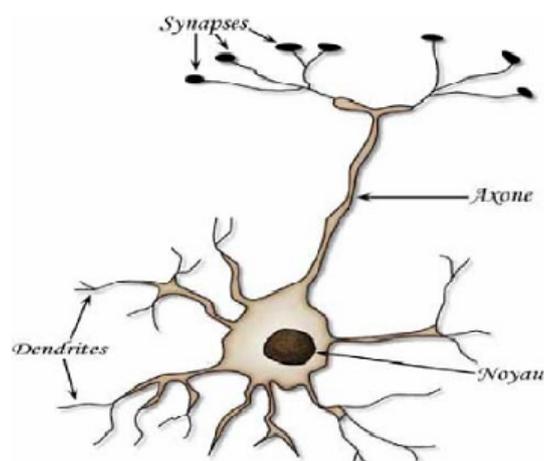


FIGURE I.2 – schéma d’un neurone biologique [3]

Un poids d'un neurone artificiel représente donc l'efficacité d'une connexion synaptique. Un poids négatif vient inhiber une entrée, alors qu'un poids positif vient l'accentuer. Il est important de retenir que ceci est une grossière approximation d'une véritable synapse qui résulte en fait d'un processus chimique très complexe et dépendant de nombreux facteurs extérieurs encore mal connus. Il faut bien comprendre que notre neurone artificiel est un modèle pragmatique qui, comme nous le verrons plus loin, nous permettra d'accomplir des tâches intéressantes. La vraisemblance biologique de ce modèle ne nous importe peu. Ce qui compte est le résultat que ce modèle nous permettra d'atteindre [4].

Un autre facteur limitatif dans le modèle que nous nous sommes donné concerne son caractère discret. En effet, pour pouvoir simuler un réseau de neurones, nous allons rendre le temps discret dans nos équations. Autrement dit, nous allons supposer que tous les neurones sont synchrones, c'est-à-dire qu'à chaque temps t , ils vont simultanément calculer leur somme pondérée et produire une sortie $a(t) = f(n(t))$. Dans les réseaux biologiques, tous les neurones sont en fait asynchrones.

I.2 Fonctions de transfert

Jusqu'à présent, nous n'avons pas spécifié la nature de la fonction d'activation de notre modèle. Il se trouve que plusieurs possibilités existent. Différentes fonctions de transfert pouvant être utilisées comme fonction d'activation du neurone sont énumérées au tableau (Figure ??). Les trois les plus utilisées sont les fonctions «seuil» (en anglais «hardlim»), «linéaire» et «sigmoïde».

Comme son nom l'indique, la fonction seuil applique un seuil sur son entrée. Plus précisément, une entrée négative ne passe pas le seuil, la fonction retourne alors la valeur 0, (on peut interpréter ce 0 comme signifiant faux), alors qu'une entrée positive ou nulle dépasse le seuil, et la fonction retourne 1 (vrai). Utilisée dans le contexte d'un neurone, cette fonction est illustrée à la figure (Figure I.4).a. On remarque alors que le biais b dans l'expression de $a = \text{hardlim}(w \text{ sup } Tp = b)$ détermine l'emplacement du seuil sur l'axe $w \text{ sup } Tp$, ou la fonction passe de 0 à 1.

La fonction linéaire est très simple, elle affecte directement son entrée à sa sortie $a = n$

Appliquée dans le contexte d'un neurone, cette fonction est illustrée à la figure (Figure I.4).b. Dans ce cas, la sortie du neurone correspond à son niveau d'activation dont le passage à zéro se produit lorsque $w \text{ sup } Tp = b$. La fonction de transfert sigmoïde est quant à elle illustrée à la figure (Figure I.4).c.

Elle ressemble soit à la fonction seuil, soit à la fonction linéaire, selon que l'on est loin ou près de b , respectivement. La fonction seuil est non-linéaire car il y a une discontinuité lorsque $w \text{ sup } Tp = b$. De son côté, la fonction linéaire est tout à fait linéaire. Elle ne comporte aucun changement de pente. La sigmoïde est un compromis intéressant entre les deux précédentes. Notons finalement, que la fonction «tangente hyperbolique» est une version symétrique de la sigmoïde.

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

FIGURE I.3 – Fonctions de Transferts

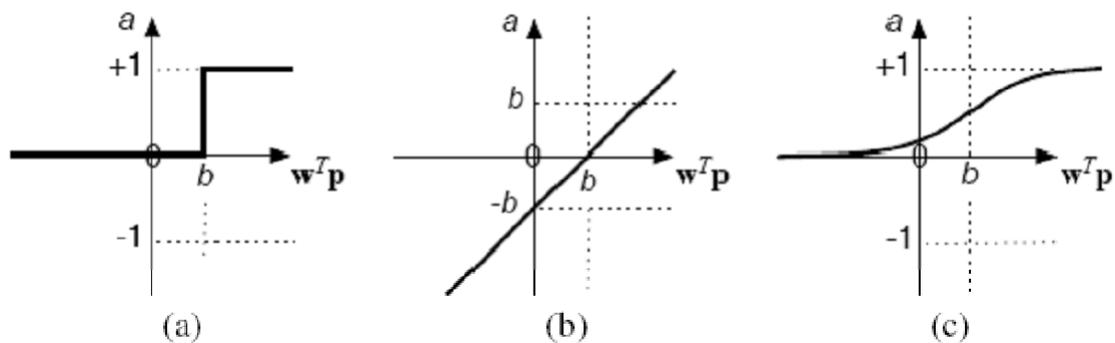


FIGURE I.4 – Fonctions de Transferts (a) : seuil; (b) : linéaire , (c) sigmoïde

I.3 Principe général des RNA multicouches

D'une manière générale, un RNA peut être défini comme un réseau complexe composé d'unités de calcul élémentaires (les neurones formels) interconnectées. Les neurones sont organisés en groupes ou couches et peuvent être connectés de différentes façons. C'est cette topologie de connexion entre les neurones qui définit l'architecture du réseau, liée à la tâche qu'il doit accom-

plir. Cette tâche est définie par le concepteur du réseau et est indiquée sous forme d'exemples comportant un ensemble de valeurs d'entrée et un ensemble de valeurs de sortie désirées. Ces exemples constituent la base d'apprentissage du réseau qui doit alors « apprendre » ces exemples et être capable de fournir des réponses correctes pour d'autres entrées inconnues. L'apprentissage est la procédure d'estimation des paramètres du réseau lui permettant de satisfaire un critère de performance donné. Il est effectué suivant un algorithme propre à l'architecture du réseau. Dans un RNA, les neurones du réseaux qui produisent la sortie sont appelés neurones de sortie et les autres neurones, les neurones cachés. La figure (Figure I.5) schématise un exemple de réseau de neurones ayant deux entrées, trois neurones cachés et deux neurones de sortie [5].

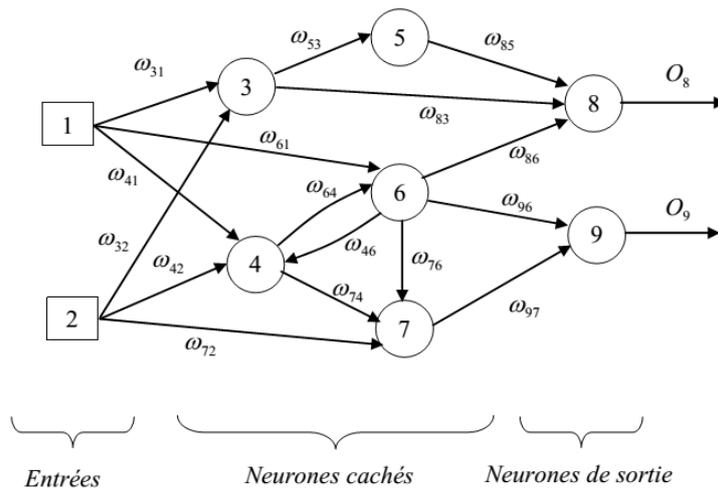


FIGURE I.5 – La constitution d'un réseaux MLP

Les RNA sont subdivisés en deux grandes classes selon la topologie des connexions entre les neurones :

les réseaux non récurrents (ou non bouclés) et les réseaux récurrents (ou bouclés). Chacune de ces classes comporte également différentes architectures. Dans les réseaux non récurrents, appelés aussi réseaux « feed forward », l'information circule des entrées vers la sortie sans possibilité de retour en arrière. Les réseaux non récurrents sont constitués du perceptron monocouche, du perceptron multicouche et des réseaux à fonctions radiales. Les réseaux à fonction radiale (ou Radial Basis Function -RBF) ont été proposés par Powell en 1985. Ils ont une architecture semblable à celle des MLP et sont surtout utilisés dans des problèmes de classification ou d'approximation de fonctions mais également en reconnaissance de forme. Les réseaux récurrents (ou encore réseaux « feed back ») disposent d'une mémoire leur permettant de modéliser des systèmes dont l'évolution dépend des états dans lesquels ils se trouvaient aux instants antérieurs. Ils sont donc bien adaptés à la modélisation de systèmes dynamiques non linéaires. Ils peuvent être utilisés sous deux aspects différents [4] :

comme mémoire associative : Pendant la phase d'apprentissage, le réseau atteint un certain état d'équilibre lui permettant de mémoriser les informations qu'on désire stocker et qui peuvent être restituées pendant la phase d'utilisation du réseau. Sous ce même aspect, le réseau récurrent peut aussi être utilisé pour résoudre des problèmes d'optimi-

sation. A partir d'un état initial quelconque, le réseau évolue vers un état d'équilibre (stable) correspondant à l'optimum recherché [4] [5].

comme mémoire associative : La sortie du réseau à un instant donné dépend des sorties et/ou des entrées aux instants antérieurs. Cette architecture est très utilisée pour la modélisation de série temporelles notamment pour la prédiction . L'apprentissage du réseau dépend naturellement de l'aspect sous lequel il est considéré. Dans le cas où le réseau a pour rôle de trouver le ou les états d'équilibre du système (mémoire associative, optimisation), l'apprentissage sera non supervisé. Avec ce mode d'apprentissage, le réseau doit évoluer de lui même à partir de conditions initiales et se stabiliser à l'état d'équilibre au bout d'un certain temps. Dans le cas de la modélisation de systèmes récurrents, l'apprentissage sera supervisé comme dans un réseau non récurrent [6].

Parmi les réseaux récurrents, on distingue :

- les réseaux de Hopfield utilisés pour résoudre des problèmes d'optimisation combinatoire ou pour mémoriser des états ;
- les cartes auto-organisatrices de Kohonen (Self Organizing Maps - SOM) très utilisées dans les problèmes de classification ;
- les réseaux ART (Adaptive Resonance Theory) .

Dans le cadre de la modélisation de systèmes dynamiques non linéaires, d'autres réseaux dynamiques ont vu le jour. Parmi ces réseaux, on distingue :

- les réseaux retardés dans le temps «Time Delayed Neural Networks - (TDNN)» qui reçoivent les entrées du système à l'instant courant et aux instants antérieurs (figure (Figure I.6)).

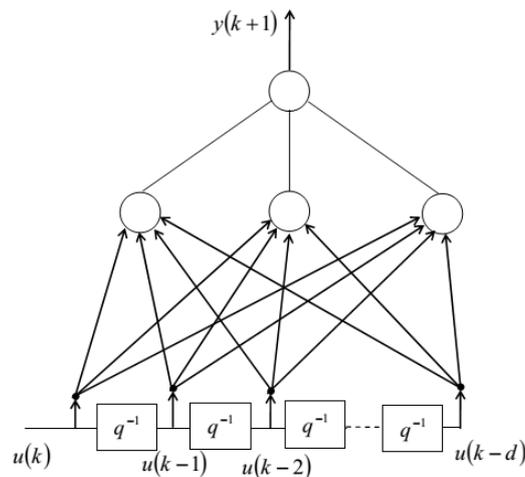


FIGURE I.6 – Exemple de réseaux TDNN

- les réseaux de neurones récurrents qui comportent une boucle interne avec décalages temporels : réseaux d'Elman (figure (Figure I.7)), réseaux de Jordan (figure (Figure I.8)) et réseaux complètement connectés ou réseaux de Williams-Zipser (figure (Figure I.9)).

Les réseaux de neurones récurrents sont utilisés dans beaucoup d'applications , notamment celles nécessitant un réseau adaptatif où l'apprentissage du réseau se poursuit pendant la phase d'utilisation. Les poids du réseau sont alors constamment mis à jour à chaque fois que de nouvelles informations sont disponibles. Pour ces types de réseaux la base d'apprentissage est infinie [4] .

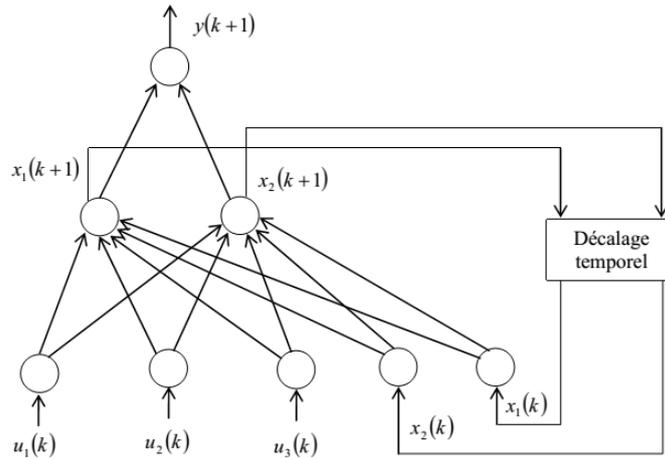


FIGURE I.7 – Exemple de réseaux d’Elman

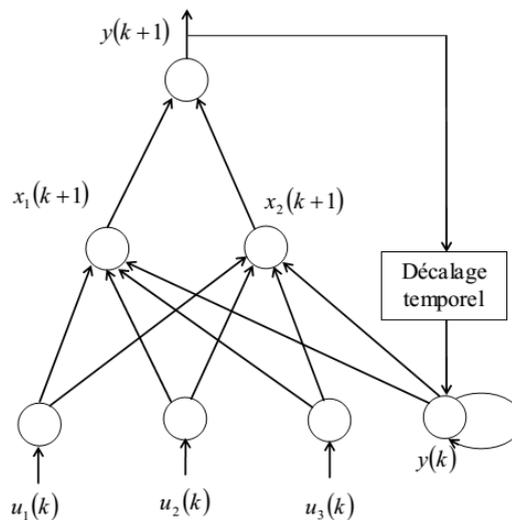


FIGURE I.8 – Exemple de réseaux de Jordab

I.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons donné en bref une description sur les réseaux de neurones artificiels. À partir du comportement du cerveau humain et d’un modèle neuronal biologique simple, les chercheurs ont arrivé à construire des modèles neuronaux artificiels plus complexes. Les réseaux de neurones présentent donc une très grande diversité, en effet, un type de réseau neuronal est défini par sa topologie, sa structure interne et son algorithme d’apprentissage. Selon la nature des connexions, plusieurs architectures des réseaux de neurones peuvent être obtenues et différents types d’apprentissage peuvent être utilisés. On a présenté l’architecture neuronale MLP par laquelle, nous avons concentré notre projet, car elle forme le modèle qui a le plus d’application [3][4], et dont les techniques d’apprentissage sont les mieux connues.

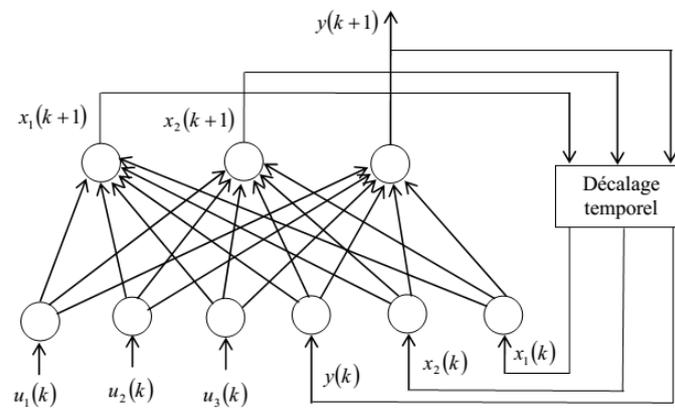


FIGURE I.9 – Exemple de réseaux de Williams-Zipser

Chapitre II

La traction électrique

L'utilisation des moteurs électriques pour propulser les véhicules n'est pas une idée nouvelle en soi. En effet, les véhicules électriques sont connus dès 1890 où ils ont été utilisés jusqu'à la fin des années trente, période à partir de laquelle les véhicules à moteur thermique les supplantent en raison de leurs autonomies. Toutefois, les progrès techniques et les exigences environnementales ont permis la résurrection de cette technologie, et la propulsion électrique revient en force dans l'industrie automobile. Efficacité énergétique, haut niveau de rendement des moteurs, zéro émission, fiabilité, silence, tels sont les avantages de ce mode de propulsion. Ce chapitre passe en revue les différents moteurs électriques utilisés dans le domaine automobile, en mettant l'accent sur les moteurs à courant continu sans balais dont un modèle d'un système de traction électrique basé sur un tel moteur est développé et simulé à la fin.

II.1 Machines utilisées dans le domaine de l'automobile

Les premiers moteurs électriques à alimenter les véhicules étaient des moteurs à courant continu, soit dans la version à excitation série, une solution qui était la référence pendant longtemps, soit plus récemment, dans la version à excitation séparée commandée par hacheur qui était d'ailleurs la solution adoptée par Peugeot pour la 106 électrique. Le choix de ce moteur était guidé par la facilité du pilotage en vitesse et son faible coût. Toutefois ces moteurs souffrent du problème de commutation qui est assuré mécaniquement par le collecteur et les balais, qui sont sujet à l'usure et demande un entretien régulier. Enfin, un rendement maximal de 90% rend ce modèle un peu obsolète pour son utilisation dans un véhicule électrique.

D'autres types de moteurs ont pu apparaître dans les applications automobiles avec l'émergence de nouvelles technologies en électronique de puissance, il s'agit des moteurs à courant alternatif. Le plus communément utilisé aujourd'hui est le moteur asynchrone qui présente un rendement assez élevé et une puissance massique importante. Dans ce moteur, le rotor tourne à une vitesse plus faible que celle du stator. L'écart de vitesse est caractérisé par le glissement. C'est ce glissement qui est la grande faiblesse des moteurs asynchrones : plus il est important, plus le rendement du moteur est faible.

De l'autre côté les moteurs synchrones présentent un glissement nul. Ils sont donc ceux vers qui se tournent aujourd'hui les constructeurs, avec de meilleurs rapports couple/poids et puissance volumique et avec des rendements supérieurs. Ils sont divisés en deux catégories : ceux à rotor bobiné et ceux à aimants permanents. Tandis que les bobinés ont un rotor aimanté à l'aide de courants, les moteurs synchrones à aimants permanents n'ont pas besoin d'enroulements au

rotor. Ils sont donc plus légers et n'ont plus de pertes joules au rotor. Ce dernier type de moteur peut donc paraître supérieur, mais les aimants permanents étant, comme de nombreuses terres rares, un matériau dont l'approvisionnement dépend énormément des conditions économiques et reste assez chère.

II.2 Machine à courant continu sans balais

Les machines synchrones à aimant permanent, dont la forme de la force contre-électromotrice est trapézoïdale sont connues sous le nom de machines à courant continu sans balais [7].

La souplesse à la commande, la longue durée de vie due à l'absence de la commutation mécanique ainsi que la présence de moins de bruit acoustique sont les principaux avantages de ce moteur. Leur principal inconvénient est la nécessité d'avoir une électronique de contrôle. Mais cet inconvénient est dépassé grâce au progrès réalisé dans les domaines de l'électronique de puissance et l'arrivée de nouveaux calculateurs numériques très sophistiqués permettant de réaliser des variateurs performants [8].

II.2.1 Constitution du moteur BLDC

Un moteur brushless comporte les mêmes éléments qu'un moteur à courant continu, excepté le collecteur, mais l'emplacement des bobines et des aimants permanents sont inversés. En effet, les moteurs Brushless sont constitués de trois éléments principaux (Figure II.1) :

Le stator C'est la partie fixe du moteur, elle est muni de trois groupes de bobines appelées les trois phases du moteur. Ces bobines fonctionnent comme des électro-aimants et permettent de générer diverses orientations du champ magnétique régulièrement réparties autour de l'axe central du moteur.

Le rotor C'est la partie tournante du moteur, elle est constitué d'un ou de plusieurs aimants permanents. Le nombre de pôles dans le rotor change d'une application à une autre. L'augmentation du nombre de pôles donne un couple plus élevé mais au détriment de la vitesse maximale produite.

Les capteurs à effet hall Les moteurs Brushless sont pourvus de capteurs à effet hall qui permettent de connaître à chaque instant la position des aimants du rotor.

II.2.2 Principe de fonctionnement du BLDC avec l'électronique de pilotage

L'étude du moteur lui-même est indissociable de celle de l'électronique qui lui est associée. On a en fait une machine alternative qui est transformée en moteur à courant continu quand on y inclut les circuits électroniques assurant les commutations. L'électronique de pilotage détermine la position du rotor à partir des capteurs à effet hall. Elle en déduit l'orientation à donner au champ magnétique du stator. Au cours de la rotation, elle commande les trois bobines pour ajuster régulièrement l'orientation du champ à la position du rotor, de façon à entraîner celui-ci dans le sens choisi par l'utilisateur [8].

Les tensions des trois phases et le courant de phase idéal d'une machine à courant continu sans balais sont représentés dans la figure II.2, la forme des signaux des forces contre-électromotrices

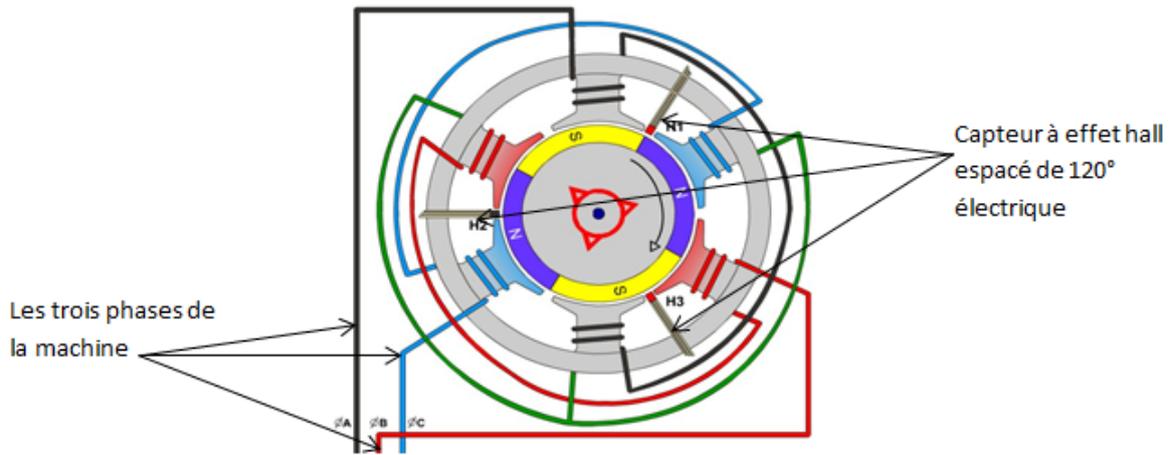


FIGURE II.1 – Machine brushless avec une paire de pôle

induites dépend de la position du rotor. Dans les moteurs à courant continu sans balais, on souhaite alimenter les enroulements par des courants en créneaux synchronisés avec la valeur maximale de la tension de la phase respective, afin d’obtenir un couple constant (Figure II.2) [7].

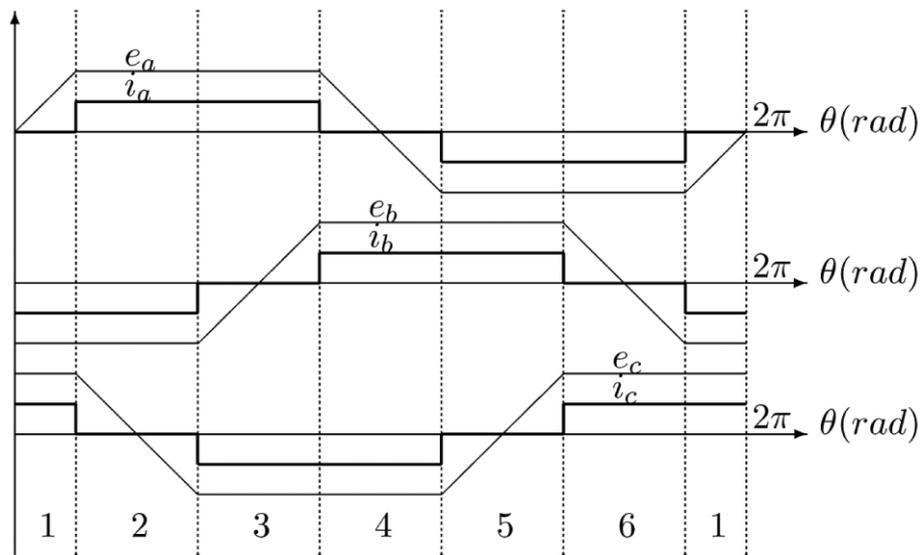


FIGURE II.2 – Courbe des forces électromotrices et des courants dans une machine triphasée.

II.2.3 L’alimentation électronique du BLDC

La structure globale d’un moteur à courant continu sans balais comprend (Figure II.3) :

- des capteurs, munis éventuellement de circuits de mise en forme, qui permettent de connaître la position du rotor à tout instant notamment des capteurs à effet hall.
- un circuit logique qui élabore les commutations à appliquer aux différentes phases du moteur compte tenu des signaux issus des capteurs.

- un commutateur de puissance qui alimente les enroulements en fonction des informations reçues par la logique de commande.
- une commande de la tension ou du courant permettant d’agir sur la vitesse du moteur.

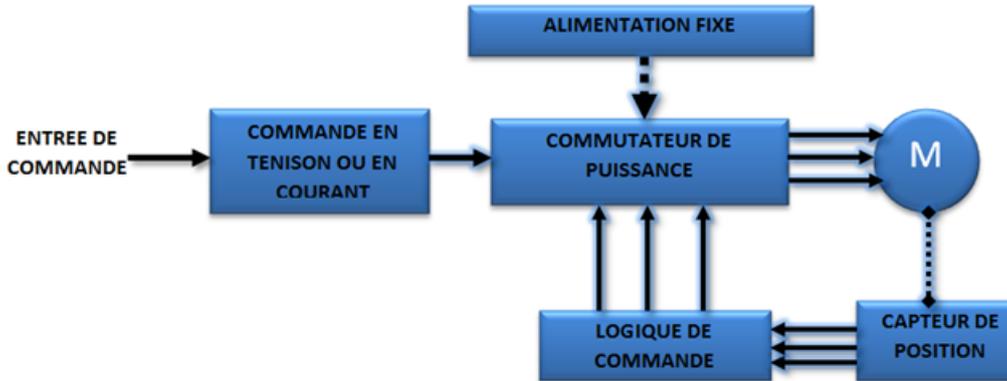


FIGURE II.3 – Structure générale de l’alimentation d’un moteur BLDC.

Les trois premières fonctions permettent d’effectuer les commutations assurées par le système balais-collecteur dans un moteur à courant continu classique tandis que la dernière est analogue à celle qui est utilisée pour la commande de ces mêmes moteurs [8].

II.2.4 Modèle de la machine Brushless

L’aimant permanent dans le rotor peut être représenté par une source de courant constant, qui induit une force contre-électromotrice dans l’enroulement statorique (Figure II.4). Les trois phases de l’enroulement du stator sont supposées identiques et déphasées de 120° électrique. On suppose que les résistances et les self-inductances statoriques sont identiques.

Soient : R_s : résistance statorique des phases,

$L_{aa} = L_{bb} = L_{cc} = L$: l’inductance des phases

$L_{ab} = L_{ac} = L_{bc} = M$: l’inductance mutuelle des enroulements.

La loi des mailles donne :

$$\begin{pmatrix} v_a \\ v_b \\ v_c \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R & 0 & 0 \\ 0 & R & 0 \\ 0 & 0 & R \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{pmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{pmatrix} L & M & M \\ M & L & M \\ M & M & L \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} e_a \\ e_b \\ e_c \end{pmatrix} \quad (\text{II.1})$$

La force contre-électromotrice est reliée au flux rotorique par la relation :

$$e = \frac{d\lambda}{dt} = \frac{d\lambda}{d\theta_r} \cdot \frac{d\theta_r}{dt}, \quad \lambda : \text{flux rotorique.}$$

Mais $\frac{d\theta_r}{dt} = \omega_r$ qui est la vitesse de rotation, donc :

$$e = \frac{d\lambda}{(d\theta_r)} \cdot \omega_r$$

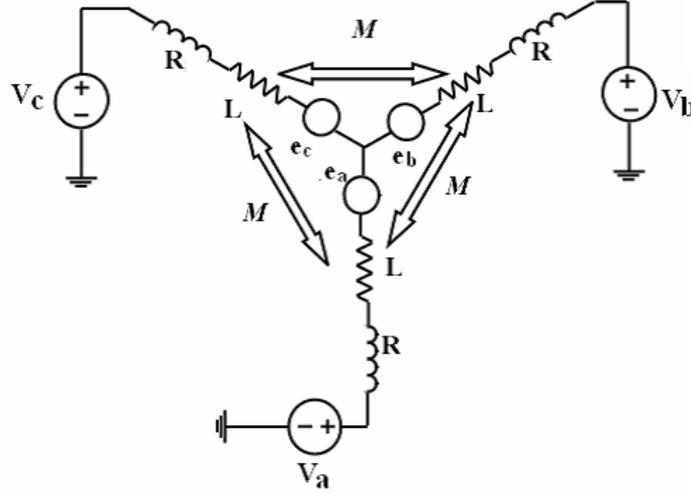


FIGURE II.4 – Modèle électrique simplifié du BLDC.

Puisque les enroulements du stator sont couplés en étoile, la somme des trois courants de phase est nulle $i_a + i_b + i_c = 0$ alors $i_a + i_b = -i_c$

Par conséquent, la tension prend la forme suivante :

$$\begin{pmatrix} v_a \\ v_b \\ v_c \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R & 0 & 0 \\ 0 & R & 0 \\ 0 & 0 & R \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{pmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{pmatrix} L - M & 0 & 0 \\ 0 & L - M & 0 \\ 0 & 0 & L - M \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} e_a \\ e_b \\ e_c \end{pmatrix} \quad (\text{II.2})$$

Remarque : Le coefficient de l'inductance mutuelle M peut être exprimé en fonction du coefficient L : Quand les conducteurs d'enroulement sont massés dans la même encoche : $M = -L/3$

La puissance électrique transmise au rotor est égale à la puissance mécanique disponible sur l'arbre du rotor. Cette égalité donne l'expression du couple électromagnétique pour la machine brushless :

$$T_e = \frac{e_a \cdot i_a + e_b \cdot i_b + e_c \cdot i_c}{\omega_r}$$

Pour la stratégie décrite en haut, où seulement deux courants de phase sont actives, la troisième étant inactive, l'expression du couple pour une intensité de courant identique dans les deux phases se simplifie à :

$$T_e = \frac{2e_{max} \cdot I}{\omega_r} \quad (\text{II.3})$$

On a utilisé e_{max} au lieu de e parce que les courants sont synchronisés avec la valeur maximale de la tension de la phase respective, si on suppose que le flux magnétique est linéaire par rapport à l'inductance : $e = K \cdot \omega_r \frac{dL}{d\theta} \Rightarrow e_{max} = K \cdot \omega_r \frac{dL}{d\theta}_{max}$

$$e_{max} = K' \omega_r \quad (\text{II.4})$$

on remarque que les équations II.3 et II.4 sont identiques aux équations $e = k.w$ et $T = k.i$, de la machine à courant continu classique. Donc le BLDC avec son électronique se comporte comme une machine à courant continu à balais.

Le modèle mécanique du moteur BLDC est donné par l'équation :

$$J \frac{d\omega_r}{dt} = T_e - f\omega_r - T_r$$

Où :

- ω_r : La vitesse angulaire [rad/s]
- T_e : Couple électro électromagnétique [Nm]
- T_r : Couple de charge [Nm]
- f : Coefficient de frottement [$N.m.s$]
- J : Inertie [$kg.m^2$]

II.2.5 Le commutateur

Le commutateur assure l'alimentation de la machine triphasée à partir de la source continue. Il existe deux types de montage, l'alimentation bidirectionnelle et l'alimentation unidirectionnelle. La figure II.5 montre un circuit d'alimentation bidirectionnelle.

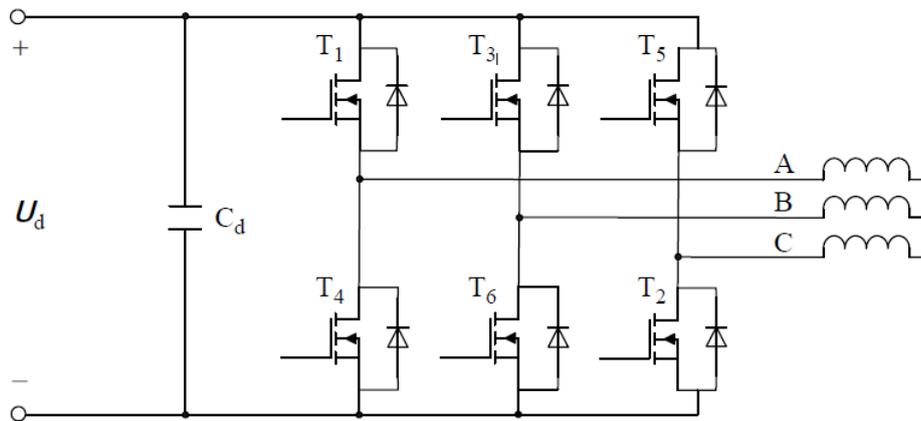


FIGURE II.5 – Commutateur full bridge .

L'ordre de la commutation des transistors, qui alimentent les trois phases de la machine, est donné par les signaux produits par les capteurs à effet hall [9]. En effet, les capteurs à effet hall envoient des signaux binaires selon la direction du champ. Si le champ est positive (Nord) ils renvoient un '1' sinon (le champ est Sud) ils renvoient un '0'. La commutation des transistors se fait selon la logique suivante :

$$\begin{aligned} C1 &= h1\bar{h}2 & C'1 &= \bar{h}1h2 \\ C2 &= h2\bar{h}3 & C'2 &= \bar{h}2h3 \\ C3 &= h3\bar{h}1 & C'3 &= \bar{h}3h1 \end{aligned}$$

II.3 Batteries

Les véhicules électriques, tout comme les véhicules thermiques, ont besoin d'une unité de stockage d'énergie. L'analogie d'un réservoir à carburant est les batteries accumulateurs d'énergie électrique. Les batteries sont au cœur des préoccupations actuelles de nombreux constructeurs car elles représentent la clé des performances et du prix de vente de ces modèles. La multiplication de nouveaux acteurs sur le marché automobile génère une demande importante. Depuis EV1 de General Motors et ses batteries NiMh, depuis les 106 ou Saxo et leurs batteries NiCd, à la fin des années 90, la production de packs de batteries spécifiques aux VE est passée des phases pilotes à l'industrialisation de masse. Simultanément à l'arrivée de la technologie des cellules au Lithium, on a constaté une croissance vertigineuse des capacités de production. Les constructeurs des batteries sont en compétition pour équiper les véhicules électriques. Cette diversité permet une large palette de choix aux concepteurs [10].

II.3.1 Les différentes technologies utilisées

Les batteries pour véhicules électriques (et hybrides) sont classées dans la catégorie des batteries de traction, appelées aussi batteries de puissance [11]. Les batteries sont comparées par rapport à leur densité de puissance, qui est définie comme étant la quantité d'énergie électrique qu'une batterie contient dans un Kilogramme (Wh/Kg). Un autre critère déterminant pour comparer les performances des batteries est leurs durées de vie. En effet, les performances d'une batterie se dégradent en fonction du temps et certaines technologies sont beaucoup plus endurantes que d'autres. Le critère utilisé est le nombre de cycles de charge et décharge (Figure II.6).

Plomb-Acide (PB) : Ce sont les plus simples de conception et de fabrication. Les processus de production sont bien maîtrisés, les industriels les produisant innovent pour les rendre plus performantes face à la concurrence des autres technologies. Elles sont lourdes et peu puissantes, leur densité énergétique est d'environ $50Wh/kg$, mais ont pour avantage leur prix.

Cadmium-Nickel (Ni – Cd) : Ces batteries ont été couramment utilisées depuis une quinzaine d'années dans les appareils portatifs. Elles sont très endurantes et ont une densité énergétique supérieure aux batteries Plomb-Acide. Toutefois, elles contiennent des substances dangereuses, à savoir le Cadmium qui est un élément toxique. Un autre inconvénient est leur "effet mémoire"¹ qui nécessite des décharges profondes régulières pour maintenir leur capacité maximale. Ces accumulateurs sont peu répandus et réservés à des applications spécifiques.

Nickel-Métal Hydrure (Ni – MH) : Ces batteries sont apparues, dans un premier temps, dans l'outillage sans fil et la téléphonie. Elles peuvent stocker deux fois plus d'énergie que les batteries au plomb et 35 % de plus que les Nickel/Cadmium à poids égal. C'est ce type de batterie qui a été choisie pour équiper la plupart des voitures hybrides (notamment par Toyota).

1. L'effet mémoire est un phénomène physico-chimique qui altère la capacité des batteries si elles ne sont pas complètement déchargées avant d'être rechargées. En effet, si la batterie subit un cycle de charge avant d'être complètement déchargé, la batterie finira par ne plus pouvoir se décharger en deçà du seuil où elle a été remise à charger. La batterie se comporte comme si elle conservait la « mémoire » du seuil de décharge et refuse de se décharger davantage [11].

Lithium et dérivés : Plusieurs technologies composent la famille des batteries au Lithium. Elles occupent aujourd'hui une place prédominante sur le marché de l'électronique portable, et sont de plus en plus utilisées dans les VE. La technologie Lithium-ion (*Li-ion*) est la plus courante et présente une densité d'énergie élevée, de l'ordre de $160Wh/kg$, ainsi que l'absence d'effet mémoire. D'autres technologies au Lithium existent et présentent des caractéristiques intéressantes, à savoir le Lithium Polymère (*Li-Po*) et le Lithium-phosphate (*LiFePO4*) qui arrivent à des densités d'énergies de $200Wh/kg$.

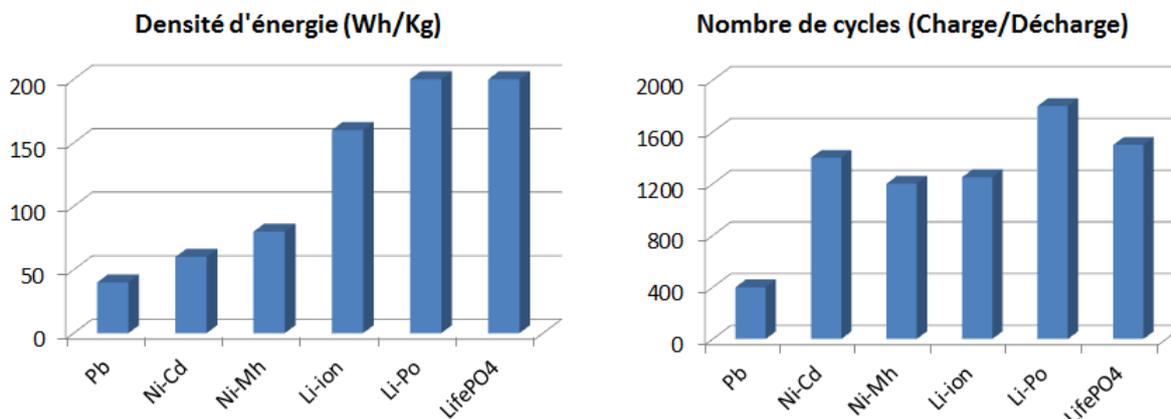


FIGURE II.6 – Différence entre les types de batteries.

II.3.2 Etat de charge de la batterie

L'état de charge de la batterie (State Of Charge « SOC ») exprime le taux de charge restant dans la batterie, il est défini comme étant le ratio entre la capacité à l'instant t , $Q(t)$ et la capacité nominale de la batterie $Q(n)$.

$$SOC(t) = \frac{Q(t)}{Qn}$$

Alors que la mesure du carburant restant dans un véhicule thermique est un problème assez simple, il se limite à la mesure du niveau du liquide dans le réservoir, mesurer le SOC avec précision est une tâche très complexe et difficile à mettre en œuvre, d'une part parce que les modèles de batterie sont limités et d'autre part, parce que les paramètres varient en fonction du temps et de la température. Dans ce cas on a plutôt recours à des estimateurs. Plusieurs méthodes d'estimation existent utilisant différentes approches [12], entre autres, l'intégration du courant de décharge [13], calcul de la tension du circuit ouvert [14], filtre de Kalman [15], réseaux de neurones [16]. On définit aussi la profondeur de charge de la batterie comme étant le taux de la charge utile restant, car les courants forts expireraient la charge de la batterie plus prématurément.

II.3.3 Modèle de la batterie

La littérature propose une variété de modèle électrique pour les batteries ([15] [17]) mais le modèle le plus utilisé est celui qui considère la batterie comme un générateur de tension parfait

(E_B), en série avec une résistance (R_B)(Figure II.7) [18].

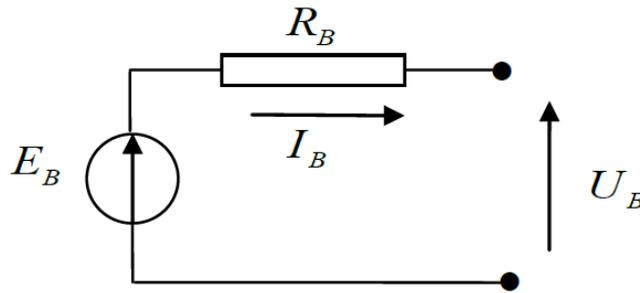


FIGURE II.7 – Modèle simplifié de la batterie.

Le modèle prend en considération les non-linéarités des composants, et leur dépendance de certains paramètres comme, l'état de charge de la batterie ("SOC"), la profondeur de charge ("DOC") et la température ambiante [19].

II.4 Identification de la chaîne de traction électrique

II.4.1 Introduction

Les procédés industriels sont des systèmes très complexes et difficiles à piloter. C'est pour cela qu'il est impératif de posséder un modèle représentatif qui permet leurs étude et analyse, afin d'en tirer leurs caractéristiques et leurs particularités. Cette connaissance une fois acquise, il est par la suite possible de déterminer la commande adéquate qui répond au mieux aux exigences de cahier des charges. L'acquisition de cette connaissance est le rôle de l'identification. L'identification est l'opération de détermination des caractéristiques dynamiques d'un procédé dont la connaissance est nécessaire pour la conception et la mise en œuvre d'un système performant de régulation [2].

En pratique, les systèmes complexes sont approximés par des modèles plus simples, souvent linéaires stationnaires autour d'un point de fonctionnement. Cette approximation permet d'appliquer les méthodes d'identifications classiques qui sont des approches bien maîtrisés. Toutefois, l'évolution rapide de l'outil informatique a permis de développer des méthodes d'identifications numériques plus puissantes qui superforment les méthodes classiques.

Il existe aussi d'autres méthodes plus modernes, comme celles utilisant les réseaux de neurones artificiels. Ces derniers permettent, grâce à leur propriété d'« *approximateurs universels* » [5] de reproduire le comportement des systèmes les plus complexes. Ils sont utilisés dans la modélisation des systèmes non linéaires.

Pour certains systèmes, il est possible d'établir le modèle à partir des connaissances physiques, chimiques, biologiques ou autres : une telle représentation est appelée modèle de connaissance, modèle boîte blanche ou modèle théorique. Il est cependant très difficile, voire parfois même impossible d'établir de tels modèles pour des systèmes complexes.

La démarche la plus courante est l'établissement d'un modèle boîte noire (modélisation expérimentale), basé sur les informations recueillies sur le fonctionnement du système, notamment

les mesures faites sur les variables. Le choix des relations qui expliquent le fonctionnement du système est alors guidé par deux objectifs contradictoires :

- la relation doit être suffisamment complexe pour représenter le plus fidèlement possible le système ;
- la relation doit être suffisamment simple de sorte que l'estimation paramétrique ne soit pas très coûteuse en temps de calcul.

La difficulté d'une modélisation de type boîte noire est de trouver un compromis entre ces deux objectifs contradictoires [4].

Dans ce qui suit on va procéder à l'identification du système de traction électrique et déterminer les paramètres du moteur. La chaîne de traction électrique est constituée essentiellement de la roue motrice qui est solidaire au rotor du moteur, le commutateur de puissance et le convertisseur d'énergie (hacheur abaisseur), comme il est montré dans la figure II.8. La roue est

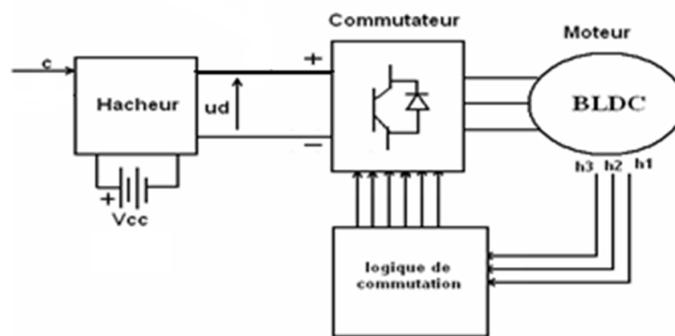


FIGURE II.8 – Schéma de commande du moteur brushless.

solidaire au rotor du moteur, donc on peut considérer la roue comme un moteur dont l'inertie est celle du rotor plus celle de la roue.

Les paramètres du moteur sont : la résistance interne R , la self inductance L , l'inductance mutuelle M , l'inertie du moteur J , le coefficient des frottements visqueux f , le couple des frottements statiques T_f et la constante de tension ke .

Le hacheur peut être représenté par un système du premier ordre $\frac{G}{(1+T_c s)}$, où G est le gain du convertisseur, et T_c est la constante du temps ou le retard du convertisseur.

Pour l'identification de ces paramètres il existe deux approches :

L'approche classique : Où on utilise les méthodes d'électrotechniques.

- Mesure de la résistance et de l'inductance : La résistance est mesurée par un ohmmètre placé entre les phases. On divise la valeur trouvée sur deux pour avoir la valeur de la résistance d'une phase. La mesure de l'inductance se fait par un RLC mètre.
- Mesure du frottement et de l'inertie : Pour mesurer l'inertie et le frottement d'un moteur on fait tourner le moteur à vitesse donnée ' ω_{r_0} ' puis on coupe l'alimentation et on enregistre la courbe de la vitesse.

Théoriquement cette courbe est décrite par l'équation :

$$J \frac{d\omega_r}{dt} = T_e - f\omega_r - T_r$$

$T_e = 0, T_r = 0$;(aucun couple moteur. On néglige le couple résistant)

$$J \frac{d\omega_r}{dt} = -f\omega_r \Rightarrow \frac{d\omega_r}{\omega_r} = -(f/J)dt \Rightarrow \omega_r = \omega_{r0}(e^{-(\frac{f}{J})t})$$

Les frottements peuvent être dérivés de la même équation. Au régime permanent l'accélération de la vitesse est nulle ce qui donne :

$$T_e - f\omega_r - T_r = 0$$

Si on néglige les couples résistants, on obtient :

$$T_e - f\omega_r = 0 \Rightarrow f = \frac{T_e}{\omega_r} \Rightarrow f = I.V. \frac{\sqrt{3}}{\omega_r^2}$$

L'approche de l'automatique : Malgré que les méthodes classiques donnent les valeurs exactes des paramètres, aux erreurs de mesure près, elles ne sont pas adaptées pour notre cas, car notre système n'est pas composé du moteur uniquement mais contient aussi d'autres éléments (pneu, convertisseur,...) qui lui sont indissociables. Dans ce cas on utilise les méthodes d'indentifications de l'automatique qui seront traitées dans ce chapitre.

II.4.2 Banc d'essai

Le banc d'essai de la chaîne de traction électrique du véhicule hybride est présenté dans la figure II.9.

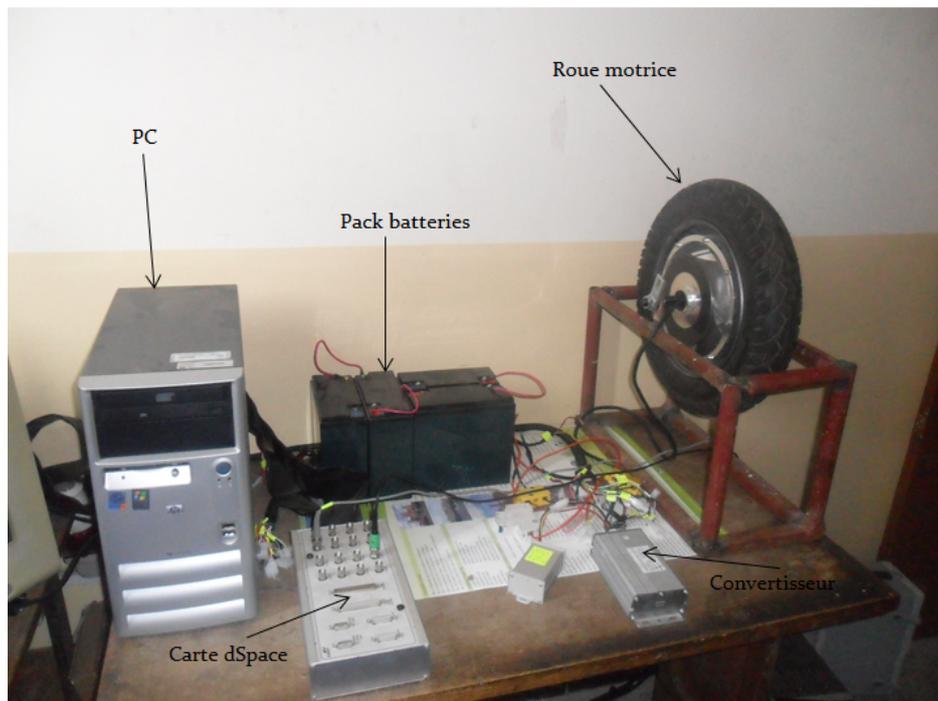


FIGURE II.9 – Banc d'essai de la traction électrique.

Pour la commande et l'acquisition des données, le moteur est connecté à l'ordinateur par le

biais de la carte d'acquisition et de commande dSpace.

Le système dSpace (Digital Signal Procession And Control Engineering) est un outil de prototypage rapide. Le prototypage rapide signifie que les algorithmes de commandes sont implémentés en temps réel, donc les stratégies de commande peuvent être testées directement en pratique. L'environnement de travail de la carte dSpace est Simulink/Matlab, dans lequel on réalise un modèle de commande, et une fois que nous sommes satisfait des résultats de simulation, on teste le contrôleur sur le système réel. Cela est effectué en remplaçant les entrées et les sorties de ce modèle par les sorties et les entrées de la carte dSpace(figure II.10).

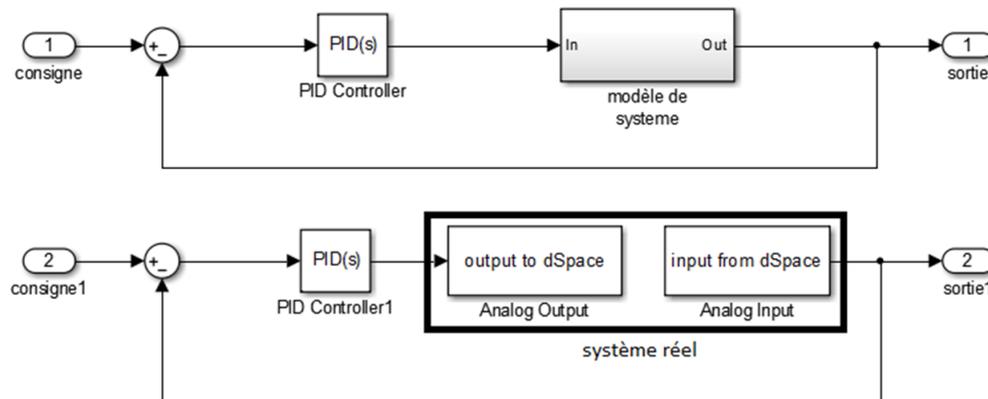


FIGURE II.10 – Commande par dSpace.

Pour faire l'étude de notre système, le signal d'entrée, pour notre cas c'est la tension que produit l'accélérateur, qui est intercepté et remplacé par une sortie analogique de la carte dSpace. Les capteurs à effet hall du moteur sont exploités et utilisés pour la mesure de la vitesse de rotation(figure II.11).

II.4.3 Identification non linéaires

Identification des systèmes dynamiques non linéaires par un MLP : En général, un système dynamique est décrit par des équations différentielles s'il est à temps continu ou par des équations aux différences s'il est à temps discret. Dans la pratique, il est rare qu'un système complexe puisse être entièrement décrit par un modèle de connaissance. On a souvent recours aux modèles entrées-sorties de type « boîtes noires », pour lesquels aucune connaissance sur le système n'est nécessaire, mais des mesures sur les variables régissant le fonctionnement du système sont indispensables et en quantité suffisante. Le problème de l'identification devient alors un problème de régression non linéaire, (d'autres méthodes sont proposées dans [4] [6]).

Représentation des systèmes dynamiques NL par un réseau MLP : Les systèmes dynamiques non linéaires peuvent être représentés par des réseaux de neurones de type MLP. La structure du réseau dépend de la classe du modèle défini par son vecteur de régression. Le modèle le plus utilisé est le modèle NARX (non linear ARX), la figure II.12 montre le schéma d'identification pour un réseau MLP de type NARX.

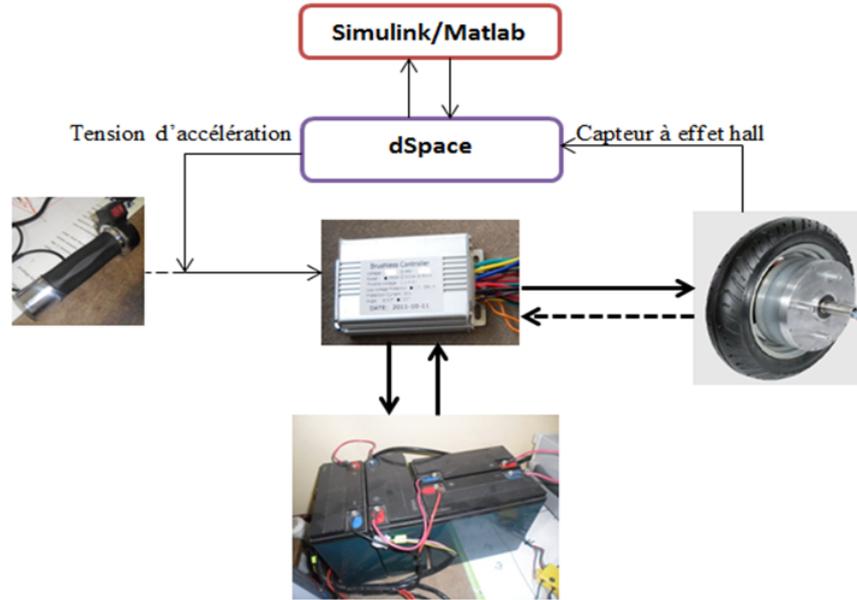


FIGURE II.11 – Système globale de commande.

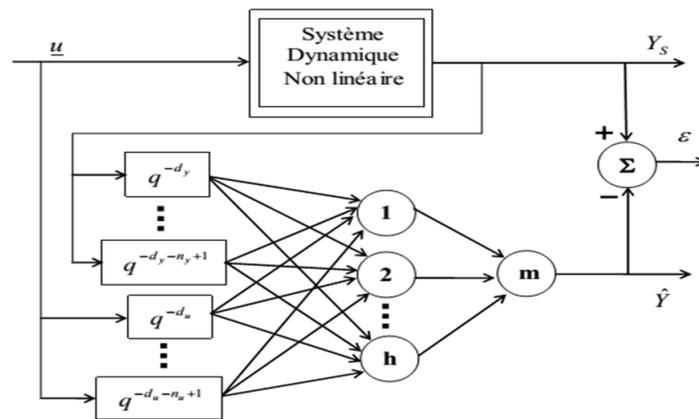


FIGURE II.12 – Exemple d'implantation d'un modèle NARX par un réseau MLP.

II.4.3.0.1 Mise en œuvre Comme on l'a déjà cité précédemment, les MLP sont connues, pour leurs capacités d'approximateurs universels, et en rajoutant une mémoire (retard) on peut prédire le comportement des systèmes dynamiques.

Après plusieurs tests on a opté pour la structure illustrée dans la figure II.13, qui est constituée d'une couche cachée de 15 neurones avec comme fonction d'activation f_h la fonction Sigmoidé, et une couche de sortie avec une fonction d'activation linéaire f_o .

Le système linéaire correspondant est de structure ARMAX avec $N_a = 2, N_b = 2$ et $d = 1$, tel que N_a, N_b , l'ordre des polynômes $A(q^{-1}), B(q^{-1})$ respectivement et d est un retard.

Pour ce réseau de neurones, on a pris comme données d'entraînements le signal en escalier (à gauche figure II.14), et comme données de validations, le signal en rampe (à droite figure II.14), les résultats sont montrés dans la même figure.

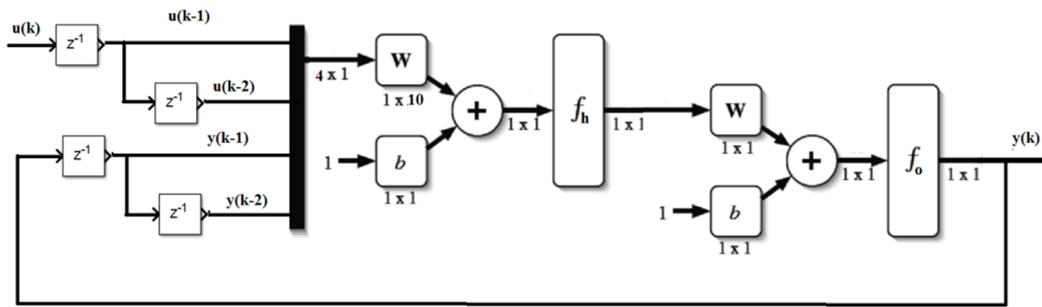


FIGURE II.13 – Réseau de neurone utilisé.

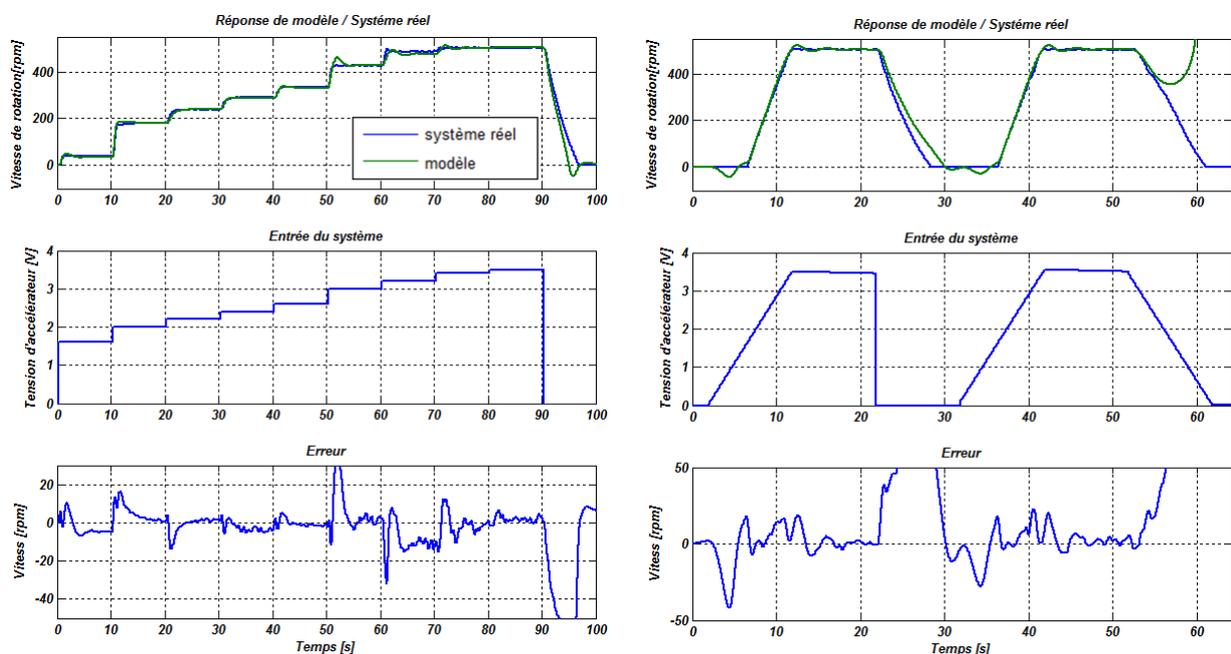


FIGURE II.14 – Résultats des réseaux de neurones.

On remarque à gauche, que le réseau imite bien le système, car il a été entraîné sur cette entrée. La courbe à droite, montre la réponse du réseau vis-à-vis des données de validation, on remarque que le réseau donne de bonne prédiction jusqu'à l'instant $t = 55s$, où la courbe de prédiction diverge, car le réseau n'a pas été entraîné sur les pentes descendantes, donc il a donné une mauvaise prédiction. Cela est l'un des inconvénients du réseau de neurone artificiel. Pour remédier à ce problème, les données d'entraînement doivent comprendre le maximum des scénarios possibles d'utilisation de ce réseau.

II.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents aspects liés à la représentation des systèmes dynamiques linéaires et non linéaires. Les modèles non linéaires les plus utilisés dans l'identification, les réseaux de neurones artificiels et le modèle de Hammerstein-Weiner ont également été présentés, ainsi que les méthodes d'identifications des systèmes linéaires les plus utilisés. Par la suite, nous avons appliqué ces méthodes pour identifier un système de motorisation électrique construit autour d'un moteur BLDC destiné à équiper un quad hybride.

Conclusion générale et perspectives

Les propriétés d'apprentissage et de généralisation des réseaux de neurones artificiels, nous conduisent à étudier l'apport des techniques neuronales dans les problèmes d'identification et de commande des systèmes dynamiques non linéaires pour lesquels les techniques classiques se heurtent à des difficultés d'ordre pratique et théorique, et grâce au développement des méthodologies rigoureuses pour la conception de modèles, les réseaux de neurones sont devenus des outils de modélisation puissants dont les domaines d'applications sont multiples. Ils permettent de réaliser, de manière simple et efficace, des modèles précis, statique ou dynamique. Arrivé au terme de ce mémoire et avant d'évoquer les perspectives, nous résumons le contenu de notre travail établi comme suit : En premier lieu la démarche suivie a conduit à un aperçu sur les notions de base de la théorie des réseaux de neurones. Ensuite notre première application de l'approche neuronale était l'identification des systèmes non linéaires inconnus SISO et MIMO, les résultats de simulations obtenus ont démontrés que les modèles neuronaux sont de bons approximateurs universels pour les fonctions non linéaires inconnues, après cette étape nous avons traité le problème de l'identification neuronale avec rejection des perturbations, où les perturbations sont additives en entrée ou additives en sortie, les deux cas de représentation des perturbations, par un modèle linéaire ou par un modèle non linéaire, ont été considérés. Le principe s'agit toujours d'augmenter l'ordre du système en question, cette solution consiste à donner plus d'informations au réseau de neurones sur l'histoire de la sortie et de l'entrée de commande du système.

Bibliographie

- [1] MELAKHESSOU LAKHDAR. *Contrôle et identification des systèmes non linéaires par les techniques neuronales*. MEMOIRE DE MAGISTER.
- [2] Yann MORERE. *Identification par Réseaux de Neurones*. Mémoire de D.E.A, Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambresis, 1996.
- [3] Mohamed AITAMER et Walid Abdelwahed MANAA. *Commandes Intelligentes Appliquées au Bâtiment à Énergie Positive*. Mémoire de fin d'étude, Ecole Nationale Polytechnique, 2012.
- [4] Lamine THIAW. *Identification des systèmes dynamiques non-linéaires par réseaux de neurones et multimodèles*. Thèse de doctorat, Université Paris XII, 2008.
- [5] HAGAN MARTIN et DEMUTH HOWARD. *Neural Networks for Control*. Proceedings of the American Control Conference, 1999.
- [6] G.P LIU. *Nonlinear Identification and Control : A Neural Network Approach*. Springer, 2001.
- [7] Iqbal HUSSEIN. *Electric and Hybrid vehicles, Design Fundamentals*. CRC PRESS, 2005.
- [8] Mourad DJEMAI et Mawloud TELLAA. *Commande de la vitesse et de la position d'un moteur à courant continu sans balais pour les applications en robotique*. Mémoire de fin d'étude, Ecole Nationale Polytechnique, 207.
- [9] Chang Liang XIA. *Permanent Magnet Brushless*. WILEY, 2012.
- [10] Stéphane VERWILGHEN. *Tout savoir sur les véhicules électriques*, 2010.
- [11] David LINDEN et Thomas B.REDDY. *Handbook of batteries*, third edition. McGraw Hill, 2001.
- [12] Wen-Yeau CHANG. *The State of Charge Estimating Methods for Battery : A Review*. ISRN Applied Mathematics, vol. 2013, Article ID 953792, 7 pages, 2013.
- [13] Kong-Soon NG. *An Enhanced Coulomb Counting Method for Estimating State-of-Charge and State-of-Health of Lead-Acid Batteries*. IEEE Telecommunications Energy Conference. INTELEC. 31st International, pp. 1-5, 2009.
- [14] Chin-Sien MOO. *State-of-Charge Estimation with Open-Circuit Voltage for Lead-Acid Batteries*. IEEE Telecommunications Power Conversion Conference - Nagoya, pp. 758-762, 2007.
- [15] Jay FARELL. *Battery State-Of-Charge Estimation*. Proceedings of the American Control Conference, vol 2, pp. 1644-1649, June 2001.

- [16] I.ANAND et B.L.MATHUR. *State of Charge Estimation of Lead Acid Batteries Using Neural Networks*. IEEE International Conference on Circuits, Power and Computing Technologies. pp 596 - 599, 2013.
- [17] John CHIASSON et Baskar VAIRAMONHAN. *Estimating the State of Charge of a Battery*, 2002.
- [18] Saida KERMANI. *Gestion énergétique des véhicules hybrides : de la simulation à la commande temps réel*. Thèse de doctorat, Université de Valenciennes et du Hainaut Cambésis, 2009.
- [19] Robyn JACKKEY. *A Simple, Effective Lead-Acid Battery Modeling Process for Electrical System Component Selection* . The MathWorks Inc, 2007.