

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

UNIVERSITÉ MOULOUD MAMMERRI DE TIZI-OUZOU



FACULTÉ DE GENIE ELECTRIQUE ET DE L' INFORMATIQUE
DÉPARTEMENT D'AUTOMATIQUE

THÈSE DE DOCTORAT

Spécialité : AUTOMATIQUE

Présentée Par :

HOUACINE Karima

THEME

**COMMANDE NEURO-FLOUE D'UNE MACHINE ASYNCHRONE
DANS UNE CHAINE DE PROPULSION D'UN VÉHICULE ÉLECTRIQUE**

DEVANT LE JURY :

| | | |
|------------|--------------------|---|
| Président | DIAF Moussa | <i>Professeur, UMMTO</i> |
| Rapporteur | MELLAH Rabah | <i>Maître de Conférence Classe A, UMMTO</i> |
| Examineurs | MANSOURI Rachid | <i>Professeur, UMMTO</i> |
| | MERAKEB Abdelkader | <i>Maître de Conférence Classe A, UMMTO</i> |
| | YAZID Krim | <i>Maître de Conférence Classe A, USTHB/Alger</i> |
| | KOUADRI Abdelmalek | <i>Maître de Conférence Classe A, U/Boumerdes</i> |

LE 5 JUIN 2016

Remerciements

Ce travail a été effectué au Laboratoire de Conception et Conduite des Systèmes de Production (L2CSP), de l'université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou.

Avant tous, Je remercie le Dieu le tout puissant de m'avoir donné le courage, la patience et la force durant toutes ces années d'étude.

Je tiens à remercier, en premier lieu, Monsieur MELLAH Rabah, Directeur de ma thèse, pour m'avoir fait profiter de son enthousiasme, de sa rigueur scientifique, de son expérience et pour m'avoir fait confiances tout au long de ma thèse, sans oublier Monsieur GUERMAH Said Maître de conférence à l'université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou.

Je témoigne toute ma gratitude à Madame SEDDIKI Lynda, Maître de conférences à l'université Paris 8, pour les nombreux conseils qu'elle a su me prodiguer. Outre ses qualités professionnelles, j'ai pu apprécier aussi sa disponibilité et sa simplicité.

je tiens également à remercier, Monsieur DIAF Moussa, Professeur à l'université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, d'avoir accepté de présider ce jury.

Je remercie, Monsieur MANSOURI Rachid, Professeur à l'université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, d'avoir accepté d'examiner ce travail et faire partie du jury.

Je tiens également à remercier monsieur MERAKEB Abdelkader, Maître de conférences à l'université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, d'avoir accepté de participé à ce jury.

Un grand merci à monsieur YAZID Krim, Maître de conférences à l'université USTHB d'Alger, pour l'honneur qu'il nous fait en acceptant de participer au jury.

Que monsieur KOUADRI Abdelmalek, Maître de conférences à l'université de Boumerdes, trouve ici l'expression de mes plus vifs remerciements pour avoir accepté d'examiner ce travail.

Je remercie également Messieurs BECHOUCHE Ali, Maître de conférence à l'université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, CHARIF moussa, Maître assistant classe A à l'université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, pour leurs aides et encouragements durant ce travail.

Mes remerciements s'adressent également à tous les membres du Laboratoire L2CSP, en particulier son directeur Monsieur Mohamed AIDENE, Professeur à l'université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou.

La réalisation de cette thèse ne saurait être possible sans le soutien inconditionnel des proches tout au long de ce travail. C'est pourquoi, c'est avec un grand plaisir et une grande reconnaissance je remercie tous mes collègues et mes amis sans oublier les membres de ma famille, en particulier mon mari, pour leurs encouragements et leur appui moral qui m'ont permis de mener à bon terme ce travail.

Je dédie cette thèse.

- *A mes très chers parents.*
- *A mon mari*
- *A mes très chers soeurs et mon frère Mourad.*
- *A toute ma famille.*
- *A mes beaux parents.*
- *A tous mes collègues.*

Résumé

Cette thèse présente la commande neuro-floue d'une machine asynchrone dans une chaîne de propulsion d'un véhicule électrique, afin d'améliorer le comportement et la stabilité du véhicule dans différentes contraintes de la route. La commande proposée consiste à introduire une technique intelligente nouvelle neuro-floue dotée d'un compensateur (NFC) qui permet de réajuster même la dynamique des règles floues en vue d'accélérer la convergence vers les performances désirées. Le principe général de la commande NFC est d'assurer la robustesse et la stabilité du système de commande.

Le système de traction proposé dans cette thèse est un véhicule électrique avec deux moteurs asynchrones qui sont alimentés par une batterie à travers deux onduleurs triphasés pour entraîner les deux roues arrières du véhicule. Les moteurs sont commandés indépendamment en utilisant un différentiel électronique. Toutefois, les contrôleurs mis en oeuvre dans ce travail pour les moteurs sont basés sur la commande vectorielle à flux rotorique orienté.

Mots-clés

Commande Neuro-Floue (CNF), Véhicule Électrique (VE), Commande Neuro-Floue dotée d'un Compensateur (NFC), différentiel électronique, moteur asynchrone.

Abstract

This thesis presents a novel speed control design of electric vehicles (EV) to improve behaviour and stability under different road constraint conditions. The proposed control method is intended to increase the efficiency of a circuit using adaptive neural fuzzy technique with compensatory fuzzy operators. The compensatory neural fuzzy (CNF) networks are made of both control-oriented fuzzy neurons and decision-oriented fuzzy neurons. The CNF networks are not only adaptively adjust fuzzy membership functions but also dynamically optimise the adaptive fuzzy reasoning by using a compensatory learning algorithm. The proposed traction system consists of two induction motors that ensure the two rear wheels drive. The controller is designed from a control structure that realises an independent speed control. Simulation results show that the CNF control method reduces the transient oscillations and ensures efficient behaviour in all types of road constraints.

Keywords

Electric Vehicle (EV), Induction Motor (IM), neural fuzzy control, compensatory neural fuzzy control, electronic differential, two wheels electric vehicle drive.

Notations

| | |
|----------------|---|
| a, b, c : | Variables exprimées dans le repère fixe triphasé. |
| C_{ai} : | Coefficient de raideur au couple d'auto-alignement. |
| d, q : | Variables exprimées dans le repère (d,q) tournant à la vitesse synchrone. |
| C_{em} : | Couple électromagnétique. |
| C_{max} : | Couple nécessaire au démarrage de véhicule. |
| C_{px} : | Coefficient de pénétration dans l'air. |
| C_r : | Couple de charge. |
| C_{rr} : | Coefficient de résistance au roulement. |
| F_{acc} : | Force due à l'accélération. |
| F_{areo} : | Force de résistance aérodynamique. |
| F_{pent} : | Force due au profil de la route. |
| F_{roul} : | Force de roulement. |
| g : | Accélération de la pesanteur. |
| $G1, G2, G3$: | Gains de régulateur. |
| I_r : | Courant rotorique. ⁴ |
| I_s : | Courant statorique. |
| J : | Moment d'inertie du rotor. |
| J_v : | Inertie du véhicule. |
| K_g : | Rapport de réduction de vitesse des moteurs. |
| K_p : | Gain proportionnel de correcteur PI. |
| K_i : | Gain intégral de correcteur PI. |
| L_m : | Inductance mutuelle cyclique entre stator et rotor. |
| $[L_{msr}]$: | Matrice des inductances mutuelles entre phases statoriques et rotoriques. |
| L_r : | Inductance cyclique rotorique. |
| $[L_{rr}]$: | Matrice des inductances propres et mutuelles entre phases rotoriques. |
| L_s : | Inductance cyclique statorique. |

| | |
|--|---|
| $[L_{ss}]$: | Matrice des inductances propres et mutuelles entre phases statoriques. |
| M_{ai} : | Couple d'auto-alignement. |
| M_v : | Masse totale du véhicule. |
| M_{sr} : | La mutuelle inductance entre phases statoriques et rotoriques. |
| R_r : | Résistance rotorique. |
| R_w : | Le rayon de la roue. |
| R_s : | Résistance statorique. |
| S_f : | Section frontale de véhicule. |
| T_r : | Constate de temps rotorique. |
| T_s : | Constate de temps statorique. |
| V_{dc} : | Tension continue à l'entrée de l'onduleur. |
| V_h : | La vitesse de véhicule. |
| V_s : | Tension statorique. |
| V_{vent} : | Vitesse du vent. |
| ω : | Pulsation mécanique. |
| $\omega_{m_L}^*$ et $\omega_{m_R}^*$: | Les vitesses de référence des deux moteurs droite et gauche respectivement. |
| ω_r : | Pulsation de glissement. |
| ω_s : | Pulsation statorique. |
| Ω_{max} : | La vitesse maximale que doit atteindre le moteur. |
| ω_{r-L} et ω_{r-R} : | Les vitesses angulaires des roues motrices droite et gauche respectivement. |
| θ : | L'angle électrique entre le rotor et le stator. |
| θ_r : | L'angle électrique entre l'axe d et le rotor. |
| θ_s : | L'angle électrique entre l'axe d et le stator. |
| φ_s : | Le flux du stator. |
| φ_r : | Le flux du rotor. |
| σ : | Coefficient de dispersion ou Blondel. |
| δ : | l'angle de braquage. |
| α : | Représente l'angle de la pente. |
| ρ : | Densité volumique de l'air. |

Acronymes

| | |
|----------|--|
| ANFIS : | Contrôleur d'inférence Neuro Floue Adaptatif. |
| ANFISC : | Contrôleur d'inférence Neuro Floue Adaptatif doté d'un compensateur. |
| ANN : | Artificial neural network. |
| CO_2 : | Dioxyde de carbone. |
| EAIE : | Les experts d'Exxon et de l'Agence Internationale de l'Energie. |
| FOC : | Field oriented control. |
| GES : | Gaz à effet de serre. |
| GM : | General Motors. |
| GIEC : | Le Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Evolution du Climat. |
| HC : | Hydrocarbure. |
| IGBT : | Insolated gate bipolar transistor. |
| INF : | Système d'inférence Neuro Floue. |
| INFC : | Contrôleur d'inférence Neuro Floue doté d'un compensateur. |
| LF : | Logique floue. |
| Li-ion : | Batterie Lithium-ion. |
| MAS : | Machine asynchrone. |
| MCC : | Moteur à courant continu. |
| MLI : | Modulation par largeur d'impulsion. |
| MS : | Moteur synchrone. |
| NFC : | Contrôleur Neuro-flou doté d'un compensateur. |
| NO_x : | Oxyde d'azote. |
| PWM : | Pulse with modulation |
| RNAs : | Réseaux de neurones artificiels. |
| SNF : | Système Neuro-flou. |
| STPWM : | La technique de modulation "Sinus-triangle". |
| VE : | Véhicule électrique. |
| VH : | Véhicule hybride. |
| VHP : | Véhicule hybride parallèle. |
| VHS : | Véhicule hybride série. |

Introduction générale

Le nombre de véhicules en circulation ne cesse d'augmenter les problèmes de pollution qui sont de plus en plus critiques, particulièrement pour les gaz à effet de serre responsables du réchauffement de la planète [1]. Le véhicule électrique (VE) est l'une des solutions préconisées par les constructeurs automobiles et les organismes de recherche pour remplacer peu à peu les véhicules classiques. Le devenir de l'automobile moins polluante, dans les prochaines années est donc un sujet de recherche d'actualité [2].

Aujourd'hui, nous devons faire face à un autre problème lié au véhicule qui est la sécurité routière. Cette dernière a toujours été une grande préoccupation de tous les gouvernements à travers le monde [3]. Le nombre d'accidents sur les routes et les congestions des autoroutes des grandes villes mondiales, causé par le nombre important de véhicules de transport et autres, ne cessent d'augmenter. De là, est née l'idée de développer les systèmes qui assurent le bon fonctionnement du véhicule et son intégrité afin de diminuer l'insécurité sur les routes [4]. À ce titre, les systèmes de contrôle du VE ont fait des avancées significatives ces vingt dernières années. Ils assurent de manière efficace la tenue de route, la stabilité et le freinage du véhicule.

C'est dans ce cadre que s'inscrit le travail développé dans le cadre de cette thèse et qui vise à améliorer la stabilité du véhicule dans différentes contraintes de la route en utilisant une technique de contrôle intelligente qui est la commande neuro-floue dotée d'un compensateur. La recherche bibliographique montre que les stratégies de commande utilisées pour le contrôle des VE sont basées sur des lois de commande classiques [5], [6], [7], [8] et sur des algorithmes plus avancés utilisant par exemple la logique floue [9], [10]. Ce type de commande avancée, dans la plupart des cas, se base sur la connaissance et l'expérience de l'opérateur humain. Parmi ces importantes applications, on peut citer : [9] présente une stratégie de commande DTFC (Direct

Torque Fuzzy Control) pour MSAP (moteur synchrone à aimants permanents) et [10] qui propose une stratégie de contrôle en vitesse du VE basé sur un algorithme FSNC (Fuzzy Sliding Mode Control). Les résultats obtenus par ces techniques de contrôles, est une garantie de la stabilité du véhicule.

Par ailleurs, les rapports de l'intelligence artificielle à travers des concepts tels que la logique floue (LF), les réseaux de neurones artificielles (RNAs) et les réseaux de neuro-flous (NF), permettent en particulier de lever une contrainte en contrôle relativement à la nécessité de disposer d'un modèle le plus fidèle possible, sachant que les erreurs de modélisation et les imperfections des modèles contribuent à dégrader notablement les performances d'une loi de commande [11].

Ainsi, notre contribution consiste à synthétiser un régulateur NF en utilisant deux structures : la première est le système d'inférence flou de type Takagi-Sugeno, dont les paramètres de conséquence de chaque règle sont réajustés conformément à un algorithme d'apprentissage. Quant à la deuxième structure, c'est un système d'inférence de type Mamdani dont les ensembles flous appropriés aux conclusions sont de la forme gaussienne où la moyenne est réajustée par un algorithme d'apprentissage. Par la suite, nous avons doté ces deux structures d'un compensateur flou afin de réajuster la dynamique des règles floues pour accélérer la convergence vers les performances désirées.

Le présent travail est subdivisé en quatre chapitres.

Le premier chapitre a pour objectif de donner quelques généralités et définitions sur ce vaste domaine qui est le VE. Le chapitre se divise en deux parties principales : Dans la première partie, les problèmes environnementaux dus au gaz à effet de serre sont présentés. La deuxième partie présente l'évolution des véhicules à propulsion électrique depuis leur apparition, leur constitution ainsi que l'importance de leurs systèmes de propulsion. Puis nous discutons les principaux composants de la chaîne de traction (batterie, motorisation...). Enfin, nous terminons par le bilan des efforts appliqués au véhicule.

Dans le deuxième chapitre, nous présentons d'abord la configuration du VE qui est un véhicule tout électrique à entraînement direct. Ce dernier est propulsé par deux moteurs de type asyn-

chrones qui sont alimentés par des batteries d'accumulateur à travers deux onduleurs triphasés pour entraîner les deux roues arrières du véhicule. Les moteurs sont commandés indépendamment en utilisant un différentiel électronique. Ensuite, nous développons une modélisation de la partie électrique du véhicule (moteur ,onduleur ,...). Afin de caractériser le comportement des roues d'entraînement d'un véhicule électrique, nous avons appliqué deux techniques de commande, qui sont la commande vectorielle avec le régulateur PI classique et la commande par mode glissant. Les résultats de simulation sont illustrés à la fin du chapitre.

Nous consacrons la première partie du troisième chapitre à la présentation des principes de la LF et ses applications, puis nous décrivons différentes solutions pour un organe de commande basé sur cette technique. Par la suite, nous discutons des algorithmes dits : (RNAs) à travers un historique rapide des origines de ces algorithmes. La deuxième partie contient notre contribution. Premièrement, nous présentons en détail les systèmes NF issus de la combinaison de la LF et les RNAs, tel que le système d'inférence neuro-flou adaptative (ANFIS) et système d'inférence neuro-flou (INF). En effet, la plupart des systèmes non linéaires sont caractérisés par des paramètres incertains et/ou variables en fonction du temps, ce qui complique leur commande en vue d'améliorer leurs performances.

Afin d'améliorer le comportement et la stabilité du VE dans différentes contraintes de la route, deux techniques intelligentes nouvelles neuro-floues dotées d'un compensateur (NFC) sont proposées. La première est appelée inférence neuro-floue dotée d'un compensateur (INFC) et la deuxième est appelée inférence neuro-floue adaptatif dotée d'un compensateur (ANFISC).

Enfin nous terminons cette thèse par une conclusion générale et quelques perspectives.

Table des matières

| | | |
|----------|--|----------|
| 1 | État de l'art sur les véhicules électriques | 1 |
| 1.1 | Introduction | 1 |
| 1.2 | Des problèmes environnementaux et gaz à effet de serre | 2 |
| 1.2.1 | Problèmes énergétiques | 2 |
| 1.2.2 | Réchauffement climatique | 3 |
| 1.3 | Conséquences de l'effet de serre | 4 |
| 1.4 | Lutte contre l'effet de serre | 6 |
| 1.4.1 | Les progrès technologiques | 6 |
| 1.5 | L'électrification de la chaîne de traction | 7 |
| 1.5.1 | Véhicules hybrides | 7 |
| 1.5.2 | Véhicule tout électrique | 10 |
| 1.6 | Historique du véhicule électrique | 11 |
| 1.6.1 | VE commercialisés | 14 |
| 1.7 | Réalisation d'un véhicule électrique | 15 |
| 1.7.1 | Motorisation de la chaîne de traction | 16 |
| 1.7.2 | Utilisation du moteur à roue | 18 |
| 1.8 | Systèmes de stockage d'énergie électrique | 19 |
| 1.8.1 | Batterie Plomb-acide | 19 |
| 1.8.2 | Batterie Nickel-cadmium | 20 |
| 1.8.3 | Batterie Lithium-ion | 20 |
| 1.8.4 | Principe de fonctionnement | 20 |
| 1.9 | Convertisseurs électriques | 21 |
| 1.10 | Bilan des efforts appliqués au véhicule | 22 |

| | | |
|----------|--|-----------|
| 1.10.1 | Couple auto-alignement | 22 |
| 1.10.2 | Forces aux roues | 23 |
| 1.11 | Conclusion | 26 |
| 2 | Modélisation et commande d'un VE | 29 |
| 2.1 | Introduction | 29 |
| 2.2 | Modélisation du système de propulsion proposé | 30 |
| 2.2.1 | Différentiel électronique | 30 |
| 2.2.2 | Réducteur de vitesse | 33 |
| 2.2.3 | Modélisation de l'onduleur de tension | 33 |
| 2.2.4 | Modélisation de la MAS | 37 |
| 2.2.5 | Modèle dynamique de la MAS | 38 |
| 2.3 | Contrôle vectoriel FOC | 46 |
| 2.3.1 | Commande vectorielle indirecte | 48 |
| 2.4 | Découplage par compensation | 49 |
| 2.5 | Synthèse des régulateurs | 51 |
| 2.5.1 | Structure de la commande PI | 51 |
| 2.5.2 | Dimensionnement des régulateurs | 52 |
| 2.5.3 | Commande par mode glissant | 53 |
| 2.6 | Résultats de simulation | 56 |
| 2.7 | Conclusion | 58 |
| 3 | Commande d'un VE par le Régulateur Neuro-Flou doté d'un Compensateur flou (NFC) | 59 |
| 3.1 | Introduction | 59 |
| 3.2 | Logique floue | 61 |
| 3.2.1 | Principe de la logique floue | 61 |
| 3.2.2 | Notion de sous-ensemble flou | 63 |
| 3.3 | Commande par logique floue | 65 |
| 3.3.1 | Principes généraux d'une commande par logique floue | 66 |
| 3.4 | Réseaux de neurones artificiels | 69 |
| 3.4.1 | Notion de neurone biologique | 70 |

| | | |
|-------|--|-----|
| 3.4.2 | Neurone formel | 71 |
| 3.4.3 | Fonctionnement de base des réseaux de neurones formels | 72 |
| 3.4.4 | Architecture des réseaux de neurones artificiels (RNAs) | 73 |
| 3.4.5 | Modèles des réseaux de neurones | 75 |
| 3.4.6 | Type d'apprentissage | 77 |
| 3.5 | L'algorithme de Levenberg-Marquardt | 80 |
| 3.6 | Commande NF | 82 |
| 3.6.1 | Réseau flou neuronal | 82 |
| 3.6.2 | Système neuronal/flou simultanément | 83 |
| 3.6.3 | Modèles NF coopératifs | 83 |
| 3.6.4 | Méthode NF hybride | 83 |
| 3.7 | Avantages des systèmes NF | 86 |
| 3.7.1 | Rapidité de calcul | 86 |
| 3.7.2 | Flexibilité | 86 |
| 3.7.3 | Généralisation des connaissances | 86 |
| 3.8 | Types d'implémentation des réseaux NF | 86 |
| 3.8.1 | a- Système d'inférence Neuro-flou (INF) | 87 |
| 3.8.2 | b- Système d'inférence neuro-flou organisé en réseau adaptatif (ANFIS) | 87 |
| 3.9 | Commande neuro-floue dotée d'un compensateur (NFC) | 88 |
| 3.9.1 | Analyse de la stabilité du système INFC | 92 |
| 3.9.2 | Analyse de la stabilité du système ANFISC | 97 |
| 3.9.3 | Résultats de simulation | 98 |
| 3.9.4 | Description et structure du régulateur NF proposé | 98 |
| 3.10 | Comparaison entre la commande NF et la commande NFC | 100 |
| 3.11 | Interprétation des résultats | 102 |
| 3.12 | Comparaison entre la commande ANFISC et la commande INFC | 102 |
| 3.13 | Interprétation des résultats | 103 |
| 3.14 | Conclusion | 107 |

Table des figures

| | | |
|------|--|----|
| 1.1 | Les effets à long terme de la concentration de CO_2 dans l'atmosphère [21] | 5 |
| 1.2 | Motorisation hybride série | 8 |
| 1.3 | Motorisation hybride parallèle | 9 |
| 1.4 | La Prius (Toyota 1997) [30] | 10 |
| 1.5 | Une des premières voitures électriques [30] | 11 |
| 1.6 | La jamais contente (1899) | 12 |
| 1.7 | Synoptique d'un système de propulsion [43] | 13 |
| 1.8 | Exemples de VE commercialisés [13] | 15 |
| 1.9 | Véhicule tout électrique | 16 |
| 1.10 | Motorisation multimoteur [31] | 19 |
| 1.11 | Principe de fonctionnement d'une batterie Li-ion | 21 |
| 1.12 | Déformation du pneu sous l'action d'une sollicitation latérale [32] | 22 |
| 1.13 | Forces sur le véhicule | 23 |
| 1.14 | Approximation du sinus par la tangente pour des valeurs faible de la pente | 25 |
| 2.1 | Structure de véhicule tout électrique choisis[10] | 30 |
| 2.2 | Modèle de conception de véhicule pendant le braquage [24]. | 31 |
| 2.3 | Modèle Simulink d'un différentiel électronique. | 32 |
| 2.4 | Zones des points de fonctionnement accessibles à un moteur associé avec un réducteur | 34 |
| 2.5 | Zones des points de fonctionnement accessibles à un moteur associé avec un réducteur | 34 |
| 2.6 | L'onduleur de tension associé à la MAS | 35 |
| 2.7 | Explication pour l'obtention du modèle continu équivalent du convertisseur | 37 |
| 2.8 | Modèle simulink d'un onduleur de tension | 37 |
| 2.9 | Représentation schématique d'une machine asynchrone triphasée | 38 |

| | | |
|------|---|----|
| 2.10 | Principe de la transformation de Park | 41 |
| 2.11 | Régulation de vitesse par la commande vectorielle indirecte | 49 |
| 2.12 | Modèle de la MAS | 50 |
| 2.13 | Découplage par addition des termes de compensation | 50 |
| 2.14 | Schéma de commande utilisant la structure PI | 51 |
| 2.15 | Schéma de régulateur à mode glissant | 53 |
| 2.16 | La fonction sign de V_{dsn} | 55 |
| 2.17 | (a) : Vitesse du VE obtenu avec le régulateur PI, (b) : vitesse du VE obtenu obtenu avec le régulateur par mode glissant | 56 |
| 2.18 | (a) : Couple électromagnétique obtenu avec le régulateur PI, (b) : couple électromagnétique obtenu avec le régulateur par mode glissant | 57 |
| 2.19 | (a) : Courants de phases obtenu avec le régulateur PI, (b) : Courants de phases obtenu avec le régulateur par mode glissant | 57 |
| 3.1 | Formes des fonctions d'appartenance usuelles. | 63 |
| 3.2 | Exemple d'ensemble considère en logique booléenne | 65 |
| 3.3 | Exemple d'ensemble considère en logique floue | 65 |
| 3.4 | Schéma synoptique d'un contrôleur flou | 67 |
| 3.5 | Fuzzification de l'erreur | 67 |
| 3.6 | Neurone biologique | 71 |
| 3.7 | Modèle de base d'un neurone formel | 71 |
| 3.8 | Fonctions d'activation les plus utilisées | 72 |
| 3.9 | Réseaux de neurones non bouclés | 74 |
| 3.10 | Réseau de neurone bouclé | 74 |
| 3.11 | Réseaux non boucles Mono-Couche | 75 |
| 3.12 | Architecture du modèle de Kohonen | 76 |
| 3.13 | Architecture du modèle de perceptron | 77 |
| 3.14 | Apprentissage supervisé | 78 |
| 3.15 | Apprentissage non supervisé | 78 |
| 3.16 | Structure générale d'une commande NF | 83 |
| 3.17 | Principe du système NF hybride | 84 |
| 3.18 | Le système neuro-flou de Mamdani. | 84 |

| | | |
|------|--|-----|
| 3.19 | Le réseau de neuro-flou de takagi-sugeno. | 85 |
| 3.20 | ANFIS équivalent au modèle TSK | 88 |
| 3.21 | La structure de INFC contrôleur | 89 |
| 3.22 | La structure de VE utilisée | 99 |
| 3.23 | Schéma bloc d'un contrôleur NF | 99 |
| 3.24 | Évolution de la vitesse du véhicule $G1 = 50^{-3}, G2 = 50^{-4}$ | 100 |
| 3.25 | (a) Vitesse linéaire, (b) Zoom de la vitesse linéaire $G1 = 4 * 10^{-3}, G2 = 4 * 10^{-4}$ | 101 |
| 3.26 | (a) Vitesse linéaire, (b) Zoom de la vitesse linéaire $G1 = 10^{-3}, G2 = 10^{-4}$ | 101 |
| 3.27 | Topologie de la route | 102 |
| 3.28 | (a) : Vitesse du véhicule, (b) : Zoom in de la vitesse de véhicule obtenu avec le régulateur INFC | 104 |
| 3.29 | (a) : Réponse du couple électromagnétique, (b) : Zoom sur l'ondulation de Cem obtenu avec le régulateur INFC | 104 |
| 3.30 | (a) : Les Courants statoriques de phases, (b) : Forme d'onde des courants statoriques obtenu avec le régulateur INFC | 105 |
| 3.31 | (a) : Vitesse du véhicule, (b) : Zoom in de la vitesse obtenu avec le régulateur ANFISC | 105 |
| 3.32 | (a) : Réponse du couple électromagnétique, (b) : Zoom sur l'ondulation de Cem obtenu avec le régulateur ANFISC | 106 |
| 3.33 | (a) : Les Courants statoriques de phases, (b) : Forme d'onde des courants statoriques obtenu avec le régulateur ANFISC | 106 |

Liste des tableaux

| | | |
|-----|---|-----|
| 1.1 | Différents modèle des véhicules électriques [43] | 17 |
| 1.2 | Comparaison des différents moteurs ; + Avantage, 0 neutre, - désavantage [39] . . | 18 |
| 3.1 | Signification des opérateurs dans les deux logiques classique et floue. | 64 |
| 3.2 | La comparaison des vitesses obtenues par les deux régulateurs NF et NFC | 100 |

Chapitre 1

État de l'art sur les véhicules électriques

1.1 Introduction

Depuis plusieurs années, deux phénomènes tendent à faire évoluer le marché de l'automobile, d'une part la prise de conscience sur l'environnement, et d'autre part l'augmentation du prix des carburants. C'est dans ce contexte que s'est lancée une véritable chasse aux grammes de CO_2 chez les constructeurs automobiles, en raison du fait que le taux de CO_2 rejeté est intimement lié à la consommation du véhicule. C'est pourquoi, un moyen de transport propre indépendant des ressources fossiles et non émetteur de gaz à effet de serre est d'un enjeu mondial [11], [12]. Cependant, l'utilisation des sources propres et renouvelables semble apporter une réponse convaincante.

Ce travail de thèse entre dans le cadre des véhicules électriques à 100% et s'intéresse à leurs chaînes de tractions ainsi que la commande des moteurs. La chaîne de traction électrique est généralement composée des sources d'énergies (batteries) et des récepteurs (moteur de traction). La gestion d'énergie entre ces deux derniers nécessite l'utilisation des convertisseurs électroniques de puissance pour conditionner le flux d'énergie entre eux.

Ce chapitre est donc constitué de deux parties. La première partie se focalise sur les problèmes de réchauffement climatique dû au gaz à effet de serre et des ressources fossiles limitées, qui imposent une évolution du comportement en termes de transport. La deuxième partie présente l'évolution des véhicules à propulsion électrique depuis leur apparition, leur constitution ainsi que

l'importance de leurs systèmes de propulsion. Puis, nous discutons les principaux composants de la chaîne de traction (batterie, motorisation . . .). Enfin, nous terminons par le bilan des efforts appliqués au véhicule.

1.2 Des problèmes environnementaux et gaz à effet de serre

Débutant avec la révolution industrielle, le taux de gaz carbonique dans l'atmosphère a commencé à s'accroître avec l'utilisation à grande échelle du pétrole comme source principale d'énergie. Au cours des dernières décennies, le rythme s'est accéléré avec l'industrialisation de nombreux pays et la multiplication des véhicules de transport individuel. En effet, l'humanité consomme actuellement trente fois plus d'énergie qu'il y a un siècle [13]. Par ailleurs, l'utilisation de carburants d'origine fossile pose deux problèmes majeurs à savoir ; prélèvement de ressources non renouvelables et rejet de CO_2 dans l'atmosphère, qui est un gaz à effet de serre. Ces deux problèmes représentent aujourd'hui des enjeux importants que soit pour les gouvernements des pays industrialisés ou pour des grands organismes internationaux. Cependant, le développement industriel et le succès qu'a connu le secteur automobile est accompagné par des problèmes énergétiques et environnementaux [14].

1.2.1 Problèmes énergétiques

Les hydrocarbures (pétrole et gaz) représentent 60% de l'approvisionnement mondial en énergie. Le transport domine le bilan énergétique et la majorité des carburants utilisés dans ce secteur sont des combustibles liquides issus du pétrole. Le transport routier, de personnes et de marchandises, affiche une dépendance au pétrole de 97% et représente 58% de la consommation mondiale, [18]. Les experts d'Exxon et de l'Agence Internationale de l'Energie (EAIE) prévoient une augmentation de 70% de la demande en énergie fossile par le secteur des transports routiers d'ici 2040 [15], [16].

Par ailleurs le développement économique des pays comme la Chine et l'Inde, entrainera une amélioration du pouvoir d'achat de leurs populations et un accès plus large à l'automobile et aux déplacements en général. Dans ces pays, la demande d'énergie devrait presque doubler et la production mondiale de pétrole devrait passer de 93 à 170.6 millions de barils par jour (Mb/j) sur la période allant de 2011 à 2020, soit une augmentation de la demande d'environ 18%, [16]. Néanmoins, malgré une demande plus importante, la production du pétrole va finir par bais-

ser à cause de la difficulté grandissante à trouver de nouveaux gisements. En effet, même si le pronostic sur les réserves fossiles est un point de controverse, les pétro-géologues considèrent, unanimement, qu'il s'agit bien de ressources limitées épuisables. D'autres modèles basés sur les énergies renouvelables et récemment, sur le développement des technologies d'extraction de gaz de schiste et le gaz de houille, prévoient le repoussement de la date d'épuisement des puits de pétrole [23].

1.2.2 Réchauffement climatique

Le $XX^{\text{ème}}$ siècle a connu le plus grand réchauffement jamais enregistré depuis au moins un millénaire. Les causes ne sont pas tant à rechercher dans la nature que dans la concentration de CO_2 et des autres gaz dus à l'activité humaine dans l'atmosphère [2], [15]. Même si certaines divergences existent, la communauté scientifique est d'accord sur le fait que l'aggravation de l'effet de serre dû à l'activité humaine joue un rôle de premier plan dans les changements climatiques actuels. De plus, on s'attend à ce que les gaz à effet de serre et la température continuent d'augmenter dans les années à venir [16].

a- Les gaz à effet de serre (GES)

L'atmosphère terrestre est composée de gaz tels que : le dioxyde de carbone CO_2 , le méthane CH_4 , le protoxyde d'azote N_2O , la vapeur d'eau H_2O , l'ozone O_3 . Les GES sont naturellement très peu abondants. Mais du fait de l'activité humaine, depuis la révolution industrielle, la concentration de ces gaz dans l'atmosphère s'est sensiblement modifiée. Ainsi, la concentration en CO_2 principal GES [15], [16]. L'effet de serre est un phénomène naturel, à priori bénéfique, qui conserve actuellement la température moyenne sur terre à environ $15^\circ C$. En revanche, c'est l'augmentation des concentrations des GES qui pose problème, entre autre, le réchauffement climatique [20]. Le Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Evolution du Climat (GIEC) prévoit un réchauffement moyen de 1 à $3.5^\circ C$ d'ici à 2100. La durée de vie des GES dans l'atmosphère varie énormément : 12 ans pour le méthane, approximativement 100 ans pour le gaz carbonique..., cela signifie que le gaz carbonique produit aujourd'hui fera encore effet dans un siècle. De plus, le pouvoir de réchauffement des GES n'est pas identique, un kilogramme de méthane produit autant d'effet de serre que $23kg$ de CO_2 [15].

b - Pollution due au véhicules à combustion interne

L'utilisation du pétrole par les moyens de transport n'est pas qu'un problème de consommation et d'approvisionnement. La combustion dans les véhicules classiques peut être complète ou incomplète :

Dans le cas où tout le carburant se transforme en dioxyde de carbone CO_2 et en eau H_2O en réaction avec l'oxygène de l'air, alors la *combustion est complète*.

La *combustion est incomplète* si une portion du combustible n'a pas été transformée. Dans ce cas, des résidus et des émissions sont produits sous forme : de monoxyde de carbone CO, hydrocarbure HC et oxyde d'azote NO_x qui sont très dangereux pour la santé (responsables de plusieurs cancers) et sont des poisons pour l'être humain et pour l'environnement.

La combustion incomplète se fait principalement quand il y a défaut ou excès d'oxygène [16].

La combustion des liquides hydrocarbonés rejette des polluants dits « primaires » issus directement du pot d'échappement et des polluants « secondaires » formés par la transformation chimique des premiers dans l'atmosphère, [15], [16]. Le transport routier est à l'origine d'émissions de polluants sous forme de particules fines, de métaux lourds, de nuisances sonores... Ces polluants ont un impact direct sur la dégradation de la santé publique et ils sont responsables des changements climatiques dus à l'effet de serre.

1.3 Conséquences de l'effet de serre

Parmi les conséquences des changements climatiques dues à l'effet de serre les plus connues sont :

l'augmentation de la température de la planète. Ceci élèverait le niveau de la mer qui menacerait de disparition quelques îles des océans Pacifique et Indien [1]. A titre d'exemples, les fameuses neiges du Kilimandjaro ont fondu de plus de 80% depuis 1912, les glaciers du Garhwal Himalaya, en Inde, reculent à une vitesse obligeant les chercheurs à envisager la quasi-disparition de la plupart de ceux de l'Himalaya central et oriental d'ici à 2035 [15]. Le GIEC associe, directement, ce réchauffement à la croissance des concentrations des GES due à l'activité humaine depuis l'ère pré-industrielle. En ce qui concerne les glaciers polaires, la conclusion d'une série de travaux récemment publiés est unanime : ils fondent à un rythme soutenu. Ainsi, les données satellite collectées entre 1996 et 2005 montrent que la calotte glaciaire du Groenland rétrécit trois fois

plus vite que ne le prévoient les modélisations des climatologues. Ces fontes de glaciers, résultat du changement climatique entraînent une série de catastrophes naturelles comme : la multiplication des ouragans, les inondations et les sécheresses, [2]. Avec cette hypothèse, le niveau de la mer continuera à s'élever avec la dilatation naturelle de l'océan sous l'effet du réchauffement et avec la fonte des glaciers. La hausse atteindrait 3 à 4 mètres dans quelques siècles, estime le climatologue français Jean Jouzel. Les flots menaceraient alors un milliard d'humains vivant sur les côtes [2], [15]. La figure 1.1 présente la concentration de CO_2 , la température globale de la

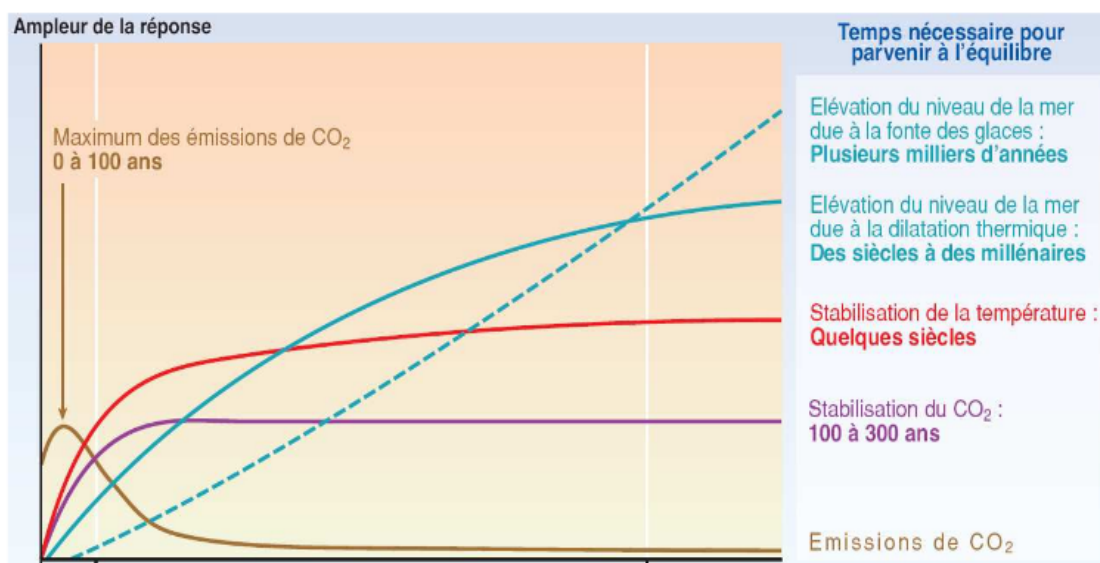


FIGURE 1.1: Les effets à long terme de la concentration de CO_2 dans l'atmosphère [21]

terre, et le niveau des océans continuant d'augmenter bien après la réduction des émissions de GES. En effet, après la réduction des émissions de CO_2 et la stabilisation des concentrations atmosphériques, la température de l'air à la surface continuera d'augmenter lentement pendant plus d'un siècle. La dilatation thermique des océans se poursuivra aussi, et la fonte des glaciers continuera de contribuer à l'élévation du niveau de la mer pendant plusieurs siècles. Cette figure est une illustration générique pour une stabilisation entre 450 et 1000 ppm ; par conséquent, l'axe réponse n'a pas d'unité [21].

Le réchauffement climatique progresse de manière inquiétante, et sans mesure de maîtrise des émissions de CO_2 . Outre qu'accroître l'effet de serre, les émissions de CO_2 génèrent deux autres effets défavorables. Premièrement, d'après [21], ils modifient aussi la structure chimique de la haute atmosphère avec des conséquences inconnues. Deuxièmement, le CO_2 agit aussi sur les

océans. Car sa présence dans les océans provoque une acidification de celui-ci, qui est défavorable pour toute la chaîne écologique marine [13], [18].

Le remède à tous les problèmes soulignés ci-dessus s'appuie principalement sur la réduction des émissions de GES, et le plus spécifiquement du CO_2 . Différentes solutions sont proposées visant à réduire les émissions à la source ou à les capter afin de les stocker dans des couches souterraines. Mais le captage des GES vise des sources ponctuelles, et donc le transport ne peut pas être visé. Celui-ci nécessite donc d'autres solutions, en agissant à la source, c'est-à-dire par le changement de la technologie de propulsion [14].

1.4 Lutte contre l'effet de serre

Dès les années 70, la question de préserver l'environnement est devenue préoccupante. Les autorités internationales ont commencé à prendre des mesures concrètes afin de réduire les rejets de polluants. Le protocole de Kyoto adopté en 1997 est l'une de ces mesures. Il avait fixé pour objectif la réduction moyenne de 5.2% des émissions de GES des pays industrialisés. Et, bien que tous les secteurs d'activité soient concernés, les émissions dues au transport et à l'automobile en particulier, ont été la cible des mécanismes réglementaires mis en place par les gouvernements [20].

1.4.1 Les progrès technologiques

Pour diminuer l'impact environnemental des transports et répondre aux pressions réglementaires, les constructeurs automobiles ont effectués des améliorations technologiques de leurs véhicules. Les moteurs à combustion interne (essence et diesel) sont les premiers concernés : [16]

- **Le « down sizing » et la suralimentation** : consiste à réduire la cylindrée pour accroître la pression effective moyenne pour un niveau de puissance bien défini, ce qui permet une meilleure efficacité énergétique.
- **La distribution variable** : ajustement en continu (avance ou retard) de l'ouverture et la fermeture des soupapes d'admission et d'échappement. Elle réduit les pertes énergétiques et surtout les émissions d'oxyde d'azote NO_x et HC .
- **L'injection directe** : offre au moteur diesel une flexibilité du contrôle de l'injection dans chaque cycle moteur. Cela a permis des gains de consommation de l'ordre 15 à 20% et c'est une technologie qui tend à se généraliser dans les moteurs à essence.

- **Les Systèmes de post-traitement** : tel que les pots catalytiques pour diminuer les émissions des hydrocarbures imbrulés et les filtres à particules.

D'autres efforts ont aussi été réalisés au niveau des pneumatiques et la dynamique du véhicule (réduction du coefficient de pénétration dans l'air) pour réduire la consommation et l'émission de CO_2 [16].

Bien que les progrès techniques réalisés sur les voitures pour réduire la consommation d'énergie et les rejets de polluants soient significatifs, ils restent insuffisants pour satisfaire les exigences d'une société de plus en plus dépendante de la voiture et consciente de l'impact environnemental. Afin de répondre à ces exigences contradictoires, une avancée vers l'électrification de la chaîne de traction du véhicule, s'avère nécessaire.

1.5 L'électrification de la chaîne de traction

L'électrification des chaînes de traction consiste : d'une part à incorporer dans les véhicules thermiques traditionnels des composants électriques pour jouer un rôle plus ou moins important dans la traction du véhicule et la récupération d'énergie [2]. On parle dans ce cas des véhicules hybrides, qui réalisent des gains en consommation et en rejets de polluants variables selon le degré d'électrification. D'autre part, les véhicules électriques utilisent la seule motorisation électrique pour la traction et parcourent des distances dites à zéro émission de CO_2 . Nous allons détailler dans la partie ci-dessous le fonctionnement de ces véhicules électrifiés, [12], [25].

1.5.1 Véhicules hybrides

On introduit la notion de véhicule hybride lorsqu'un véhicule à moteur électrique embarque plusieurs sources d'énergies supplémentaires. L'hybridation est aussi l'association d'un moteur à combustion interne avec une machine électrique associée à un système de stockage. Cette dernière permet de diminuer la consommation d'énergie ainsi que les émissions de gaz à effet de serre [12], [28]. On distingue alors deux principaux concepts de véhicule hybride à savoir :

- **Hybride série ; Hybride parallèle.**

a - Architecture série

Dans la solution hybride série présentée à la figure 1.2. L'alimentation du moteur électrique est assurée par un générateur d'électricité embarqué et une batterie. Le générateur est constitué

d'un moteur thermique et d'un alternateur. Sur route, c'est le générateur qui fournit l'énergie au moteur électrique. La batterie peut fournir un supplément de puissance ponctuel si c'est nécessaire. La gestion des flux d'énergies se fait de manière que le moteur thermique ne subisse pas des changements trop brutaux de régimes. On peut ainsi faire fonctionner le moteur thermique avec un rendement maximum, situé dans la zone de son plan couple-vitesse. Par la suite, le moteur thermique consomme mieux et donc pollue moins. [28], [29] :

Les avantages et les inconvénient du Véhicule Hybride Série(VHS) sont :

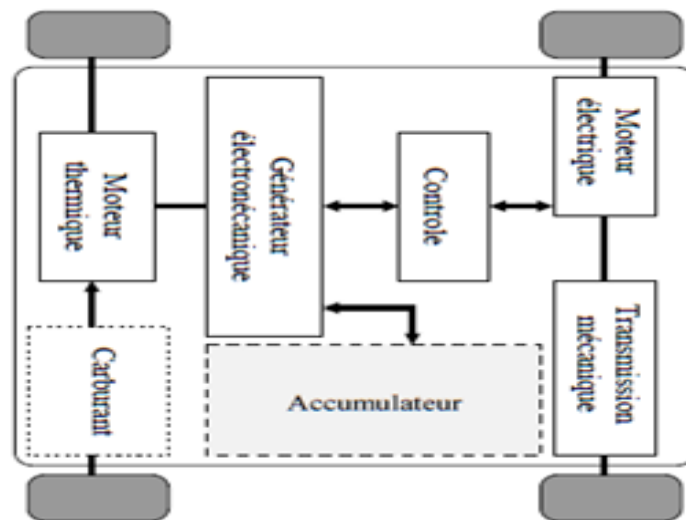


FIGURE 1.2: Motorisation hybride série

Avantages du VHS : parmi ces avantages on cite son autonomie et sa puissance disponible comparable à un véhicule thermique. De plus, cette configuration offre la possibilité d'une gestion globale de l'énergie présente dans le système (thermique et électrique) [13], [14]. Enfin, la batterie, largement sous-dimensionnée par rapport au véhicule tout électrique, devient non limitative d'un point de vue énergétique mais aussi permet le mode de fonctionnement à zéro émission.

Inconvénients du VHS : l'inconvénient majeur de cette configuration est l'importance du système de motorisation qui engendre par conséquent l'augmentation de la masse et du coût.

b - Architecture parallèle

Pour l'hybride parallèle la propulsion peut être électrique, thermique, ou les deux en même temps (voir la figure 1.3). La puissance est entièrement transmise aux roues par une transmission mécanique. Le moteur thermique fonctionne avec un carburant classique (en général le moteur thermique fonctionne avec de l'essence, les moteurs à essence étant moins chers que les moteurs

Diesel). Le moteur électrique est alimenté uniquement par la batterie [13], [14]. La charge de la batterie est assurée [18] :

- Soit lors d'un fonctionnement en mode thermique uniquement : le moteur thermique entraîne alors un alternateur qui va recharger les batteries ;
- Soit lors du freinage par récupération ;
- Soit par branchement sur le réseau électrique.

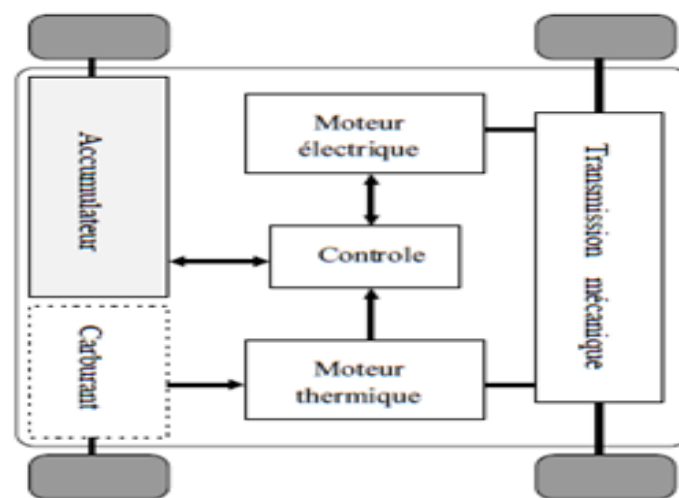


FIGURE 1.3: Motorisation hybride parallèle

Quant aux avantages et inconvénients du Véhiculé Hybride Parallèle (VHP), sont données comme suit :

Avantages du VHP : parmi lesquels on cite ses performances et son autonomie qui sont comparables à celles d'un véhicule thermique mais surtout son taux d'émission zéro en mode électrique.

Inconvénients du VHP : l'inconvénient majeur du VHP se résume comme suit : d'une part le poids et l'encombrement élevé, de son système de motorisation et d'autre part, la redondance de fonctionnalités entre ses deux moteurs. Il peut être intéressant de combiner les deux types hybrides précédents pour réaliser un système *série-parallèle*

Les constructeurs automobiles ont rapidement réalisés l'utilité de fusionner ces deux configurations dans une architecture combinée, dite hybride série/parallèle [29]. L'idée principale est d'utiliser le véhicule en tout électrique à basse vitesse, et ainsi éviter le fonctionnement du moteur thermique dans ses mauvaises zones de rendement. Le moteur thermique est allumé et participe à la traction dans le cas des vitesses élevées (ex. autoroute) ou dans le cas d'une forte

demande de puissance (ex. pente de la route élevée).

Toyota Prius produit sur ce principe, le premier véhicule hybride équipé d'un moteur thermique qui accouplé à un générateur électrique associé à une batterie d'accumulateur, il est également accouplé à un moteur électrique de 33kW [11]. En 1997, Toyota lance la Prius, la première voiture hybride à être commercialisée en série. 18 000 exemplaires ont été vendus au Japon la première année et en 2006 Toyota a passé le cap des 500.000 unités vendues à travers le monde avec son célèbre véhicule hybride [30], la Prius présentée à la figure 1.4. Aujourd'hui, le VE électrique



FIGURE 1.4: La Prius (Toyota 1997) [30]

commence à percer, moyennant une autonomie en évolution permanente. De nombreux modèles sont proposés à la vente. L'implication des villes dans la protection de l'environnement joue également un rôle les villes développent les réseaux de bus électriques et récemment de VE en location qui donnent ainsi une bonne visibilité à l'électrique [28].

1.5.2 Véhicule tout électrique

Un véhicule tout électrique (VTE) est définie comme étant un automobile entraîné par un moteur fonctionnant exclusivement par l'énergie électrique. Autrement dit, la force motrice est transmise aux roues par un ou plusieurs moteurs électriques selon la solution de transmission retenu [2]. La solution électrique répond doublement aux exigences de la circulation urbaine, par son absence de pollution gazeuse et de nuisance sonore. Compte tenu des progrès : scientifique et technologique, accomplis dans le domaine de l'électronique de puissance, les systèmes de gestion

de l'énergie avec de nouvelles conceptions sont explorés pour développer ce mode de propulsion [27].

1.6 Historique du véhicule électrique

Le premier VE a été construite en 1834 à Brandon, en Grande Bretagne, par un mécanicien nommé Thomas Davenport. Le petit véhicule fonctionnait sur une batterie non-rechargeable et réussissait à parcourir un court trajet [13]. Vers 1838 l'écossais Robert Davidson arriva avec un modèle similaire qui pouvait rouler jusqu'à 6km/h . En 1859, le français Gaston Planté inventa la batterie rechargeable au plomb/acide et en 1869 Gramme construit le premier moteur électrique à courant continu ayant une puissance de plus d'un cheval [11]. Douze ans plus tard en 1881 Gustave Trouvé, réalisait le premier VE alimenté par une batterie secondaire. En 1884, on voit sur la photo de la figure 1.5 Thomas Parker assis dans une voiture électrique, qui pourrait être la première au monde[28]. En 1897, on peut apercevoir les premiers taxis électriques dans les rues



FIGURE 1.5: Une des premières voitures électriques [30]

de New York. Sans doute, le début de $XX^{\text{ème}}$ siècle a constitué l'âge d'or du VE. En effet, c'est un VE qui pour la première fois a dépassé les 100km/h « La Jamais contente ». L'auto était pilotée par le belge Camille Jenatzy. Elle était en forme de torpille comme l'illustre la figure 1.6. Ce VE avait deux moteurs entraînant directement les roues arrière, d'une puissance maximale totale de 50 kW (soit 67 chevaux), alimentés par les 80 éléments de la batterie Fulmen pesant près de la moitié du poids total du véhicule de $1,5\text{ tonne}$ [14], [23]. Dès 1900, la VE connaît ses beaux jours, plus du tiers des voitures en circulation sont électriques, le reste étant des autos à essence et à vapeur [14]. Le VE a plusieurs avantages par rapport au véhicule à moteur à

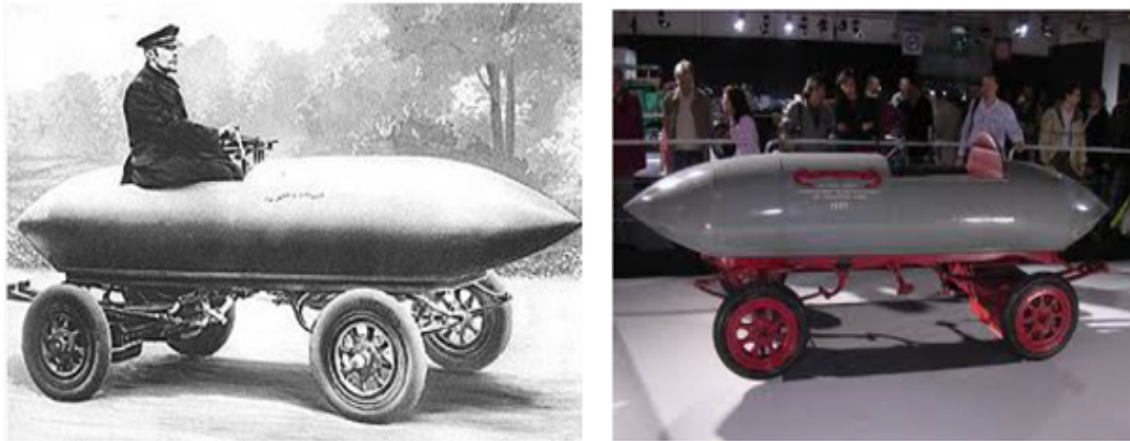


FIGURE 1.6: La jamais contente (1899)

combustion : propre, silencieux, sans vibration, facile à démarrer et à contrôler, pas d'émission de polluants. En 1920, certains facteurs mèneront au déclin de VE. On peut citer leur faible autonomie, leur vitesse trop basse, leur manque de puissance, la disponibilité du pétrole, et leur prix deux fois plus élevé que les Ford à essence [28]. Malgré les avantages de ce véhicule, il n'a pas résisté au développement de la voiture à moteur à combustion lié à l'avancement et à la progression des découvertes concernant les énergies fossiles et leur efficacité, ce qui a contribué à sa disparition totale en 1930. La période 1921-1960 est dominée par les véhicules à moteur thermique. En effet, de nouvelles possibilités sont apparues en traction électrique. Après les années 1945 lorsque les laboratoires Bell inventent le transistor et plus tard, les thyristors capables de commuter des courants et des tensions élevées [13]. Ces découvertes conduisent au développement de l'électronique de puissance qui permet le remplacement des rhéostats et la commande des moteurs à courant alternatif à fréquence variable.

En même temps, dans les années 60-90, à cause de la pollution atmosphérique et surtout des chocs pétroliers des années 70 et 80, de nombreux pays commencent à s'intéresser aux VE.

La chaîne de traction d'un VE est plus simple que celle d'un véhicule thermique ; elle est propulsée électriquement par un ou plusieurs moteurs électriques entraînant deux roues motrices comme le montre la figure 1.7. Les moteurs électriques utilisés pour la traction présentent de nombreux avantages comparés aux moteurs thermiques, en raison qu'ils sont plus légers, réversibles et ont un très bon rendement [16], [19]. Le système de propulsion est constitué de trois principaux blocs : bloc moteur électrique, bloc de commande et de contrôle et bloc de puissance.

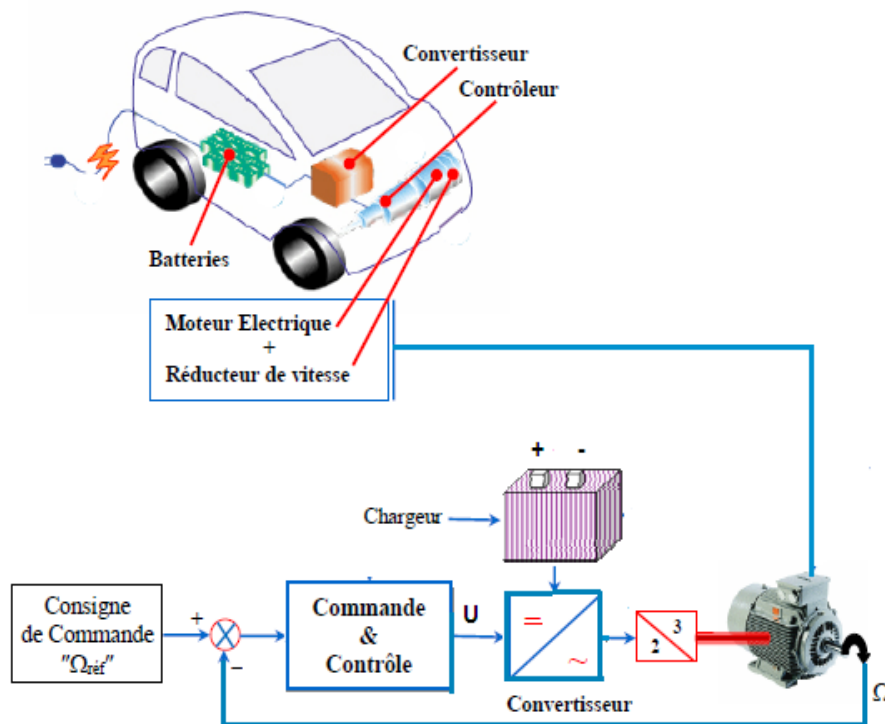


FIGURE 1.7: Synoptique d'un système de propulsion [43]

a-Bloc moteur électrique

Le moteur électrique est l'élément indispensable du VE. Il doit être robuste, fiable et pratiquement sans entretien, ce qui est plus indiqué pour les moteurs à induction. Selon le type de propulsion, il peut y avoir un ou plusieurs moteurs. Par ailleurs, différents types de moteurs peuvent être utilisés pour la propulsion. Cela dépend de contraintes du types de propulsion (véhicule lourd, léger, faible ou à grande puissance)[26].

b- Bloc de commande et de contrôle

Le bloc de commande et de contrôle "contrôleur" est le cerveau du système de propulsion. Son rôle est de capter les informations de l'état du système (vitesse, courants, etc...) de les traiter et d'agir en conséquence pour la génération des signaux de commande, appliqués au moteur électrique [2].

c- Bloc de puissance

Une autre version sur les systèmes électriques a émergé. Cela est dû à l'évolution des semi-conducteurs qui a permis aux convertisseurs de puissance d'élargir le champ d'application des machines électriques. Un convertisseur de puissance est un dispositif de puissance qui assure la liaison entre la source d'énergie et la machine à commander en modulant l'énergie disponible pour le besoin [1].

Inconvénients du VE : parmi les principaux freins à la présence significative des VE dans le trafic urbain, citons une autonomie limitée, l'absence d'infrastructures de recharge et un coût d'achat élevé. Ainsi, deux inconvénients notables du VE liés à son système de stockage d'énergie, apparaissent : d'une part, une masse trop élevée d'accumulateurs ou une faible autonomie, d'autre part, une longue durée de recharge.

Avantages du VE : absence totale d'émission gazeuse, ce qui rend localement le véhicule très écologique ; pour le faible niveau sonore du véhicule, uniquement provoqué par le roulement de ses roues et éventuellement le "sifflement" de l'alimentation à basse vitesse [33].

Ainsi, VTE semble bien adapté pour les petits véhicule urbains. En effet , ceux -ci ne sont pas trop pénalisés par la limitation de la puissance et de l'autonomie et le problème des pollutions gazeuse et sonore est essentiel pour eux.

1.6.1 VE commercialisés

Deux exemples de VE commercialisés de nos jours sont la peugeot 106 électrique et EV1 de General Motors, présentées sur la figure 1.8. En 1972, Victor Wouk, le parain du véhicule hybride construit la première voiture hybride, la Buick Skylark de GM (General Motors). Dès 1988, le président de GM, Roger Smith, lance un fond de recherche pour développer une nouvelle voiture électrique qui deviendra la EV 1 et qui va être produite entre 1996 et 1998. La Peugeot 106 électrique a été vendue en 9000 exemplaires en juin 2002 [14]. Ce véhicule est entraîné par un moteur à courant continu à excitation séparée d'une puissance nominale de 11kW. La puissance maximale élevée à 20kW. Sa vitesse maximale est de 90 km/h et atteint les 50km/h en 8.5s. Quelques prototypes ont été testés à partir de la peugeot 106. Des performances ont été atteintes avec le prototype "106 Vedelic" mais les performances sont toujours insuffisantes par rapport à celle des véhicules thermiques [30].



FIGURE 1.8: Exemples de VE commercialisés [13]

1.7 Réalisation d'un véhicule électrique

La solution la plus simple pour réaliser un véhicule électrique est de le construire à base d'un véhicule thermique, en remplaçant le moteur thermique par un moteur électrique. L'architecture mécanique du véhicule est alors totalement conservée et les contraintes de dimensionnement en couple et en vitesse sont les mêmes que celles du moteur thermique [13]. Les moteurs électriques utilisés pour la traction ont un meilleur comportement à faible vitesse de rotation et délivrent une puissance plus importante. La capacité des moteurs électriques, à démarrer à couple élevé et de fonctionner sur une large plage de vitesse, rend possible l'élimination de l'embrayage, voir même de la boîte de vitesses [25]. La structure est donnée par le schéma de la figure 1.9. Comme le couple est une grandeur dimensionnante, l'absence de boîte de vitesses implique un moteur plus lourd, plus encombrant et donc plus coûteux. Aussi, pour réduire la masse embraquée, les véhicules électriques peuvent être conçus avec un réducteur qui permet au moteur électrique de travailler à grande vitesse [1]. Ce réducteur permet de réduire la taille de moteur grâce à la réduction du couple demandé. Cette chaîne de traction centrée autour d'un seul moteur de traction couplé à un réducteur fixe représente la solution dite classique pour l'architecture des véhicules électriques [1].

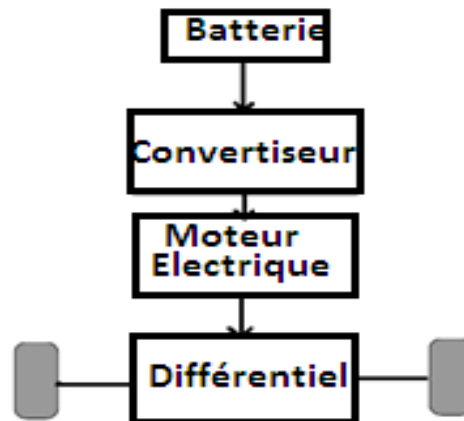


FIGURE 1.9: Véhicule tout électrique

1.7.1 Motorisation de la chaîne de traction

La motorisation des véhicules a connu l'introduction de l'actionneur électrique sous plusieurs configurations : moteur à courant continu, moteur synchrone et moteur asynchrone. En ce qui concerne le choix d'une technologie de motorisation, la solution de référence a été pendant longtemps la motorisation à courant continu. Mais l'évolution de l'électronique de puissance conduit aujourd'hui à s'orienter vers des solutions plus performantes telles que les motorisations à courant alternatif [1], [11].

a - Moteur à courant continu (MCC)

Parmi les différents types de moteurs à courant continu, c'est essentiellement le moteur à excitation séparée qui est utilisé. C'est la solution la plus économique et la plus fiable grâce à son convertisseur d'induit du type hacheur à deux interrupteurs et un hacheur d'inducteur de plus faible puissance. Mais cette technologie comporte les inconvénients suivants [25] :

- la difficulté de refroidissement de l'induit tournant ce qui limite l'obtention des possibilités d'un couple massique élevé ;
- la vitesse de rotation de l'induit est limitée par sa constitution ;
- l'usure des balais nécessitant un entretien périodique pour enlever les poussières conductrices qui nuisent à l'isolement du collecteur ;
- le coût de construction est élevé car la machine est complexe : collecteur, bobinage de

l'induit.

Ces raisons donc, qui ont conduit les différents industriels à s'orienter vers l'utilisation des machines alternatives triphasées illustrée par le tableau 1.1.

| Compagnie | Modèle du VE | Moteur |
|-----------|--------------------|---------------------------|
| Fiat | Fiat Panda Electra | M.C.C. à excitation Série |
| Fiat | Fiat Seicento | Moteur à Induction |
| Honda | Honda EV plus | MSAP |
| Mazda | Mazda Bongo | M.C.C. à excitation Shunt |
| Nissan | Nissan Altra | MSAP |
| Toyota | Toyota RAV 4 | MSAP |
| General | GM EV1 | Moteur à Induction |
| Ford | Ford Think City | Moteur à Induction |

TABLE 1.1: Différents modèle des véhicules électriques [43]

b- Moteur synchrones (MS)

Dans cette catégorie, on trouve plusieurs sortes de configurations dont nous citons la plus fréquente dans la littérature : Le moteur synchrone à aimants permanents (MSAP) semble à plus d'un titre, une solution adaptée pour ses performances techniques et en particulier, son rendement. L'excitation dans ce cas est créée par les aimants permanents. Les avantages dont disposent cette machine est les valeurs élevées des rapports couple/masse et puissance/masse ainsi que leur bon rendement. Cependant le prix des aimants est élevé et ne permet pas, à ce jour, de satisfaire la contrainte sur le prix de vente [11], [25].

c- Moteur asynchrones (MAS)

Le moteur asynchrone est la solution envisagée par de nombreux constructeurs. On peut distinguer deux types : les moteurs à bagues et à cage d'écureuil. Le moteur asynchrone à cage est robuste. Il a une puissance massique assez élevée, ce qui conduit à un bon rendement pour la chaîne de traction. Le MAS est le candidat le plus adapté pour propulser les véhicules électriques (VE), grâce à l'implantation des techniques de commande nouvelles. Actuellement, la technique de commande la mieux adaptée est la commande vectorielle à flux rotorique orienté qui permet de piloter la machine en vitesse variable avec une grande souplesse [25]. Donc, à chaque application de propulsion s'applique un type de moteur différent. Il n'y a pas de moteur

universel, tout comme les batteries, chaque moteur a des avantages et des inconvénients mais ce sont essentiellement les notions de cout et de difficulté de la commande qui s'affrontent. Le tableau 1.2 présente une comparaison entre les différentes technologies des moteurs électriques. Notre choix s'est porté sur le moteur asynchrone, pour le fait que cette machine est la plus utilisé

Choix
↓

| | Moteur à Courant Continu | Moteur à Induction | Moteur Synchrone à aimants permanents | Moteur à Réluctance |
|--------------------------|--------------------------|--------------------|---------------------------------------|---------------------|
| Rapport puissance/poids | 0 | + | ++ | + |
| Vitesse de rotation max. | - | + | + | + |
| Rendement (%) | 80 - 85 | 85-90 | 90-95 | 90-94 |
| Contrôlabilité | ++ | + | + | + |
| Maintenance | - | + | 0 | + |
| Coût du moteur | - | ++ | - | + |

TABLE 1.2: Comparaison des différents moteurs ; + Avantage, 0 neutre, - désavantage [39]

dans les applications industrielles où la variation de vitesse, une haute precision de régulation et des hautes performances en couple sont requises. D'autre part, parce qu'elle bénéficie de plus grande expérience en matière de moteur électrique sans collecteur qu'elle est souvent retenue pour la motorisation des automobiles électriques et commence à être utilisée dans les grandes puissances, c'est la machine la plus utilisée [39].

1.7.2 Utilisation du moteur à roue

La chaine de traction toute électrique présentée à la figure 1.10 , peut être encore simplifiée en utilisant des moteurs à roue. Cela constitue encore un pas, après la suppression de la boite de vitesse et l'embrayage, vers la simplification de la chaine de transmission mécanique. On peut ainsi réaliser des solutions à deux roues motrices soit à l'avant, soit à l'arrière ou encore des solutions à quatre roues motrices. Dans ce cas deux configurations sont possibles [13], [24] :

- **Soit les moteurs sont fixés sur les roues formant ainsi ce qui connu sous le nom moteur-roue.**
- **Soit les moteurs sont associés à un réducteur.**

Dans le premier cas schématisé par la figure 1.10.b, les moteurs et les roues sont confondus, la transmission est simplifiée. Mais pour réduire au minimum les masses non suspendues les moteur-roue doivent avoir une forte puissance massique. A cause de ces contraintes, ces derniers sont relativement Coûteux, limitant ainsi leur utilisation. Dans le deuxième cas représenté par la figure 1.10.a, les moteurs sont associés à un réducteur de rapport fixe pour accroître le couple massique. L'avantage de cette configuration est que le réducteur isole les roues de la masse du moteur, ce qui rend la conduite du véhicule plus facile [1], [31].

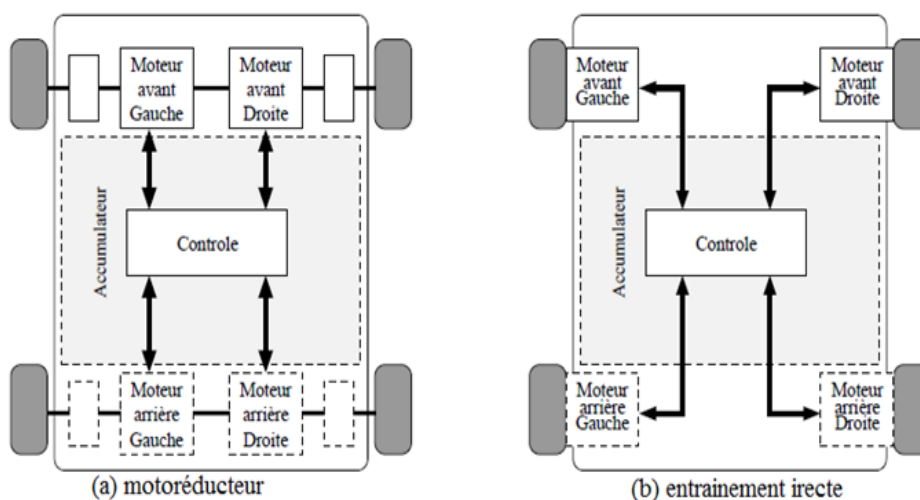


FIGURE 1.10: Motorisation multimoteur [31]

1.8 Systèmes de stockage d'énergie électrique

La batterie est un réservoir d'énergie électrique qui se compose de plusieurs éléments formés chacun d'une anode, d'une cathode, d'un séparateur convenable pour isoler électriquement les électrodes à l'intérieur, d'un électrolyte et d'un récipient. On distingue plusieurs types de batteries, mais pour les véhicules électriques actuels on utilise fréquemment, les batteries Lithium-ion, Plomb-Acide et Nickel Cadmium [2].

1.8.1 Batterie Plomb-acide

Inventée en 1859, est à la fois la batterie la plus ancienne et la plus utilisée des accumulateurs électrochimiques. Sa tension par élément est de 2V . Sa version pour automobile, beaucoup plus récente (1970-1975) [40]. Aujourd'hui, la batterie au plomb est la technologie la plus répandue

dans les applications automobiles car elle est la plus mature, la moins onéreuse et la plus facile à recycler [41]. Cependant, cette technologie présente une énergie massique faible, elle est polluante et son recyclage n'est pas rentable. Elle tend donc à disparaître compte tenu des contraintes environnementales de plus en plus drastiques.

1.8.2 Batterie Nickel-cadmium

Inventée en 1904, cette batterie est la plus performante des batteries électrochimiques et la plus largement commercialisée. Sa tension par élément est de 1.2 V. La France est la plus grosse consommatrice de batteries Nickel-Cadmium au monde pour ses véhicules électriques du groupe PSA-Renault [41]. Réputées performantes et fiables, les batteries Ni-Cd souffrent cependant d'un effet mémoire et cette technologie est très polluante à cause de sa composante Cadmium [40].

1.8.3 Batterie Lithium-ion

Actuellement les batteries qui appartiennent à la famille Lithium sont parmi les solutions les plus répandues pour alimenter en électricité de nombreux produits de consommation disponibles sur le marché [19]. Elles possèdent de très fortes densités énergétiques et une importante énergie massique, ce qui favorise leur utilisation dans le secteur du transport et particulièrement pour les véhicules électriques qui nécessitent des batteries à grande capacité. Dans cette partie, nous nous intéresserons aux systèmes de stockage à base de batteries Li-ion [28].

1.8.4 Principe de fonctionnement

Dans l'accumulateur Li-ion, le lithium est inséré sous forme d'ions (Li^+) dans la structure cristalline, généralement en graphite, de l'électrode négative. C'est ce procédé d'insertion qui différencie la batterie Li-ion de la batterie lithium. Pendant la décharge d'une batterie Li-ion la (figure 1.11), le lithium est relâché du graphite, migre à travers l'électrolyte pour se loger dans le réseau cristallin du matériau actif de l'électrode positive. A la charge, les ions Li^+ viennent se replacer dans la structure en graphite [40]. Ce principe de fonctionnement est le même pour tous les types de batteries Li-ion. En revanche, la composition chimique des électrodes et de l'électrolyte varie d'une technologie à l'autre. Ces différences ont un impact sur ce qui fixe leurs caractéristiques en termes d'énergie, puissance, spécifiques ainsi que durée de vie [27].

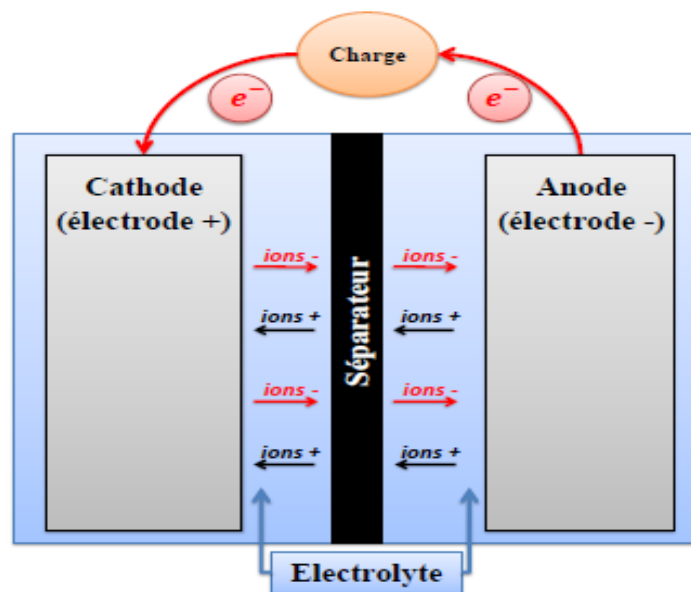


FIGURE 1.11: Principe de fonctionnement d'une batterie Li-ion

1.9 Convertisseurs électriques

L'utilisation d'une chaîne de traction électrique dans un véhicule sous-entend la présence à leur bord d'une source d'énergie électrique qui est une batterie de capacité appropriée à l'autonomie souhaité du véhicule. Dans la plupart des véhicules électriques, on se trouve confronté à la compatibilité des sources d'énergie à courant continu et à courant alternatif et à l'intérieur de même catégorie à des compatibilités entre les tensions des sources et des récepteurs. Ce problème de compatibilité sous-entend la présence à bord des véhicules électriques des convertisseurs électriques dont le rôle est de lever les incompatibilités de fonctionnement. De ce fait on peut trouver à bord des véhicules [37] :

- Des convertisseurs de courant alternatif en courant continu (AC-DC), que l'on appelle redresseurs ;
- Des convertisseurs de courant continu en courant continu (DC-DC), que l'on appelle hacheurs.
- Des convertisseurs de courant continu en courant alternatif (DC-AC), que l'on appelle onduleurs.

Dans un VE équipés d'un moteur à courant alternatif, il est nécessaire d'interposer entre la source d'énergie et le moteur de traction, un dispositif de conversion appelé onduleur, qui

permet de réaliser la commande du couple de moteur et le réglage de vitesse du véhicule tout en mode traction qu'en mode de freinage [34]. La conversion (DC-AC) peut être réalisée de multiples manières. Mais l'usage, les particularités des VE routiers et la réalisation des solutions industrielles ont conduit à privilégier une structure d'onduleur à six interrupteurs bidirectionnels constitués par l'association d'un IGBT (Insolated gate bipolar transistor) et d'une diode monté en antiparallèle et commandés selon une loi de commande de type MLI (Modulation de largeur d'impulsion), en anglais(PWM) Ce type de montage permet d'associer une source de tension(de type batterie) et un récepteur (MAS, MS) [1], [38].

1.10 Bilan des efforts appliqués au véhicule

1.10.1 Couple auto-alignement

Lors de l'application d'une force latérale F_y sur la roue (due à un virage par exemple) le pneu présente une déformation au niveau de la surface de contact (figure 1.12). Face à cette action, le sol réagit au même endroit par la force Y_{ai} dans le sens contraire que celui de F_y . Le moment de y par rapport à l'axe de la roue définit le couple d'auto-alignement M_{ai} [4], [32]. En définissant

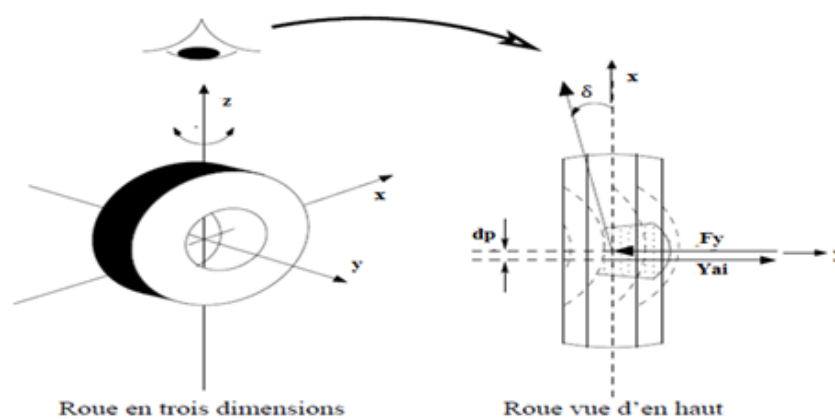


FIGURE 1.12: Déformation du pneu sous l'action d'une sollicitation latérale [32]

un coefficient de raideur au couple d'auto-alignement C_{ai} en tenant compte de l'influence de la charge, de la pression et de la structure de pneu, M_{ai} peut s'exprimer comme suit :

$$M_{ai} = C_{ai} \delta d_p \quad (1.1)$$

avec

d_p : la distance entre le centre de la surface de contact et le point O où Y_{ai} .

δ : l'angle de braquage.

C_{ai} : coefficient de raideur au couple d'auto-alignement

M_{ai} : couple d'auto-alignement.

1.10.2 Forces aux roues

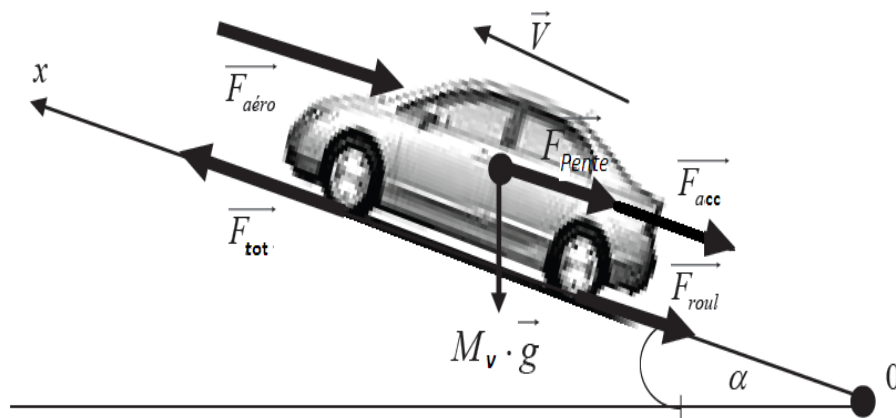


FIGURE 1.13: Forces sur le véhicule

Comme présenté dans la figure 1.13, l'effort total F_{tot} , c'est la force développée par le pneumatique sous l'action du groupe motopropulseur. C'est elle qui fait avancer le véhicule. Les quatre autres forces sont résistantes à l'avancement du véhicule [22], [26].

$$F_{tot} = F_{roul} + F_{aero} + F_{pent} + F_{acc} \quad (1.2)$$

avec

F_{roul} : Force de roulement.

F_{aero} : Force de résistance aérodynamique.

F_{pent} : Force due au profil de la route.

F_{acc} : Force due à l'accélération.

Force de roulement [33]

La force de résistance au roulement F_{roul} est liée à la masse du véhicule M_v , à l'accélération gravitationnelle g et au coefficient de roulement des roues. Pratiquement, avec des pneumatiques

modernes à très faible résistance au roulement, le coefficient de résistance au roulement C_{rr} vaut environ 0.01 (environ 0.015 pour des pneus classiques) [5]. Ce coefficient dépend de la largeur des pneus et du revêtement routier. Par conséquent, l'effort de résistance au roulement vaut [23] :

$$F_{roul} = gM_v C_{rr} \cos(\alpha) \quad (1.3)$$

où

g : accélération de la pesanteur.

C_{rr} : coefficient de résistance au roulement.

M_v : masse totale du véhicule.

Force de résistance aérodynamique

La force de résistance aérodynamique, est proportionnelle à la masse volumique de l'air ρ , au carré de la vitesse de véhicule et à la vitesse de vent, à la section frontale du véhicule S_f et son coefficient de pénétration dans l'air qui prend des valeurs, C_{px} [0.25 0.5] selon les formes de carrosserie. Son expression est donnée par la relation suivante [5], [10].

$$F_{aero} = \frac{1}{2} \rho S_f C_{px} (V_h - V_{vent})^2 \quad (1.4)$$

avec

V_h : vitesse du véhicule.

S_f : section frontal.

C_{px} : coefficient de pénétration dans l'air.

V_{vent} : vitesse du vent.

Force due au profil de la route

La force liée au profil de la route F_{pent} est la force de résistance nécessaire à un véhicule de masse M_v pour vaincre une pente qui peut être une montée ou une descente comme le montre la figure 1.13. Pour caractériser le profil de la route sur un parcours donné, il faut cartographier la pente en fonction de la distance et déterminer ce qui permet de déduire la pente à chaque instant. Cette force est donnée par [5], [10] :

$$F_{pent} = gM_v \sin(\alpha) \quad (1.5)$$

Où α représente l'angle de la pente. Pour simplifier les calculs, $\sin(\alpha)$ est souvent remplacé par la pente, pour des faibles valeurs.

$$F_{pent} = gM_v \text{pente} \quad (1.6)$$

Avec

M_v : masse totale du véhicule.

g : accélération de la pesanteur.

La pente en % est définie comme l'élévation verticale en mètre pour une distance horizontale de 100 mètre. Si Y représente l'élévation verticale, la pente $p(\%)$ est donnée par la relation suivante :

$$\text{pente}(\%) = \left(\frac{Y}{100}\right) * 100\% \quad (1.7)$$

Mais la pente utilisée dans (1.6) pour calculer la force due au profil ne sera pas considéré en %. Elle est définie par la tangente de l'angle α .

$$\text{pente} = \sin(\alpha) = \frac{Y}{100} \approx \tan(\alpha) \quad (1.8)$$

Ainsi, la force du profil estimée par la relation (1.8) fait l'approximation que la tangente est équivalente au sinus ce qui est juste pour les faibles valeurs de la pente comme présente la figure 1.14 pour une pente de 20% l'erreur commise est de 6%, et seulement de 1.5% pour une pente de 10% [11].

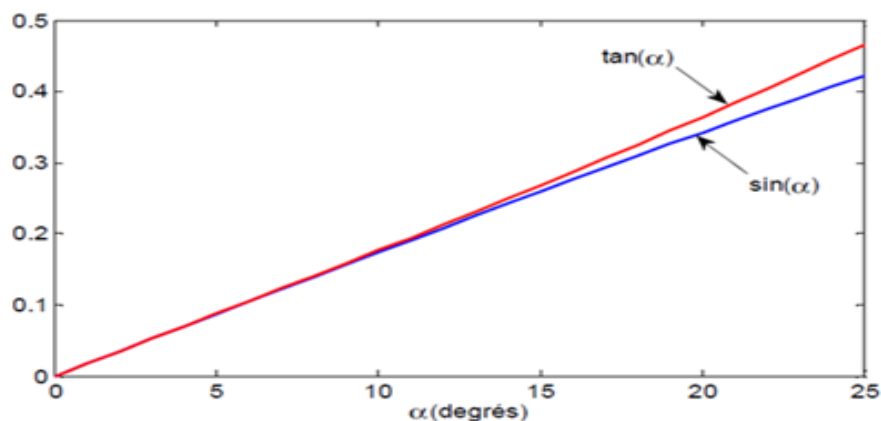


FIGURE 1.14: Approximation du sinus par la tangente pour des valeurs faibles de la pente

La pente est positive pour une montée et négative pour une descente. Cela fait que la force devient positive en montée et s'oppose à l'avancement de véhicule, et devient négative en descente et s'ajoute à la force de traction .

Force due à l'accélération

La force due à l'accélération F_{acc} assure le comportement dynamique souhaité par le conducteur. Cette force est obtenue par le produit entre la masse de véhicule et l'accélération imposée par le conducteur [31].

$$F_{acc} = M_v \gamma \quad (1.9)$$

Où

γ : est l'accélération véhicule

M_v : est la masse de véhicule.

Lors d'une phase d'accélération le coefficient est positif et négatif lors d'une phase de décélération. La puissance à fournir aux roues en fonction de la vitesse de déplacement est donnée par l'expression suivante [23] :

$$P = F_{tot} V_h \quad (1.10)$$

Le couple résistant à la roue C_r est lié à l'effort résistant par la relation :

$$C_r = F_{tot} R_w \quad (1.11)$$

Où

R_w : est le rayon de la roue.

C_r : Le couple résistant.

La vitesse de rotation de la roue $\Omega_{roue}(rad/s)$ est liée à la vitesse du véhicule $V_h(m/s)$ par la relation :

$$\Omega_{roue} = \frac{V_h}{R_w} \quad (1.12)$$

1.11 Conclusion

Au cours de ce chapitre, nous avons d'abord présentés, les problèmes de réchauffement climatique due aux rejets des GES provenant de l'activité humaine. Des solutions ont été proposées pour la réduction des GES. Les VE semblent être la bonne solution en terme de transport au problème d'émission des GES et de puisement de ressources fossiles. De plus, ils possèdent de nombreux autres avantages, ils sont silencieux et sans pollution environnementale. Ensuite, nous

avons présentés les éléments de base de la chaîne de traction des VE en insistant sur les différentes technologies disponibles. Pour cela, nous nous sommes basés sur les travaux disponibles dans la littérature et qui peuvent être considérés comme le contexte général de notre travail de thèse. Ceci, nous a permis d'effectuer nos choix concernant l'architecture, le moteur, les convertisseurs et la source d'énergie. En effet, nous avons étudié une structure spécifique de la chaîne de traction qui est la configuration d'entraînement directe avec deux moteurs dont l'un est utilisé pour entraîner la roue arrière droite et l'autre pour entraîner la roue arrière gauche. Au deuxième chapitre, nous avons choisi le moteur asynchrone, la machine la plus adaptée au VE pur. Il est alimenté par une batterie à travers des convertisseurs de type onduleur. Nous nous intéresserons à la modélisation et la commande du VE.

Chapitre 2

Modélisation et commande d'un VE

2.1 Introduction

Dans le monde industriel, la traction existe sous différents modes (thermique, hybride et électrique), et couvre plusieurs domaines d'application (voiture, bus, train, tramways,...) [40]. Ces différentes applications, sous le premier et le deuxième mode, sont responsables d'une pollution inquiétante et dangereuse pour la santé de personnes.

En revanche, dans le cas de la traction électrique, le moteur asynchrone (MAS) est considéré dans plusieurs applications comme étant la meilleure solution. Á ce jour, en Europe et en Amérique les trains à grande vitesse (TGV) de nouvelle génération utilisent ce type de moteur (Eurostar, l'American Fly,...etc) [26]. Le développement des systèmes utilisant les MAS fonctionnant à vitesse variable a été possible grâce, d'une part, à la facilité d'implantation de techniques évoluées en temps réel dans des cartes de commande, et d'autre part à la performance des convertisseurs statiques de puissance associés aux systèmes de contrôle. Le degré de perfectionnement atteint par ces dispositifs permet d'augmenter leurs applications en remplaçant au fur et à mesure les entraînements à courant continu [1].

Dans le présent chapitre, nous présentons une modélisation des sous-systèmes composant le VE. Nous nous attardons en particulier sur la commande vectorielle à flux rotorique orienté en utilisant deux types de régulateurs, le régulateur PI classique et le régulateur par mode glissant.

2.2 Modélisation du système de propulsion proposé

La modélisation est le processus d'élaboration d'un modèle, qui est une représentation de l'architecture et du fonctionnement du système. Un des buts de ce modèle est la possibilité de prédire l'effet de changement sur le système. D'une part un modèle devrait être une approximation proche du système réel et intégrer la plupart de ses caractéristiques notables. D'autre part, il ne devrait pas être trop complexe à fin d'être traitable mathématiquement ou numériquement[4]. Dans ce qui suit, nous avons considérés un VE avec deux moteurs asynchrones qui sont alimentés par des batteries à travers deux onduleurs triphasés pour entraîner les deux roues arrières du véhicule électrique. Le modèle est illustré par la figure 2.1. Les moteurs sont commandés indépendamment en utilisant un différentiel électronique. Toutefois, les contrôleurs mis en oeuvre dans ce travail sont basés sur la commande vectorielle à flux rotorique orienté.

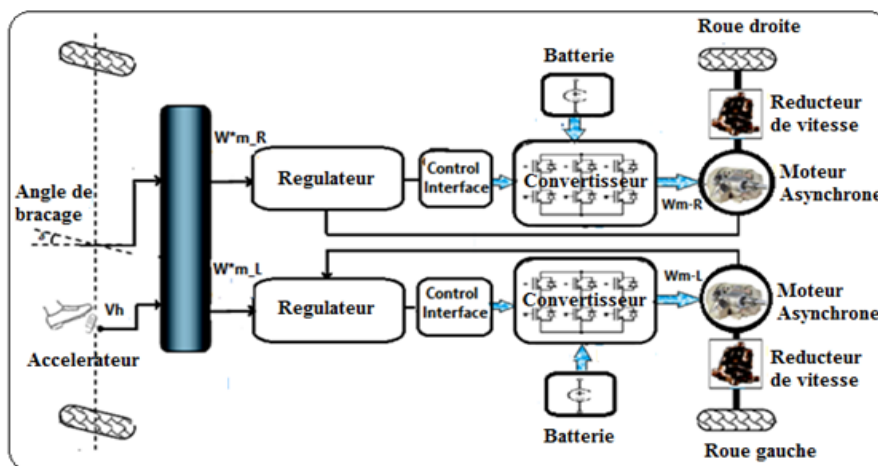


FIGURE 2.1: Structure de véhicule tout électrique choisit[10]

2.2.1 Différentiel électronique

Le système considéré permet de développer un différentiel électronique de sorte que, sur une trajectoire droite les deux roues motrices roulent à la même vitesse. Dans une trajectoire courbée la différence entre les deux vitesses des roues assure la vitesse du véhicule. Étant donné que les deux roues arrières sont directement entraînées par deux moteurs indépendants [5] [6], la vitesse de la roue à la position extérieure de la courbe devra être supérieure à celle de la roue intérieure pendant le braquage, donné en figure 2.2.

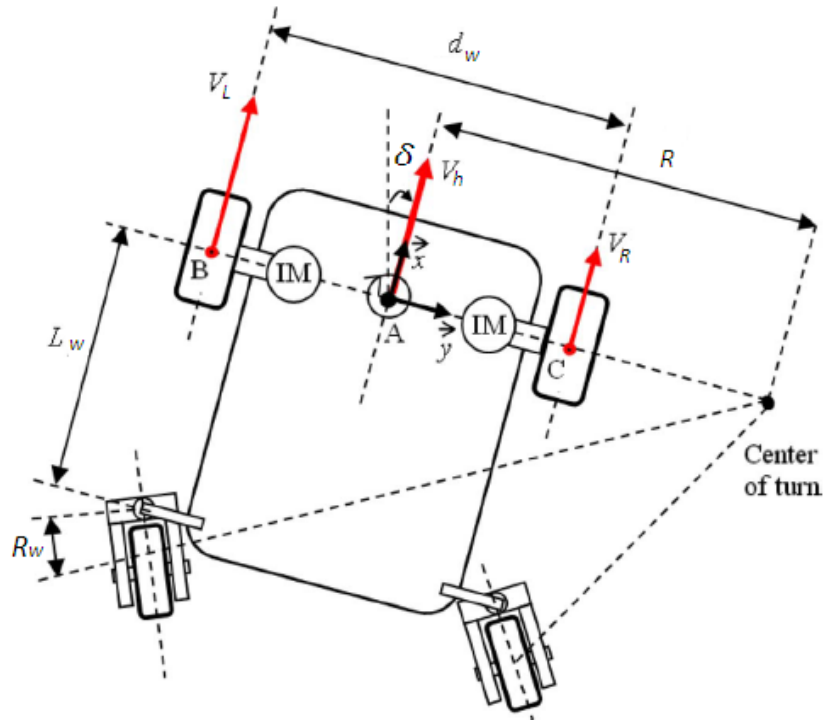


FIGURE 2.2: Modèle de conception de véhicule pendant le braquage [24].

$\delta > 0$ tourne à droite.

$\delta < 0$ tourne à gauche.

$\delta = 0$ trajectoire droit.

Consignes de vitesse

Il est possible de déterminer la vitesse de référence en rapport avec les exigences du conducteur, de sorte que lorsque le véhicule arrive au début d'un virage le conducteur applique un angle de braquage sur les roues [5]. Le différentiel électronique agit instantanément sur les deux moteurs, en réduisant la vitesse de la roue d'entraînement situé à l'intérieur du virage, ce qui augmente la vitesse de la roue d'entraînement situé à l'extérieur du virage [6]. Les vitesses angulaires des roues motrices sont les suivantes :

$$\omega_{r-R} = \omega_v - \frac{d_w}{2L_w} \tan(\delta) \omega_v \quad (2.1)$$

$$\omega_{r-L} = \omega_v + \frac{d_w}{2L_w} \tan(\delta) \omega_v \quad (2.2)$$

ω_{r-L} et ω_{r-R} : sont Les vitesses angulaires des roues motrices droite et gauche respectivement.

La différence entre les vitesses angulaires des roues motrices est :

$$\Delta\omega = \omega_{r-L} - \omega_{r-R} = \frac{d\omega}{L\omega} \tan(\delta)\omega_v \quad (2.3)$$

Les vitesses de référence des deux moteurs sont :

$$\omega_{m_R}^* = K_g \omega_{r-R} \quad (2.4)$$

$$\omega_{m_L}^* = K_g \omega_{r-L} \quad (2.5)$$

avec

$\omega_{m_R}^*$ et $\omega_{m_L}^*$:sont les vitesses de référence des deux moteurs droite et gauche respectivement.

V_h : la vitesse linéaire de véhicule.

K_g : rapport de réduction de vitesse des moteurs.

La vitesse linéaire de chaque roue motrice est donnée par V_L et V_R comme suit :

$$V_L = \omega_v \left(R + \frac{d\omega}{2} \right) \quad (2.6)$$

$$V_R = \omega_v \left(R - \frac{d\omega}{2} \right) \quad (2.7)$$

R : est le rayon de virage.

R_w : le rayon de la roue.

Le modèle Simulink d'un différentiel électronique est donné à la figure 2.3.

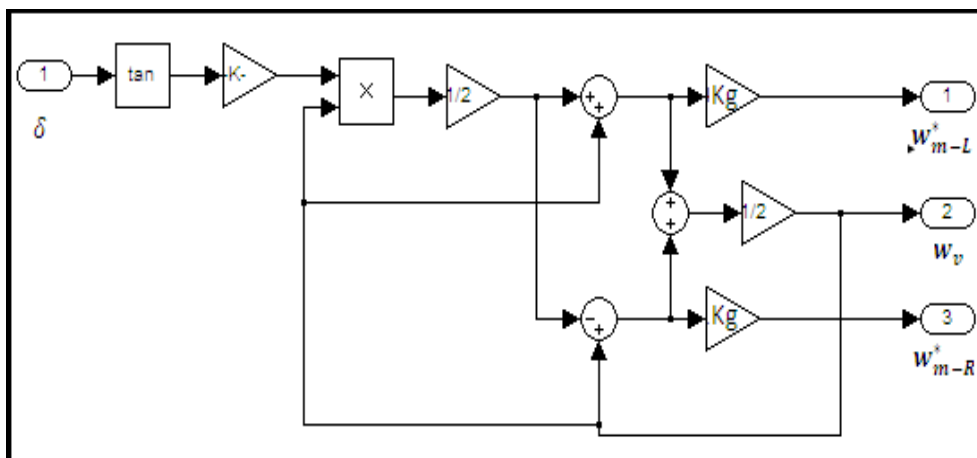


FIGURE 2.3: Modèle Simulink d'un différentiel électronique.

2.2.2 Réducteur de vitesse

La transmission mécanique d'un VE est la liaison entre le moteur et les roues. Nous pouvons envisager plusieurs possibilités d'associations d'éléments nécessaires à la transmission de la puissance qui est le réducteur mécanique[15]. Le réducteur constitue un organe important de la chaîne de transmission mécanique, il permet, en effet, le plus souvent une économie très conséquente sur la masse du moteur grâce à la réduction de couple demandé [1],[13]. Pour cela, supposons que l'on ait à réaliser un système moteur pouvant atteindre un couple maximal C_{max} (correspondant au couple nécessaire au démarrage de véhicule) et une vitesse maximale Ω_{max} (correspondant à la vitesse maximale que doit atteindre le véhicule). Si on n'utilise pas de réducteur, le couple maximal $C_{mot_{max}}$ et la vitesse maximale $\Omega_{mot_{max}}$ que doit atteindre le moteur valent respectivement C_{max} et Ω_{max} ; ainsi lorsque on utilise le moteur en attaque directe, sa puissance maximale vaut :

$$P_{mot_{max}} = C_{mot_{max}} \cdot \Omega_{mot_{max}} = C_{max} \cdot \Omega_{max} \quad (2.8)$$

Par conséquent, on associe ce moteur à un réducteur de rapport K_g , ce qui donne, le couple disponible grâce à l'ensemble machine/réducteur est vaut : $K_g \cdot C_{mot_{max}}$ et la vitesse $\frac{\Omega_{mot_{max}}}{K_g}$. Ainsi, il faut que l'on vérifie les deux relations suivantes :

$$\begin{aligned} C_{max} &= K_g C_{mot_{max}} \\ \Omega_{max} &= \frac{\Omega_{mot_{max}}}{K_g} \end{aligned} \quad (2.9)$$

Les figures 2.4 et 2.5 montrent respectivement les zones des points de fonctionnement accessibles dans le plan couple-vitesse et dans le plan puissance - vitesse, en supposant toujours que le moteur est capable de fournir le couple maximal sur toute la plage de vitesse, la puissance fournie par le moteur associe au réducteur est inchangée. Mais le moteur sera à priori moins volumineux, car le couple demandé est plus faible avec le réducteur. On a donc intérêt à utiliser un réducteur pour diminuer la masse et le cout du moteur [13].

2.2.3 Modélisation de l'onduleur de tension

L'onduleur de tension à MLI est un convertisseur statique DC-AC constitué des cellules de commutation généralement à transistors IGBT [35]. Il permet, après redressement, d'imposer soit à la machine soit au réseau des ondes de tension à amplitudes et fréquences variables à partir d'une tension continue [34]. Le schéma structurel d'un tel onduleur triphasé à deux niveaux et

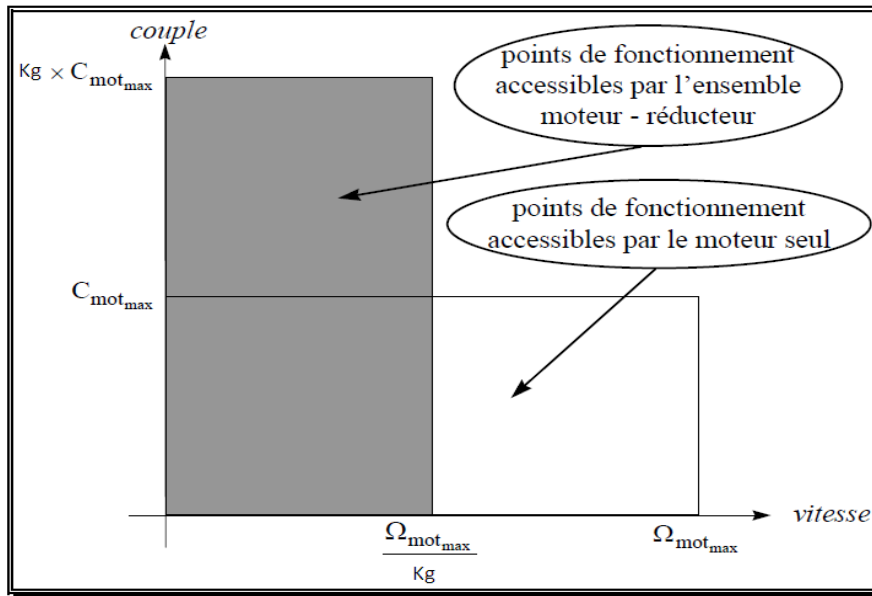


FIGURE 2.4: Zones des points de fonctionnement accessibles à un moteur associé avec un réducteur

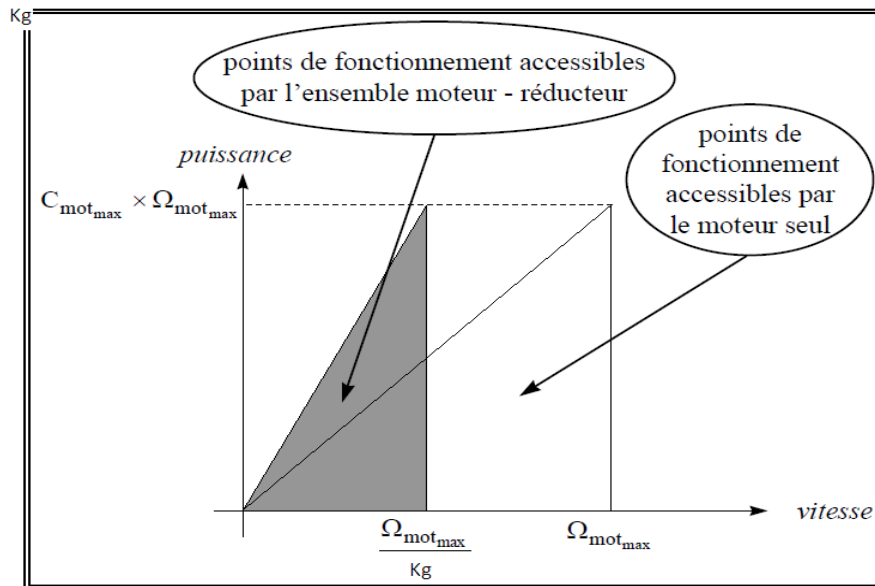


FIGURE 2.5: Zones des points de fonctionnement accessibles à un moteur associé avec un réducteur

de sa charge est illustré sur la figure 2.6.

L'état des interrupteurs supposés parfaits, peut être défini par une grandeur booléenne de commande $S_i (i = a, b, c)$:

- $S_i = 1$ le cas où l'interrupteur de haut est fermé et celui d'en bas ouvert.
- $S_i = 0$ le cas où l'interrupteur de haut est ouvert et celui d'en bas fermé.

Dans ces conditions on peut écrire les tensions V_{io} en fonction des signaux de commande S_i :

$$V_{io} = V_{dc} \left(S_i - \frac{1}{2} \right) \quad (2.10)$$

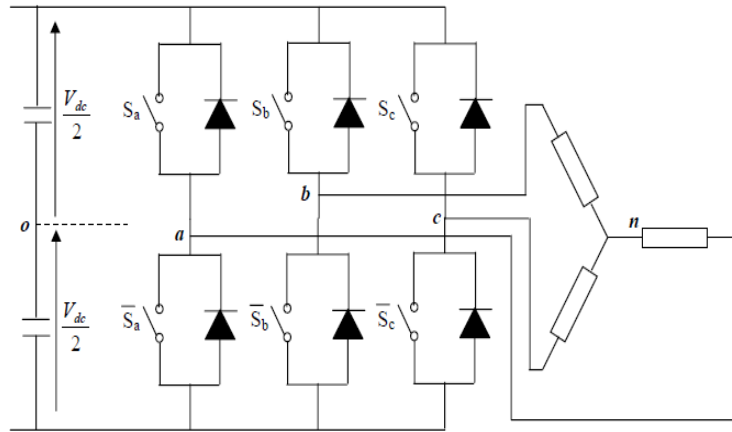


FIGURE 2.6: L'onduleur de tension associé à la MAS

Soit n le point neutre du côté alternatif (MAS), alors les trois tensions composées :

V_{ab} , V_{bc} , et V_{ca} sont définies par les relations suivantes [38] :

$$\begin{cases} V_{ab} = V_{an} - V_{bn} \\ V_{bc} = V_{bn} - V_{cn} \\ V_{ca} = V_{cn} - V_{an} \end{cases} \quad (2.11)$$

La charge constitué par la machine est équilibrée ($V_{ab} + V_{bn} + V_{cn} = 0$), on aura donc [39] :

$$\begin{cases} V_{an} = \frac{1}{3} (V_{ab} - V_{ca}) \\ V_{bn} = \frac{1}{3} (V_{bc} - V_{ab}) \\ V_{cn} = \frac{1}{3} (V_{ca} - V_{bc}) \end{cases} \quad (2.12)$$

en faisant apparaître le point "o", les tensions entre phases peuvent aussi s'écrire :

$$\begin{cases} V_{ab} = V_{ao} - V_{bo} \\ V_{bc} = V_{bo} - V_{co} \\ V_{ca} = V_{co} - V_{ao} \end{cases} \quad (2.13)$$

V_{ao}, V_{bo}, V_{co} : sont des tensions à l'entrée de l'onduleur (Valeurs continues).

V_{an}, V_{bn}, V_{cn} : sont des tensions de phase à la sortie de l'onduleur (valeurs alternatives)

En remplaçant (2-13) dans (2-12) on obtient :

$$\begin{bmatrix} V_{an} \\ V_{bn} \\ V_{cn} \end{bmatrix} = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{ao} \\ V_{bo} \\ V_{co} \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

Des relations suivantes :

$$\begin{cases} V_{a0} = V_{an} + V_{no} \\ V_{bo} = V_{bn} + V_{no} \\ V_{co} = V_{cn} + V_{no} \end{cases} \quad (2.15)$$

on peut déduire le potentiel entre les points n et o :

$$V_{no} = \frac{1}{3}(V_{ao} + V_{bo} + V_{co}) \quad (2.16)$$

V_{no} : la tension fictive entre le neutre de la MAS et le point fictif d'indice <o>.

L'utilisation de l'expression (2-10) permet d'établir les équations instantanées des tensions simples en fonction des grandeurs de commande :

$$\begin{bmatrix} V_{an} \\ V_{bn} \\ V_{cn} \end{bmatrix} = \frac{V_{dc}}{3} \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_a \\ S_b \\ S_c \end{bmatrix} \quad (2.17)$$

En générale, la technique de commande MLI permet de définir les instants de commande des interrupteurs. La commande en tension pour MLI sinus- triangle est présentée dans le cadre de ce travail.

La technique de modulation "Sinus-triangle" (STPWM)

La MLI sinus triangle décrite dans , est réalisée par comparaison d'une onde modulante basse fréquence (tension de référence) à une onde porteuse haute fréquence de forme triangulaire présenté dans la figure 2.7. Les instants de commutation sont déterminés par les points d'intersection

entre la porteuse et la modulante. On voit que l'amplitude de V_p est unitaire. L'amplitude de l'onde de référence V_{ref} (ou l'onde modulatrice) peut prendre des valeurs comprises entre $[0,1]$. Sachant que les tensions polaires de l'onduleur peuvent prendre seulement deux valeurs qui sont différentes de zéro ($\pm V_{dc}/2$) [40]. Le modèle Simulink d'un onduleur de tension est représenté

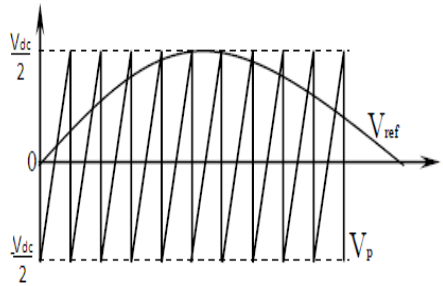


FIGURE 2.7: Explication pour l'obtention du modèle continu équivalent du convertisseur

par la figure 2.8.

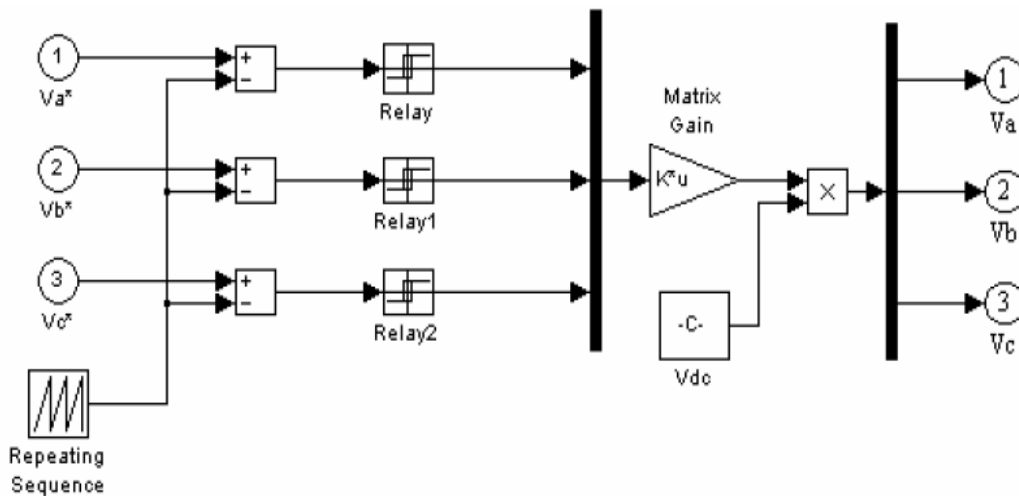


FIGURE 2.8: Modèle simulink d'un onduleur de tension

2.2.4 Modélisation de la MAS

L'étude du fonctionnement de la machine consiste classiquement à rechercher l'ensemble des équations reliant les variables internes aux grandeurs externes, représentées par : les tensions aux bornes de la machine, les courants consommés et le couple disponible. Les différentes approches pour l'étude reposent sur la résolution des équations de l'électromagnétisme et de la mécanique [35], [36]. Ainsi, les différences proviennent des hypothèses simplificatrices traduites par le fait

qu'il est possible de faire, en fonction du domaine de fréquence concerné, et de la topologie (structure physique) du système étudié, c'est-à-dire en fonction des objectifs de la modélisation.

Hypothèses simplificatrices

Afin de simplifier la synthèse des régulateurs les hypothèses simplificatrices suivantes sont prises en compte [34] :

- Construction mécanique parfaitement équilibrée.
- Distribution sinusoïdales de la f.m.m.
- Pas de saturation du circuit magnétique.
- Entrefer lisse et d'épaisseur uniforme.
- Pertes fer négligeables.

2.2.5 Modèle dynamique de la MAS

La MAS triphasée, représentée schématiquement par la figure 2.9, est munie de six enroulements [38].

- Le stator de la machine est formé de trois enroulements fixes décalés de 120° dans l'espace et traversés par trois courants triphasés.
- Le rotor peut être modélisé par trois enroulements identiques court-circuités dont la tension aux bornes de chaque enroulement est nulle.

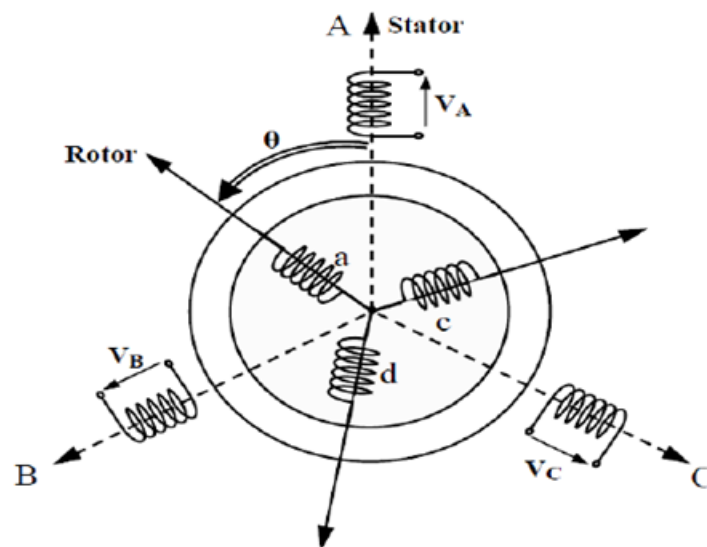


FIGURE 2.9: Représentation schématique d'une machine asynchrone triphasée

Équations des tensions et des flux

Les équations des tensions $[V_s]$ et des flux $[\varphi_s]$ statoriques, écrites dans un référentiel stationnaire lié au stator peuvent être exprimées, en utilisant la notation matricielle [35], par :

$$[V_s] = [R_s][I_s] + \frac{d\varphi_s}{dt} \quad (2.18)$$

Où $[V_s]$, $[R_s]$, $[I_s]$ et $[\varphi_s]$ sont respectivement vecteur des tensions statoriques, matrice des résistances statoriques, vecteur des courants statoriques et vecteur des flux statoriques.

Les équations des tensions $[V_r]$ et des flux rotoriques $[\varphi_r]$, écrites dans un référentiel tournant lié au rotor peuvent être exprimées par :

$$[V_r] = [0] = [R_r][I_r] + \frac{d\varphi_r}{dt} \quad (2.19)$$

$[V_r]$, $[R_r]$, $[I_r]$ et $[\varphi_r]$ sont respectivement vecteur des tensions rotoriques, matrice des résistances rotoriques, vecteur des courants rotoriques et vecteur des flux rotoriques. Où

$$[V_s] = \begin{bmatrix} V_{as} \\ V_{bs} \\ V_{cs} \end{bmatrix}; [I_s] = \begin{bmatrix} I_{as} \\ I_{bs} \\ I_{cs} \end{bmatrix}; [I_r] = \begin{bmatrix} I_{ar} \\ I_{br} \\ I_{cr} \end{bmatrix}; [\varphi_s] = \begin{bmatrix} \varphi_{as} \\ \varphi_{bs} \\ \varphi_{cs} \end{bmatrix}; [\varphi_r] = \begin{bmatrix} \varphi_{ar} \\ \varphi_{br} \\ \varphi_{cr} \end{bmatrix}; \quad (2.20)$$

$$[R_s] = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix}; [R_r] = \begin{bmatrix} R_r & 0 & 0 \\ 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & R_r \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

Les flux statoriques et rotoriques par phase, sont donnés par :

$$[\varphi_s] = [l_{ss}][I_s] + [M_{sr}][I_r] \quad (2.22)$$

$$[\varphi_r] = [l_{rr}][I_r] + [M_{sr}]^t[I_s] \quad (2.23)$$

$$[l_{ss}] = \begin{bmatrix} l_s & M_s & M_s \\ M_s & l_s & M_s \\ M_s & M_s & l_s \end{bmatrix}, [l_{rr}] = \begin{bmatrix} l_r & M_r & M_r \\ M_r & l_r & M_r \\ M_r & M_r & l_r \end{bmatrix} \quad (2.24)$$

Avec

$[l_{ss}]$: matrice des inductances propres et mutuelles entre phases statoriques.

$[l_{rr}]$: matrice des inductances propres et mutuelles entre phases rotoriques.

M_s : inductance mutuelle entre enroulements statoriques.

M_r : inductance mutuelle entre enroulements rotoriques.

M_{sr} : inductance mutuelle entre l'enroulement statorique et rotorique.

$$[M_{sr}] = M_{sr} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta) & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (2.25)$$

En remplaçant les équations (2.22) et (2.23), respectivement, dans les équations (2.18) et (2.19), on obtient les deux expressions des tensions statorique et rotorique :

$$[V_s] = [R_s][I_s] + [L_{ss}] \frac{d}{dt}[I_s] + \frac{d}{dt} \{[M_{sr}][I_r]\} \quad (2.26)$$

$$[V_r] = [R_r][I_r] + [L_{rr}] \frac{d}{dt}[I_r] + \frac{d}{dt} \{[M_{sr}][I_s]\} \quad (2.27)$$

Cette mise en équation aboutit à des équations différentielles à coefficients variables (courant, flux et angle de position). L'étude analytique du comportement du système est alors relativement laborieuse, vu le grand nombre de variables. On utilise alors des transformations mathématiques qui permettent de décrire le comportement de la machine à l'aide des équations différentielles à coefficients constants [34].

Les transformations utilisées doivent conserver la puissance instantanée et la réciprocité des inductances mutuelles. Ceci permet d'établir une expression de couple électromagnétique dans le repère correspondant au système transformé et qui reste valable pour la machine réelle [35].

Parmi les transformations les plus utilisées, on cite celle de Park.

Modèle diphasé de Park

La représentation de Park ou représentation vectorielle, traduit la projection des trois phases de la machine sur un repère biphasé orthogonal. En plus des simplifications dans la modélisation triphasée, dans le repère de Park, la machine est supposée électriquement équilibrée et on choisit de totaliser les fuites magnétiques au stator [44]. Le passage d'une représentation triphasée à une représentation biphasée illustrée sur la figure 2.10, repose sur la conservation des forces magnétomotrices. Cette transformation est orthonormée. Elle conserve la puissance instantanée.

La composante homopolaire s'annule car la machine est supposée équilibrée. Par définition, le système d'axes (d,q) tourne à la vitesse ω_s , ainsi l'enroulement équivalent du stator formé des deux bobinages d'axes en quadrature d_s et q_s tournant à la vitesse ω_s . De même, au rotor, on substitue deux bobinages d_r et q_r aux enroulements triphasés équivalents. En effet, si l'on note par θ_s l'angle de la transformation de Park des grandeurs statoriques et par θ_r l'angle de la transformation de Park des grandeurs rotoriques comme le montre la figure 2.10, les angles θ_s et θ_r sont liés par la relation [34] [35] :

$$\theta + \theta_r = \theta_s \quad (2.28)$$

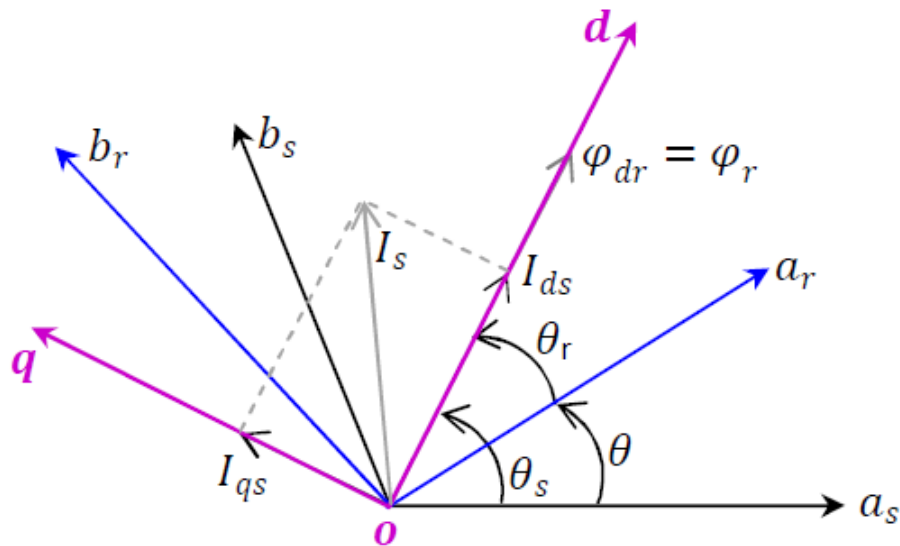


FIGURE 2.10: Principe de la transformation de Park

Pour la transformation d'une grandeur statorique, les matrices de passage sont les suivantes :

$$\begin{bmatrix} V_{ds} \\ V_{qs} \\ V_o \end{bmatrix} = [P^{-1}(\theta_s)] \begin{bmatrix} V_{as} \\ V_{bs} \\ V_{cs} \end{bmatrix} \quad (2.29)$$

$$\begin{bmatrix} V_{as} \\ V_{bs} \\ V_{cs} \end{bmatrix} = [P(\theta_s)] \begin{bmatrix} V_{ds} \\ V_{qs} \\ V_o \end{bmatrix} \quad (2.30)$$

Avec

$$[P(\theta_s)] = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta_s) & \cos(\theta_s - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta_s + \frac{2\pi}{3}) \\ -\sin(\theta_s) & -\sin(\theta_s - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta_s + \frac{2\pi}{3}) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (2.31)$$

Il est à noter que, dans la littérature, la matrice que nous avons définie $[P(\theta_s)]$ est appelée bien souvent « transformation inverse de Park », et par conséquent, son inverse est appelée « transformation directe de Park » [36]. Le facteur $\sqrt{\frac{2}{3}}$ pour la conversion de la puissance électrique instantanée.

Application aux équations des tensions : En multipliant les deux membres de l'expression (2.18) par $P^{-1}(\theta_s)$ on aura :

$$[P^{-1}(\theta_s)][V_{sdq}] = [R_s][P^{-1}(\theta_s)][I_{sdq}] + \frac{d}{dt} \{ [P^{-1}(\theta_s)][\varphi_{sdq}] \} \quad (2.32)$$

En multipliant les deux membres de l'égalité par $P(\theta_s)$ et en simplifiant, nous trouvons [34] :

$$[V_{sdq}] = [R_s][I_{sdq}] + [P(\theta_s)] \frac{d}{dt} \{ [P^{-1}(\theta_s)][\varphi_{sdq}] \} \quad (2.33)$$

or

$$\frac{d}{dt}[P^{-1}(\theta_s)] = \sqrt{\frac{2}{3}} \frac{d\theta_s}{dt} \begin{bmatrix} \sin(\theta_s) & -\cos(\theta_s) & 0 \\ \sin(\theta_s - \frac{2\pi}{3}) & -\cos(\theta_s - \frac{2\pi}{3}) & 0 \\ \sin(\theta_s + \frac{2\pi}{3}) & -\cos(\theta_s + \frac{2\pi}{3}) & 0 \end{bmatrix} \quad (2.34)$$

Donc après un calcul direct, nous trouvons :

$$[P(\theta_s)] \frac{d}{dt}[P^{-1}(\theta_s)] = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{d\theta_s}{dt} & 0 \\ \frac{d\theta_s}{dt} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.35)$$

et l'expression (2.16) devient alors :

$$[V_{sdq}] = [R_s][I_{sdq}] + \frac{d}{dt}[\varphi_{sdq}] + \begin{bmatrix} 0 & -\frac{d\theta_s}{dt} \\ \frac{d\theta_s}{dt} & 0 \end{bmatrix} [\varphi_{sdq}] \quad (2.36)$$

ou encore :

$$\begin{bmatrix} V_{ds} \\ V_{qs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 \\ 0 & R_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{ds} \\ I_{qs} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \varphi_{ds} \\ \varphi_{qs} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & \frac{-d\theta_s}{dt} \\ \frac{d\theta_s}{dt} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varphi_{ds} \\ \varphi_{qs} \end{bmatrix} \quad (2.37)$$

de manière similaire, et en suivant les même étapes, nous obtenons pour le rotor l'expression suivante :

$$\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_r & 0 \\ 0 & R_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{dr} \\ I_{qr} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \varphi_{dr} \\ \varphi_{qr} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & \frac{-d\theta_r}{dt} \\ \frac{d\theta_r}{dt} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varphi_{dr} \\ \varphi_{qr} \end{bmatrix} \quad (2.38)$$

Application aux équations des flux : Appliquons la transformation de Park (2.29) et (2.30) à l'expression (2.18) :

Soit :

$$[P^{-1}(\theta_s)][\varphi_{sdq}] = [L_{ss}][P^{-1}(\theta_s)][I_{sdq}] + [M_{sr}][P^{-1}(\theta_r)][I_{rdq}] \quad (2.39)$$

$$[\varphi_{sdq}] = [P(\theta_s)][L_{ss}][P^{-1}(\theta_s)][I_{sdq}] + [P(\theta_s)][M_{sr}][P^{-1}(\theta_r)][I_{rdq}] \quad (2.40)$$

Un calcul simple nous donne :

$$[P(\theta_s)][L_{ss}][P^{-1}(\theta_s)] = \begin{bmatrix} l_s - M_s & 0 & 0 \\ 0 & l_s - M_s & 0 \\ 0 & 0 & l_s - M_s \end{bmatrix} \quad (2.41)$$

Et

$$[P(\theta_s)][M_{sr}][P^{-1}(\theta_r)] = \frac{3}{2}[M_{sr}] \begin{bmatrix} \cos(\theta_s - \theta_r - \theta) & \sin(\theta_s - \theta_r - \theta) & 0 \\ -\sin(\theta_s - \theta_r - \theta) & \cos(\theta_s - \theta_r - \theta) & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.42)$$

Or, d'après l'égalité (II.11), nous pouvons écrire :

$$[P(\theta_s)][M_{sr}][P^{-1}(\theta_r)] = \frac{3}{2}[M_{sr}] \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.43)$$

En introduisant les inductances cycliques :

$$\begin{cases} L_s = l_s - M_s \\ L_m = \frac{3}{2}M_{sr} \end{cases} \quad (2.44)$$

L'expression (2.23) devient alors :

$$\begin{bmatrix} \varphi_{ds} \\ \varphi_{qs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_s & 0 \\ 0 & L_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{ds} \\ I_{qs} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} L_m & 0 \\ 0 & L_m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{dr} \\ I_{qr} \end{bmatrix} \quad (2.45)$$

De la même manière, en appliquant la transformation de Park à l'équation du flux rotorique, et en introduisant l'inductance cyclique :

$$L_r = l_r - M_r \quad (2.46)$$

on aura :

$$\begin{bmatrix} \varphi_{dr} \\ \varphi_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_r & 0 \\ 0 & L_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{dr} \\ I_{qr} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} L_m & 0 \\ 0 & L_m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{ds} \\ I_{qs} \end{bmatrix} \quad (2.47)$$

Choix de référentiel

De manière générale, les équations des tensions et des flux de la machine asynchrone, écrites dans le plan(d,q), d'après les équations :(2.37), (2.38), (2.45), et (2.47), sont les suivantes [34], [35] :

Équation des tensions :

$$\begin{cases} V_{ds} = R_s I_{ds} + \frac{d\varphi_{ds}}{dt} - \frac{d\theta_s}{dt} \varphi_{qs} \\ V_{qs} = R_s I_{qs} + \frac{d\varphi_{qs}}{dt} + \frac{d\theta_s}{dt} \varphi_{ds} \\ 0 = R_r I_{dr} + \frac{d\varphi_{dr}}{dt} - \frac{d\theta_r}{dt} \varphi_{qr} \\ 0 = R_r I_{qr} + \frac{d\varphi_{qr}}{dt} + \frac{d\theta_r}{dt} \varphi_{dr} \end{cases} \quad (2.48)$$

Équations des flux :

$$\begin{cases} \varphi_{ds} = L_s I_{ds} + L_m I_{dr} \\ \varphi_{qs} = L_s I_{qs} + L_m I_{qr} \\ \varphi_{dr} = L_r I_{dr} + L_m I_{qs} \\ \varphi_{qr} = L_r I_{qr} + L_m I_{ds} \end{cases} \quad (2.49)$$

Cependant, nous pouvons simplifier ces équations encore en choisissant un référentiel particulier pour (d,q). En effet, trois types de référentiels peuvent être envisagés, à savoir :

Référentiel lie au stator : caractérise par $\theta_s = 0$, et par conséquence $\theta_r = -\theta$ le système d'équations (2.48) devient alors :

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{ds} = R_s I_{ds} + \frac{d\varphi_{ds}}{dt} \\ V_{qs} = R_s I_{qs} + \frac{d\varphi_{qs}}{dt} \\ 0 = R_r I_{dr} + \frac{d\varphi_{dr}}{dt} + \omega \varphi_{qr} \\ 0 = R_r I_{qr} + \frac{d\varphi_{qr}}{dt} - \omega \varphi_{dr} \end{array} \right. \quad (2.50)$$

Référentiel lie au rotor : caractérisé par $\theta_r = 0$, et par conséquence $\theta_s = \theta$ le système d'équations (2.48) devient alors :

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{ds} = R_s I_{ds} + \frac{d\varphi_{ds}}{dt} - \omega \varphi_{qs} \\ V_{qs} = R_s I_{qs} + \frac{d\varphi_{qs}}{dt} + \omega \varphi_{ds} \\ 0 = R_r I_{dr} + \frac{d\varphi_{dr}}{dt} \\ 0 = R_r I_{qr} + \frac{d\varphi_{qr}}{dt} \end{array} \right. \quad (2.51)$$

Référentiel lie au champ tournant :

$$\begin{aligned} \frac{d\theta_s}{dt} &= \omega_s \text{ c'est la pulsation satirique,} \\ \frac{d\theta_r}{dt} &= \omega_r \text{ c'est la pulsation rotorique et } \omega + \omega_r = \omega_s. \end{aligned}$$

Avec $\omega = p\Omega$ c'est la pulsation mécanique.

Le système d'équations (2.48) devient alors :

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{ds} = R_s I_{ds} + \frac{d\varphi_{ds}}{dt} - \omega \varphi_{qs} \\ V_{qs} = R_s I_{qs} + \frac{d\varphi_{qs}}{dt} + \omega \varphi_{ds} \\ 0 = R_r I_{dr} + \frac{d\varphi_{dr}}{dt} - (\omega_s - \omega) \varphi_{dr} \\ 0 = R_r I_{qr} + \frac{d\varphi_{qr}}{dt} + (\omega_s - \omega) \varphi_{qr} \end{array} \right. \quad (2.52)$$

Remarque : Le champ tournant est le champ crée par le bobinage statorique et qui tourne, en régime permanent à la vitesse de synchronisme Ω_s . C'est dans ce référentiel que nous allons travailler par la suite. L'avantage d'utiliser ce référentiel est d'avoir des grandeurs constantes en régime permanent. Pour commander et observer le comportement de la machine asynchrone, une représentation d'état est nécessaire. Pour cela nous avons considéré le vecteur d'état qui est constitué des courants statoriques (I_{ds}, I_{qs}) et flux rotorique $(\varphi_{dr}, \varphi_{qr})$ [44].

$$\dot{X} = AX + BU \quad (2.53)$$

$$X = \begin{bmatrix} I_{ds} \\ I_{qs} \\ \varphi_{dr} \\ \varphi_{qr} \end{bmatrix}, U = \begin{bmatrix} V_{ds} \\ V_{qs} \end{bmatrix}, B = \frac{1}{\sigma L_s} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.54)$$

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{R_s + R_r(\frac{L_m^2}{L_r^2})}{\sigma L_s} & w_s & \frac{L_m}{L_r T_r} & \frac{L_m w}{\sigma L_s L_r} \\ -w_s & -\frac{R_s + R_r(\frac{L_m^2}{L_r^2})}{\sigma L_s} & -\frac{L_m w}{\sigma L_s L_r} & \frac{L_m}{L_r T_r} \\ \frac{L_m}{T_r} & 0 & -\frac{1}{T_r} & w_{sl} \\ 0 & \frac{L_m}{T_r} & -w_{sl} & -\frac{1}{T_r} \end{bmatrix} \quad (2.55)$$

Où $\sigma = 1 - \frac{L_m^2}{L_r L_s}$ représente le coefficient de dispersion ou de Blondel.

$T_r = \frac{L_r}{R_r}$ Est la constante de temps rotorique.

Pour étudier les caractéristiques dynamiques, on introduit l'équation du mouvement suivante :

$$C_{em} = J \frac{d\Omega}{dt} + k_f \Omega + C_r \quad (2.56)$$

Avec k_f : Coefficient de frottement ;

C_r : couple résistant ;

Ω : vitesse mécanique du moteur ;

C_{em} : le couple électromagnétique.

Le couple électromagnétique de la machine est donné par l'expression suivante :

$$C_{em} = p \frac{L_m}{L_r} (\varphi_{dr} I_{qs} - \varphi_{qr} I_{ds}) \quad (2.57)$$

2.3 Contrôle vectoriel FOC

Le principe dont repose la commande vectorielle FOC est que le couple et le flux de la machine sont commandés séparément en similitude avec la machine à courant continu à excitation indépendante, en découplant la commande du couple de celui de flux. En effet dans un MCC à excitation séparée, la production du couple et la création du flux sont indépendantes [44]. Son principe de base consiste à orienter l'axe direct du repère tournant sur le porteur du vecteur

flux. Par conséquent, ce dernier sera proportionnel à la composante directe du vecteur courant statorique; tandis que le couple sera proportionnel à la composante en quadrature, c'est à dire [36][35] :

$$\begin{cases} \varphi_d = \varphi_r \\ \varphi_q = 0 \end{cases} \quad (2.58)$$

Dans le présent travail afin de contrôler la vitesse du VE, nous nous limiterons à l'utilisation de la méthode de commande Vectorielle par orientation du flux rotorique; en raison, d'une part, son algorithme plus simple comparativement aux algorithmes des autres orientations, et d'autre part, au meilleur découplage obtenu entre le flux et le couple comparativement aux autres orientations

Pour le rotor :

$$T_r \frac{d\varphi_r}{dt} + \varphi_r = L_m I_{ds} \quad (2.59)$$

$$C_{em} = p \frac{L_m}{L_r} \varphi_r I_{qs} \quad (2.60)$$

$$\frac{J}{p} \frac{d\omega}{dt} + \frac{k_f}{p} \omega + C_r = p \frac{L_m}{L_r} \varphi_r I_{qs} \quad (2.61)$$

Pour le stator :

$$V_{ds} = \sigma L_s \frac{dI_{ds}}{dt} + R_s I_{ds} - \omega_s \sigma L_s I_{qs} \quad (2.62)$$

$$V_{qs} = \sigma L_s \frac{dI_{qs}}{dt} + R_s I_{qs} + \omega_s \sigma L_s I_{ds} + \frac{L_m}{L_r} \omega_s \varphi_r \quad (2.63)$$

La commande FOC est initialement proposée en Allemagne vers la fin des années 60 et début des années 70 par deux méthodes distinctes : méthode directe et indirecte. Méthode directe a été développée par Blaschke, consiste à imposer une vitesse de glissement tirée de l'équation dynamique du flux rotorique afin d'assurer l'orientation du flux [44]. Quant à la méthode indirecte développée par Hasse, utilise l'estimation ou la mesure du flux en vue d'obtenir l'amplitude et l'angle indispensable pour l'orientation du flux. Cette dernière a été généralement préférée car elle a une configuration relativement simple comparée à la méthode directe qui demande des estimateurs pour la mesure du flux qui sont contrains aux conditions de travail excessives [36] [35].

2.3.1 Commande vectorielle indirecte

Dans le cas de la commande indirecte, le flux n'est pas régulé (donc ni mesuré, ni estimé). Celui-ci est donné par la consigne et orienté à partir de l'angle θ_s qui est obtenu par intégration de la pulsation statorique ω_s . Cette dernière est la somme de la pulsation rotorique ω_r estimée et la pulsation mécanique ω mesurée. Donc cette méthode élimine le besoin d'utiliser un capteur ou un observateur du flux [34]. Le passage du repère tournant vers le repère fixe nécessite la connaissance de la position du vecteur flux rotorique, qui est calculée par la loi de l'auto-pilotage (2.47).

$$\theta_s = \int \omega_s dt = \int (p.\Omega_r + \omega_r) dt \quad (2.64)$$

Du point de vue simplicité, on voit clairement qu'elle est plus facile à implémenter et n'exige pas de capteurs de flux. Chose qui rend cette méthode plus attractive et donc plus utilisée [35].

La commande vectorielle consiste à contrôler les deux composantes (I_d, I_q) du courant, selon qu'on utilise une alimentation contrôlée en courant ou en tension. L'alimentation contrôlée en tension, consiste à imposer les tensions de références qui conviennent pour réguler les courants [44]. La technique de modulation de largeur d'impulsion est très employée, elle permet d'appliquer à la machine, à partir d'une source de tension continue, des créneaux de tensions dont l'amplitude et la fréquence peuvent varier. La possibilité de réglage de la fréquence et de l'amplitude des grandeurs de sortie de l'onduleur s'avère très intéressante [35]. C'est pour cette raison que nous avons retenu ce type d'alimentation dans notre travail. En réalité, nous n'avons accès qu'aux tensions et courants des trois phases de la machine, c'est à dire que le contrôle des courants de phases, par l'intermédiaire du contrôle des composantes I_d et I_q , impose en fait de contrôler les composantes I_d et I_q par les tensions de phases [44] [34]. On peut alors définir les principales fonctions que doit remplir une structure de commande vectorielle (contrôlée en tension) pour assurer un découplage entre flux et couple, et un contrôle dynamique des deux grandeurs : vitesse et flux. La figure 2.11 présente le schéma bloc de régulation de vitesse par la commande vectorielle indirecte d'un moteur asynchrone destiné à une chaîne de propulsion d'un VE.

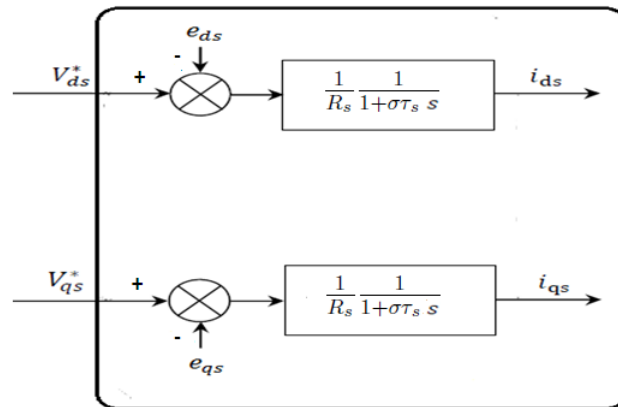


FIGURE 2.12: Modèle de la MAS

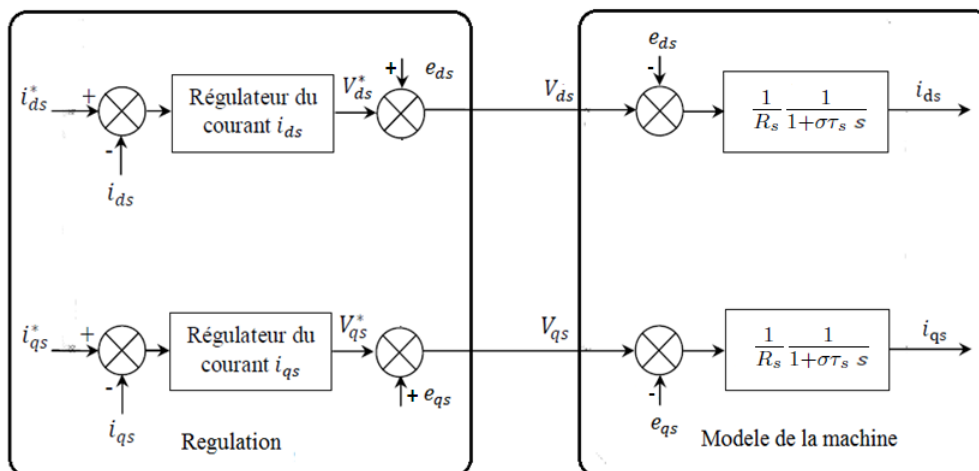


FIGURE 2.13: Découplage par addition des termes de compensation

Cependant, cette solution de compensation peut présenter l'inconvénient d'utiliser les composantes des courants mesurés qui peuvent être perturbés par les bruits de mesure et par le contenu harmonique des courants de phase. Ainsi nous avons préféré utiliser les courants de références pour le circuit de découplage afin d'éviter ce problème [49].

2.5 Synthèse des régulateurs

2.5.1 Structure de la commande PI

Chaque boucle de régulation est dotée d'un régulateur proportionnel intégral PI classique présenté sur la figure 2.14. Il comporte une action proportionnelle qui sert à régler la rapidité avec laquelle la régulation doit avoir lieu et une action intégrale qui sert à éliminer l'erreur statique entre la grandeur réglée et sa propre consigne [43].

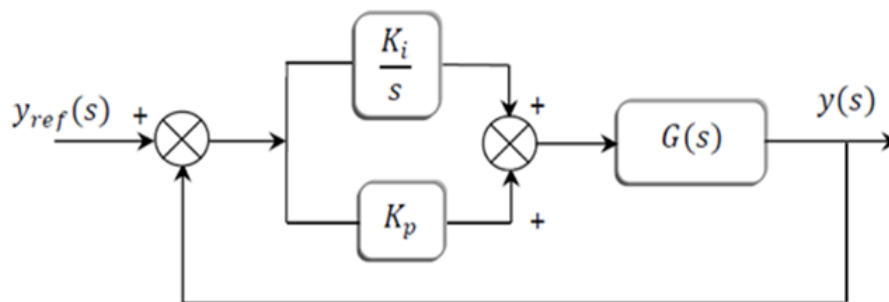


FIGURE 2.14: Schéma de commande utilisant la structure PI

Soit $G(s)$ la fonction de transfert d'un système de premier ordre donnée par :

$$G(s) = G_0 / (1 + \tau s) \quad (2.67)$$

La fonction de transfert en boucle fermée est :

$$FT_{bf}(s) = \frac{G_0 K_i \left(\frac{K_p}{K_i} s + 1 \right)}{(\tau s + 1) \left(s + (K_p s + K_i) \frac{G_0}{\tau s + 1} \right)} \quad (2.68)$$

L'apport d'un zéro par le régulateur PI dans la fonction de transfert en boucle fermée peut modifier le régime transitoire du système. Pour remédier à ce problème, la méthode de compensation des pôles est plus adaptée pour le calcul des paramètres K_p et K_i . Elle consiste à imposer le zéro du régulateur égal à un pôle de la fonction de transfert du système à commander et une

constante du temps τ_{bf} répondant aux objectifs fixés. Le principe de cette méthode est illustrée par les relations de l'équation suivante [46] :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{K_p}{K_i}s + 1 = (\tau s + 1) \implies \tau = \frac{K_p}{K_i} \\ FT_{bf} = \frac{G_0 K_i}{s + G_0 K_i} \implies \tau_{bf} = \frac{1}{G_0 K_i} \end{array} \right. \quad (2.69)$$

Les paramètres du régulateur sont alors donnés par :

$$\left\{ \begin{array}{l} K_i = \frac{1}{G_0 \tau_{bf}} \\ K_p = \frac{\tau}{G_0 \tau_{bf}} \end{array} \right. \quad (2.70)$$

2.5.2 Dimensionnement des régulateurs

Régulateur des courants satatorique et rotorique : A partir des équations (2.65) et (2.66), en supposant que les termes de couplage e_{ds} et e_{qs} ont été compensés. On peut déduire les fonctions de transfert de premier ordre, qui sont utilisées pour calculer les régulateurs de courant I_{ds} et I_{qs} , on trouve [47] :

$$G_{ids}(s) = \frac{I_{ds}(s)}{V_{ds}^*(s)} = G_{iqs}(s) = \frac{I_{ds}(s)}{V_{ds}^*(s)} = \frac{G_e}{1 + \tau_e s} \quad (2.71)$$

avec

$$G_e = \frac{1}{R_s} \quad (2.72)$$

et

$$\tau_e = \sigma T_s \quad (2.73)$$

Régulateur de vitesse :

Pour calculer un régulateur PI nous considérons les équations de la machine, en supposant que le flux est parfaitement régulé. Comme le temps de réponse de la boucle de courant (mode électrique) est très faible par rapport à la dynamique de la boucle de vitesse (mode mécanique), nous considérons que la réponse des courants (I_{ds}, I_{qs}) vis-à-vis de leurs valeurs de référence est quasi instantanée par rapport à la partie mécanique. Ainsi la fonction de transfert qui décrit la dynamique de la vitesse est donnée par :

$$G_\omega(s) = \frac{\omega(s)}{I_{qs}^*(s)} = \frac{p^2 \frac{L_m \varphi_r}{L_r k_f}}{1 + \frac{J}{k_f} s} \quad (2.74)$$

avec

$$\begin{cases} G_\omega = p^2 \frac{L_m \varphi_r}{L_r k_f} \\ \tau_\omega = \frac{J}{k_f} \end{cases} \quad (2.75)$$

2.5.3 Commande par mode glissant

La commande par mode glissant est une classe de la commande à structure variable, elle est efficace et robuste pour les systèmes linéaires et non linéaires. La tâche principale de la commande par mode glissant, est de fournir une surface de commutation, selon des lois d'existence, de convergence et de stabilité. Nous allons maintenant procéder à son application à la commande vectorielle indirecte à flux rotorique orienté dotée de la technique PWM. On va appliquer la commande par mode glissant pour une structure dite en cascade figure 2.15, où tous les régulateurs sont à mode glissant [43].

Structure de régulateur à mode glissant

La structure en cascade présentée à la figure 2.15, possède trois surfaces de glissement : une pour la vitesse, et les deux autres pour les courants.

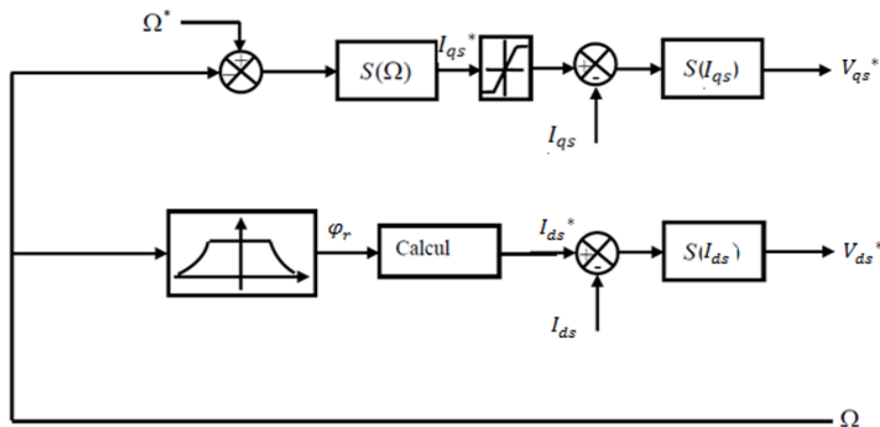


FIGURE 2.15: Schéma de régulateur à mode glissant

Définition de la surface de régulation de la vitesse

La surface de la vitesse est définie par :

$$S(\Omega) = \Omega^* - \Omega \quad (2.76)$$

La dérivée de $S(\Omega)$ est :

$$\dot{S}(\Omega) = \dot{\Omega}^* - \dot{\Omega} \quad (2.77)$$

En remplaçant dans (2.78), l'expression de $\dot{\Omega}$ tirée de (2.58), et en introduisant la commande équivalente $I_{qs} = I_{qseq} + I_{qsn}$, on aura :

$$\dot{S}(\Omega) = \dot{\Omega}^* - \left(\frac{K_t}{J} \varphi_{dr}^* (I_{qseq} + I_{qsn}) - \frac{p}{J} C_r - \frac{k_f}{J} \Omega \right) \quad (2.78)$$

Avec $K_t = p \frac{L_m}{L_r}$ pendant la phase de glissement et au régime permanent $S(\Omega) = 0$, donc $\dot{S}(\Omega) = 0, I_{qsn} = 0$, par conséquent l'expression de I_{qseq} est donnée comme suit :

$$I_{qseq} = \frac{J}{K_t \varphi_{dr}^*} \left(\dot{\Omega}^* + \frac{p}{J} C_r + \frac{k_f}{J} \Omega \right) \quad (2.79)$$

L'action de la commande discontinue I_{qsn} est définie durant la phase d'atteinte, et doit satisfaire la condition $\dot{S}S < 0$, en restituant (2.80) dans (2.78), on peut déduire :

$$\dot{S}(\Omega) = \frac{-K_t}{J} \varphi_{dr}^* I_{qsn} \quad (2.80)$$

Définition des surfaces de régulations des courants

La structure de la commande proposée, utilise deux surfaces, $S(I_{ds})$ et $S(I_{qs})$ pour réguler respectivement les courants I_{ds} et I_{qs} , elles sont définies comme suit :

Pour le courant I_{ds} :

$$S(I_{ds}) = I_{ds}^* - I_{ds} \quad (2.81)$$

Pour le courant I_{qs} :

$$S(I_{qs}) = I_{qs}^* - I_{qs} \quad (2.82)$$

Maintenant comme pour le régulateur de vitesse nous mettons en oeuvre la loi de commande qui force le système à se diriger vers la surface choisie en un temps fini, comme suit :

$$V_{ds}^* = V_{dseq} + V_{dsn} \quad (2.83)$$

$$V_{qs}^* = V_{qseq} + V_{qsn} \quad (2.84)$$

Où V_{dseq} et V_{qseq} sont les actions de la commande équivalente, définies d'après le même raisonnement du paragraphe précédent, et issues des relations de (2.62) et (2.63), de la manière suivante :

$$V_{dseq} = R_s I_{ds} + \sigma L_s (\dot{I}_{ds}^* - \omega_s I_{qs}) \quad (2.85)$$

$$V_{qseq} = R_s I_{qs} + \sigma L_s (\dot{I}_{qs}^* + \omega_s I_{ds}) + \frac{L_m}{L_r} \omega_s \varphi_r^* \quad (2.86)$$

V_{dsn} et V_{qsn} sont les actions de la commande discontinue, données après les calculs par :

$$\dot{S}(I_{ds}) = -\frac{1}{\sigma L_s} V_{dsn} \quad (2.87)$$

$$\dot{S}(I_{qs}) = -\frac{1}{\sigma L_s} V_{qsn} \quad (2.88)$$

V_{dsn} et V_{qsn} sont données par la forme de base qui est celle d'un relais représenté par la fonction sign figure 2.16 :

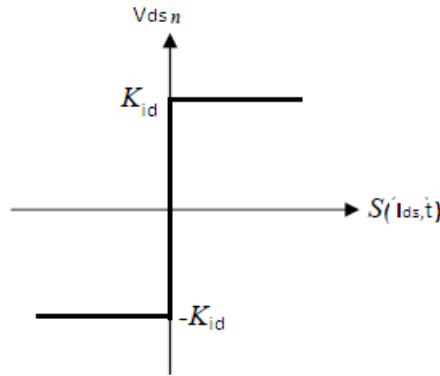


FIGURE 2.16: La fonction sign de V_{dsn}

$$V_{dsn} = K_{id} \text{sign}(S(I_{ds})) \quad (2.89)$$

$$V_{qsn} = K_{iq} \text{sign}(S(I_{qs})) \quad (2.90)$$

Ces derniers seront réglés de façon à assurer la stabilité et la rapidité des deux boucles de courant et de vitesse en plus de l'annulation de l'erreur statique. La synthèse est faite sur l'axe d et les résultats obtenus peuvent être étendus à l'axe q par simple changement d'indices.

2.6 Résultats de simulation

On va considérer le schéma de régulation de vitesse présenté à la figure 2.11, afin de tester la robustesse de régulateur PI classique et le régulateur par mode glissant vis-à-vis des perturbation. D'abord on applique un couple de charge égale à 10Nm à l'instant $t=0.6s$.

Nous allons analyser le comportement du système commandé par le régulateur PI classique puis par le régulateur par mode glissant.

Les simulations que nous présenterons dans ce paragraphe visent à évaluer l'évolution de la vitesse de moteur, le couple électromagnétique et les courants de phase statorique dans un environnement de performances d'écrit par la rapidité de la réponse, l'erreur statique et les oscillations sur la réponse.

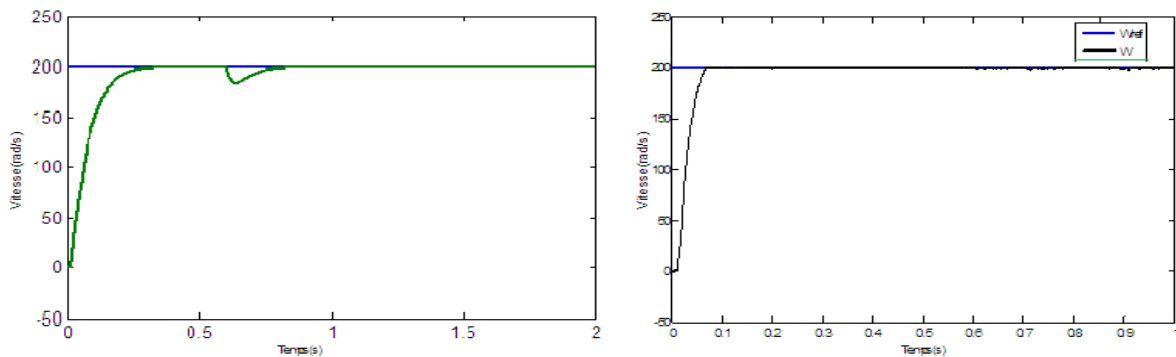


FIGURE 2.17: (a) : Vitesse du VE obtenu avec le régulateur PI, (b) : vitesse du VE obtenu avec le régulateur par mode glissant

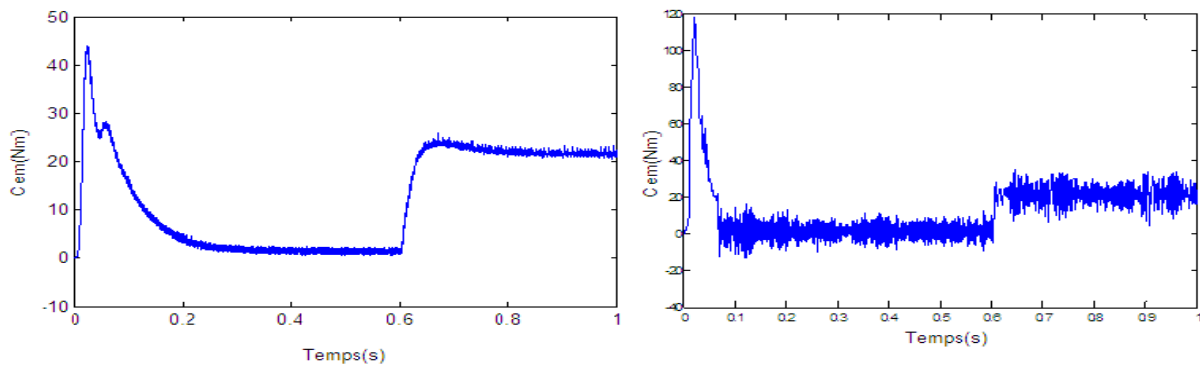


FIGURE 2.18: (a) : Couple électromagnétique obtenu avec le régulateur PI, (b) : couple électromagnétique obtenu avec le régulateur par mode glissant

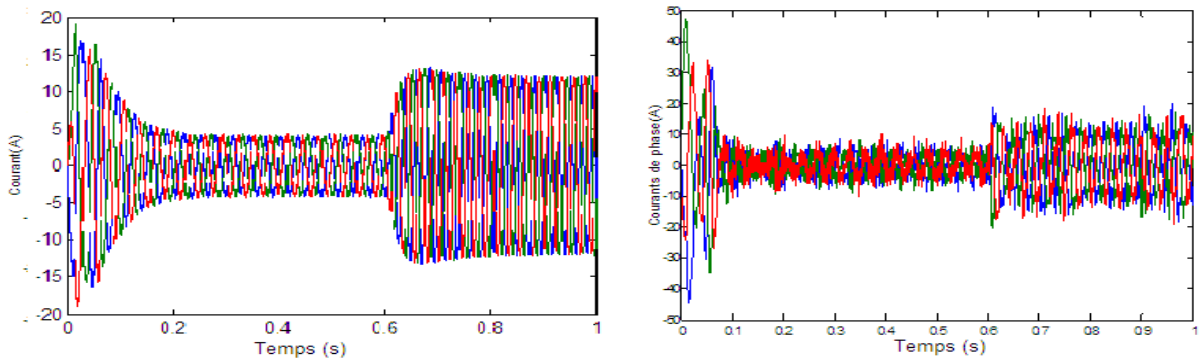


FIGURE 2.19: (a) : Courants de phases obtenu avec le régulateur PI, (b) : Courants de phases obtenu avec le régulateur par mode glissant

- Le choix des paramètres appropriés au régulateur classique (K_i, K_p) permet d'analyser le comportement de la chaîne de commande sans perturbation des paramètres liés au fonctionnement de la machine asynchrone. Les graphes présentés sur les figures (2.17(a) à 2.19(a)) correspondent aux profils de vitesse, couple électromagnétique, les courants statoriques obtenus avec le régulateur PI. Ces résultats graphiques permettent de relever les caractéristiques dynamiques relatives à la vitesse, le couple et les courants statoriques. On constate que la vitesse obtenue avec le régulateur PI s'établit à sa valeur nominale sans dépassement, à l'instant où l'on applique le couple de charge. La vitesse est réduite mais elle se rétablit à nouveau sans erreur statique. Par contre, on remarque l'apparition des pics dans le couple et dans les courants statoriques lors de l'application de couple de charge, qui rendent instable parfois le système à commander. Ceci s'explique physiquement par le fait que pour satisfaire la vitesse nécessaire au VE, on doit lui

appliquer un fort couple qui se traduit par des forts courants d'alimentation.

L'application de la loi de commande par mode glissant dans un même environnement de poursuite que précédemment permet d'obtenir les performances montrés sur les figures (2.17(b) à 2.19(b)) qui représentent respectivement les profils de vitesse, de couple électromagnétique et des courants statoriques. On constate après une période d'adaptation que les performances de la poursuite sont nettement améliorées comparativement à la commande avec le régulateur PI classique en raison que :

- La vitesse atteint et suit la valeur de référence sans dépassement.
- La dynamique de vitesse est plus rapide que celle réalisée avec le régulateur PI classique.
- Le couple électromagnétique et les courants statoriques marquent des pics lors de l'application de couple de charge.

D'après les résultats obtenus, on constate que le régulateur par mode glissant procure une très bonne réponse dynamique de vitesse et un bon rejet de perturbation par rapport au régulateur PI. On observe que le système commandé par les régulateurs par mode glissant est plus robuste vis-à-vis des perturbation ce qui montre la robustesse de la technique de commande par mode glissant.

2.7 Conclusion

Cette partie a été consacré à la modélisation et au contrôle classique du VE, en utilisant la commande vectorielle à flux rotorique orienté par le régulateur PI classique et la commande par mode glissant. Les résultats de simulations ont montré les possibilités potentielles de la commande par mode glissant. Nous constatons qu'elle rejette totalement la perturbation, et permet une bonne poursuite de consigne de la vitesse. Les avantages de cette technique se trouvent dans le fait qu'elle utilise toute la force de la commande pour conforter les effets extérieurs. Malheureusement elle sollicite très fortement l'organe de commande avec une haute fréquence qui risque d'endommager ce dernier. Ce problème a fait l'objet de recherches pour remédier au phénomène de glissement de manière à réduire les fortes sollicitations de l'organe fournisseur de commande. Dans le chapitre suivant, une autre approche du réglage sera évoquée, dont l'intérêt est qu'elle permet l'élimination du chattering et de réduire la complexité de la réalisation pratique.

Chapitre 3

Commande d'un VE par le Régulateur Neuro-Flou doté d'un Compensateur flou (NFC)

3.1 Introduction

Durant les dernières décennies, les efforts considérables ont été faits pour résoudre différents problèmes de commande des processus industriels. L'apparition des techniques d'intelligences artificielles telle que la LF, les algorithmes génétiques et les RNAs ont été utilisés dans le domaine de l'électronique de puissance et de la commande des machines électriques [37].

Les recherches dans le domaine des RNAs ont été motivées par la recherche des réponses à deux questions importantes : la manière avec laquelle le système nerveux biologique arrive à traiter l'information à travers quelques simples impulsions et comment exploiter les propriétés du cerveau humain sur les systèmes réels. L'objectif derrière ces recherches, était de simuler la structure d'un ensemble des neurones biologiques en s'inspirant du système nerveux pour créer un RNA. Dans ce sens, le premier pas était d'essayer de fournir un modèle mathématique approprié au neurone biologique. Le premier modèle a été proposé par les deux biologistes McCulloch et Pitts en 1943 [48].

Actuellement, les techniques de l'intelligence artificielle sont largement utilisées dans de nombreux domaines tels que la régulation des processus industriels, le traitement d'image, le diagnostic, la médecine, la technologie spatiale et les systèmes de gestion de données informatiques etc.

Parmi toutes les techniques intelligentes, le RNA semble avoir le maximum d'impact dans le domaine de l'électronique de puissance et dans la commande des machines électriques ce qui est évident par le nombre important de publications réalisées dans la littérature [37].

Cette démarche est menée afin de lever une contrainte en contrôle, relativement à la nécessité de disposer d'un modèle le plus fidèle possible, sachant que les erreurs de modélisation et les imperfections des modèles, contribuent à dégrader notablement les performances des lois de commandes conventionnelles pour aboutir à des solutions plus efficaces et plus robuste [56].

Une des solutions pour pallier ce problème consiste à introduire une technique intelligente nouvelle en combinant la logique floue avec les réseaux de neurones pour former un réseau de NF. Cette hybridation a permis la création des contrôleurs NF qui sont actuellement l'un des domaines de recherche les plus populaires. Les systèmes hybrides NFs [57], permettent de tirer les avantages de ces deux approches, le fait que les RNAs offrent une capacité d'apprentissage et de généralisation permettant une représentation efficace de la connaissance, et la LF permet de traduire l'expérience humaine en un ensemble de règles linguistiques et facilite le traitement des connaissances imprécises. Les systèmes hybrides NFs sont classés généralement en deux catégories : systèmes d'inférence neuro-flou (INF) et système d'inférence neuro-flou adaptative (ANFIS). La deuxième catégorie est la plus utilisée et elle est conçue pour combiner les capacités d'apprentissage des RNAs et les propriétés de raisonnement de la LF. La fonction principale du RNA dans ce type est d'apprendre davantage le comportement du système d'inférence flou et utilise cette connaissance pour modifier de manière adaptative ses paramètres [56] [53].

Afin d'améliorer les performances des contrôleurs NFs, deux nouvelles techniques intelligentes neuro-floues dotées d'un compensateur (NFC) sont proposées. La première est appelée inférence neuro-floue dotée d'un compensateur (INFC) permettant de réajuster l'ensemble de ses paramètres ainsi que la dynamique des règles floues à travers un compensateur flou et un algorithme de réajustement paramétrique, et la deuxième est appelée inférence neuro-floue adaptative dotée d'un compensateur (ANFISC). La capacité d'apprentissage des systèmes NFCs peut être améliorée par le choix d'un degré de compensation approprié. Le principe général de la commande NFC est d'assurer la robustesse et la stabilité, en augmentant la vitesse de convergence et d'améliorer les performances du système de commande [58]. Dans ce chapitre, nous considérons que le VE posent des problèmes difficiles à étudier pour sa commande.

Afin d'améliorer le comportement et la stabilité du véhicule dans différentes contraintes de la

route, nous nous proposons d'analyser ce que la méthode décrite précédemment peut apporter comme solution à la commande d'un VE.

3.2 Logique floue

La notion de la LF permet d'étendre la notion de la logique classique, associée aux variables booléens ne prenant que deux valeurs 0 et 1. Il est alors possible d'associer à des variables des coefficients d'appartenance décrites par des sous-ensembles flous prenant des valeurs dans l'intervalle $[0, 1]$ et quantifiant l'incertitude sur la variable. Le principe du réglage par la LF se rapproche de la démarche humaine dans le sens où les variables à traiter ne sont pas des variables logiques, mais des variables linguistiques, comme par exemple aller beaucoup plus vite, freiner à fond, etc. En outre, ces variables linguistiques sont traitées à l'aide de règles qui font référence à une certaine connaissance du comportement du système à régler. En effet, sur la base de ce principe, les systèmes flous et l'ensemble des règles qui leurs sont rattachées forment une classe de fonctions non linéaires, qui permet de construire par apprentissage une très large classes de modèles et de correcteurs [48] [49]. Partant de ces idées fondamentales, on peut dire que la LF est une logique fondée sur des variables pouvant prendre, outre les valeurs "vrai" ou "faux" des valeurs intermédiaires avec une certaine probabilité, en faisant intervenir les principes de la logique floue.

3.2.1 Principe de la logique floue

La LF n'est autre que l'extension de la logique binaire, à l'aide d'une série de notions fondamentales développées qui ont permis de justifier et de montrer certaines notions de base. Les éléments indispensables à la compréhension du réglage par la LF sont [54] :

- Les règles d'inférence ;
- Les opérateurs flous ;
- Les variables floues.

Règles d'inférence

Les règles d'inférence constituent un système de règles floues permettant de décrire, sous forme de règles linguistiques, une fonction de transfert entre les variables d'entrée et celles de sortie d'un système donné. Les valeurs de ces variables sont exprimées au moyen de termes

linguistiques associés à des ensembles flous [56]. Ces règles se présentent sous la forme :

si condition 1 et/ou condition 2 (et/ou ...) alors action sur les sorties ou

si condition 3 et/ou condition 4 (et/ou ...) alors action sur les sorties ou

⋮

si condition n et/ou condition $n + 1$ (et/ou ...) alors action sur les sorties.

Variabes linguistiques

La description d'une certaine situation imprécise peut contenir des expressions floues comme par exemple : "très grand", "moyen" et "petit". Ces expressions forment les valeurs d'une variable x , appelée variable linguistique, soumise à des fonctions appelées fonctions d'appartenance [51]. On représente les variables linguistiques par leurs fonctions d'appartenance, de telle manière qu'à chaque variable floue x et un sous-ensemble flou A est associé une fonction d'appartenance $\mu_A(x)$ qui désigne le degré d'appartenance de x à A . La fonction d'appartenance peut être représentée par plusieurs formes : triangulaire, trapézoïdale, sigmoïdale et gaussienne, illustrées par la figure 3.1. On peut définir d'autres formes de fonctions d'appartenance, mais dans le réglage par logique floue, les formes déjà citées sont largement suffisantes pour délimiter les ensembles flous.

Fonction triangulaire :

Elle est définie par trois paramètres a, b, c , qui déterminent les coordonnées des trois sommets.

La figure 3.1(a) représente la fonction triangulaire [54] [55].

$$\mu(x) = \max \left[\min \left(\frac{(x-a)}{(b-a)}, \frac{(c-x)}{(c-b)} \right), 0 \right]$$

Fonction trapézoïdale :

Elle est définie par quatre paramètres a, b, c, d , qui déterminent les coordonnées des quatre sommets. La figure 3.1(b) représente la fonction trapézoïdale.

$$\mu(x) = \max \left[\min \left(\frac{(x-a)}{(b-a)}, 1, \frac{(d-x)}{(d-c)} \right), 0 \right] \quad (3.2)$$

Fonction gaussienne : elle définie par deux paramètres σ, m , la figure 3.1(c) représente la fonction gaussienne.

$$\mu(x) = \exp \left(-\frac{(x-m)^2}{(2\sigma^2)} \right) \quad (3.3)$$

Fonction sigmoïde :

Elle est définie par deux paramètres a, c , la figure 3.1(d) représente la fonction sigmoïde.

$$\mu(x) = \frac{1}{(1 + \exp(-a(x - c)))} \quad (3.4)$$

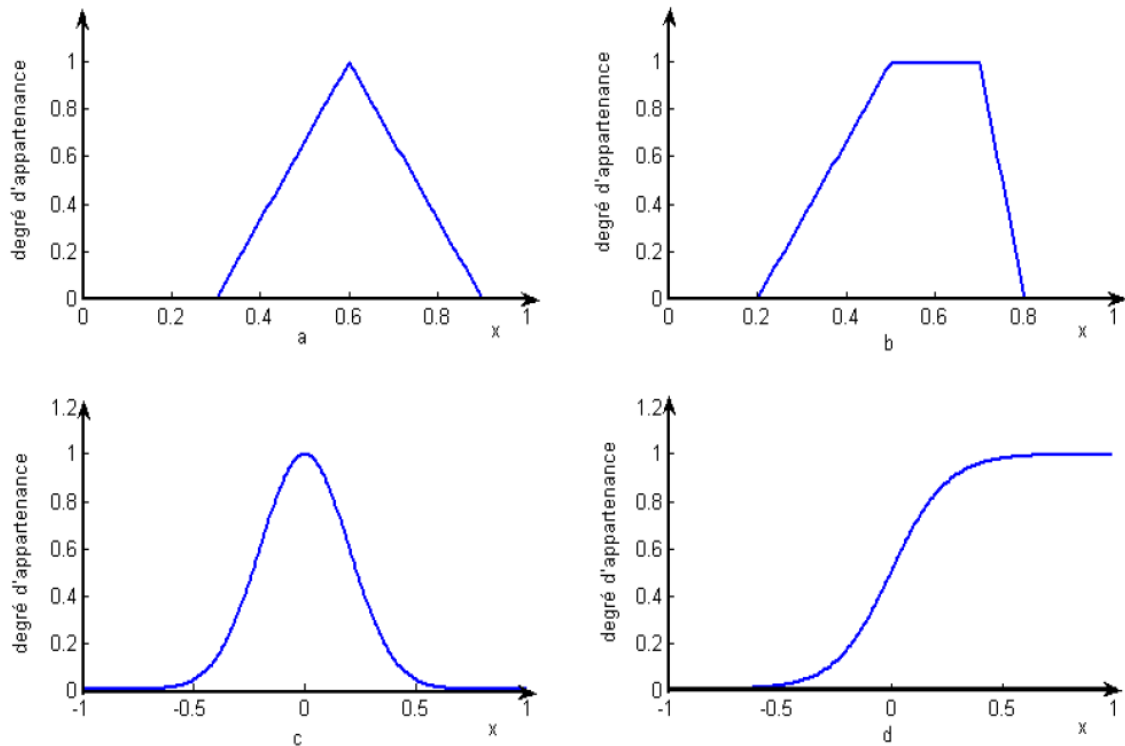


FIGURE 3.1: Formes des fonctions d'appartenance usuelles.

Opérateurs flous

La description d'une situation où il y a plus qu'une variable qui intervient, nécessite l'utilisation des opérateurs logiques tel que : "ET", "OU" et "NON" qui dans la théorie de la logique floue peuvent être interprétés par les opérations respectivement : "Minimum", "maximum" et "Complément à un". L'analogie d'utilisation de ces opérateurs dans les deux logiques classique et floue est donnée sur le Tableau 3.1 [48].

3.2.2 Notion de sous-ensemble flou

Dans la théorie classique des ensembles, un sous-ensemble A de B est défini par une fonction d'appartenance $\mu_A(x)$, qui caractérise tout élément x appartenant à B. Cette fonction prend la

| | Logique classique | Logique floue |
|---------------------|-------------------|---|
| $C=A \text{ ET } B$ | $C=A \cap B$ | $\mu_c(x) = \text{Min}(\mu_A(x), \mu_B(x))$ |
| $C=A \text{ OU } B$ | $C=A \cup B$ | $\mu_c(x) = \text{Max}(\mu_A(x), \mu_B(x))$ |
| $C= \text{NON } A$ | $C=\bar{A}$ | $\mu_c(x) = 1 - \mu_A(x)$ |

TABLE 3.1: Signification des opérateurs dans les deux logiques classique et floue.

valeur 1 si x appartient à A et la valeur 0 dans le cas contraire [56] :

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in A \\ 0 & \text{si } x \notin A \end{cases} \quad (3.5)$$

En LF, un sous-ensemble flou A de B est définie par une fonction d'appartenance $\mu_A(x)$ pouvant prendre différentes valeurs comprise entre 0 et 1, selon le degré d'appartenance de l'élément x au sous-ensemble A .

$$\mu_A(x) \in [0 \ 1] \quad (3.6)$$

Degré d'appartenance

On peut définir le degré d'appartenance de la variable vitesse à l'ensemble faible comme le degré de vérité de la proposition "la vitesse est faible". En logique booléenne, le degré d'appartenance (μ) ne peut prendre que deux valeurs (0 ou 1). La vitesse peut être :

$$\text{Faible} : \mu_{faible}(v) = 1, \mu_{moyenne}(v) = 0, \mu_{élevée}(v) = 0$$

$$\text{Moyenne} : \mu_{faible}(v) = 0, \mu_{moyenne}(v) = 1, \mu_{élevée}(v) = 0$$

$$\text{élevée} : \mu_{faible}(v) = 0, \mu_{moyenne}(v) = 0, \mu_{élevée}(v) = 1$$

Elle ne peut pas prendre deux quantificatifs à la fois.

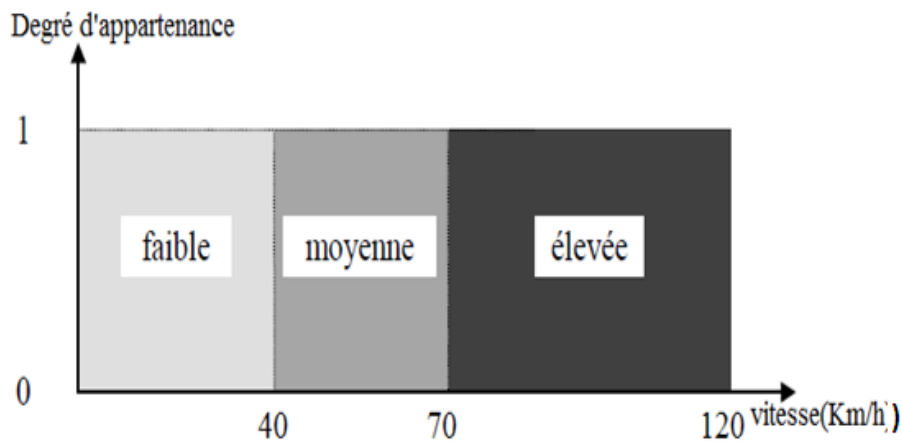


FIGURE 3.2: Exemple d'ensemble considéré en logique booléenne

En LF, le degré d'appartenance devient une fonction qui peut prendre une valeur réelle comprise entre 0 et 1 inclus. $\mu_{moyenne}(v)$. Par exemple, il permet de quantifier le fait que la vitesse puisse être considérée comme moyenne [54]. Dans ce cas, la vitesse peut être considérée, à la fois, comme faible avec un degré d'appartenance de 0.2 et comme moyenne avec un degré d'appartenance de 0.8, comme le montre la figure 3.3. $\mu_{faible}(v) = 0.2$, $\mu_{moyenne}(v) = 0.8$, $\mu_{élevée}(v) = 0$

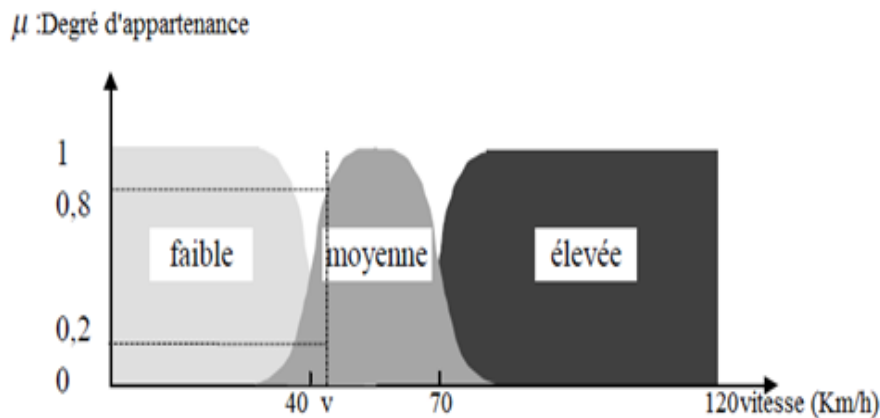


FIGURE 3.3: Exemple d'ensemble considéré en logique floue

3.3 Commande par logique floue

La commande par la logique floue est de grande actualité aujourd'hui, puisqu'elle a le même but qu'une commande classique. En effet, cette méthode permet d'obtenir une loi de réglage souvent très efficace sans devoir faire des modélisations approfondies[39]. Par opposition à un

régulateur classique, le régulateur flou ne traite pas une relation mathématique bien définie (algorithme de réglage), mais utilise des inférences avec plusieurs règles, en se basant sur des variables linguistiques. Dans ce qui suit, nous allons présenter les bases générales de la commande par logique floue et la procédure générale de la conception d'un régulateur neuro-flou (NF) utilisé dans la stratégie de la commande vectorielle à flux rotorique orienté (FOC) (chapitre 4) [57].

3.3.1 Principes généraux d'une commande par logique floue

La figure 3.4, montre la configuration de base d'un réglage par logique floue, qui comporte quatre blocs principaux, à savoir : base de connaissance (règles et paramètres des fonctions d'appartenances) ; Bloc de décision, Fuzzification, Defuzzification [55]. La base de connaissance est composée d'une base des données et d'une base de règles. La base des données contient des faits de la forme : x est A pour les variables linguistiques d'entrée et de sortie du contrôleur flou. Quant, à la base des règles, elle contient des propositions de la forme [54] :

$$\text{Si } x_1 \text{ est } A_1 \text{ et } x_2 \text{ est } A_2 \text{ Alors } y \text{ est } B \quad (3.7)$$

Elle caractérise la stratégie de commande émise par l'expert sous forme de règles linguistiques. Le système d'inférence est capable de raisonner à partir des informations contenues dans la base de connaissance et de faire des déductions. Si B est une valeur linguistique, le contrôleur est dit de type Mamdani. Si B est une valeur numérique ou une équation mathématique, alors le contrôleur est dit de type Takagi-Sugeno. Un contrôleur flou donné en figure 3.4 passe généralement par les étapes suivantes :

- Choix de la stratégie de fuzzification.
- Établissement de la base de règles.
- Choix de la méthode d'inférence.
- Choix de la stratégie de defuzzification.

La description de chacune de ces étapes est donnée ci-dessous :

Fuzzification

Les variables d'entrée et de sortie choisies pour modéliser ou commander un système sont des grandeurs numériques. L'étape de fuzzification consiste à transformer ces grandeurs réelles en variables linguistiques en vue d'un traitement d'inférence. Ainsi, à chaque variable d'entrée et de

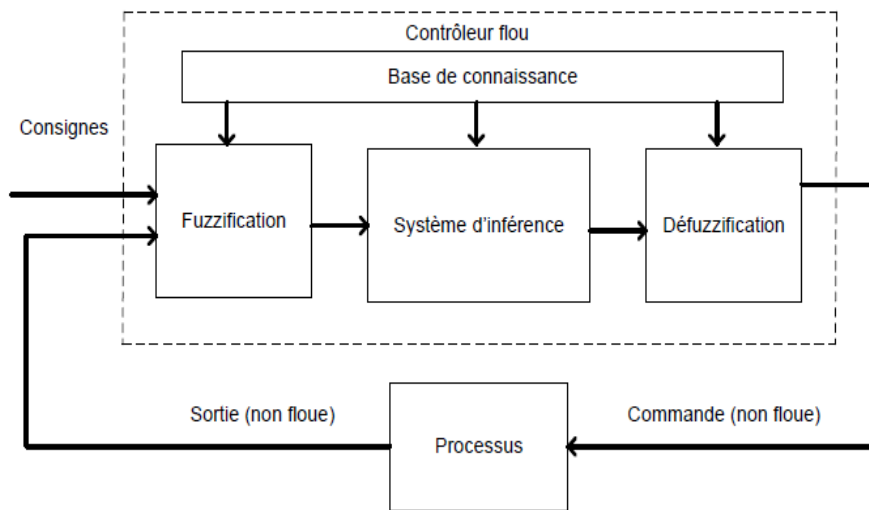


FIGURE 3.4: Schéma synoptique d'un contrôleur flou

sortie, on lui associe des ensembles caractérisant les termes linguistiques pris par ces variables. Ces termes seront utilisés pour écrire les règles d'inférence [56].

Le choix des formes des fonctions d'appartenance est arbitraire. Des études comparatives ont montré qu'avec les différentes formes des fonctions d'appartenance, les résultats sont pratiquement similaires en boucle fermée. La forme la plus fréquemment utilisée en commande floue est la forme triangulaire. Le nombre de fonctions d'appartenance est généralement impair et se répartissent autour de zéro. En général, on introduit pour une variable linguistique trois, cinq ou sept ensembles flous. Le choix du nombre dépend de la précision souhaitée. Nous avons opté pour des fonctions triangulaires et trapézoïdales pour les variables d'entrées données à la figure 3.5. Elles permettent une implémentation facile et l'étape de fuzzification ne requiert alors que peu de temps de calcul lors de son évaluation en temps réel.

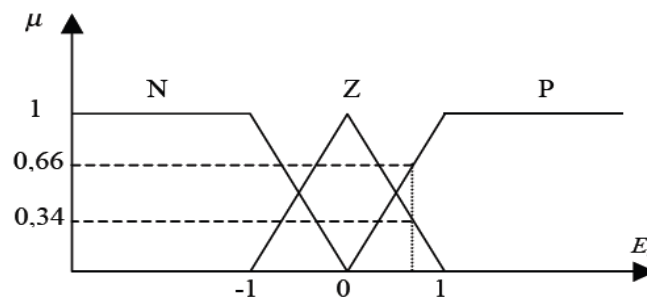


FIGURE 3.5: Fuzzification de l'erreur

$$\begin{aligned}\mu_P(E_n) &= E_n = 0.66 \\ \mu_Z(E_n) &= 1 - \mu_P(E_n) = 0.34 \\ \mu_N(E_n) &= 0\end{aligned}$$

La base de règles

Une base de règles floues est une collection de règles qui permet de lier les variables floues d'entrée et de sortie. La description de la commande se fait par l'intermédiaire de ces règles qui ont la forme suivante [55] :

Si x_1 est A_1 et x_2 est A_2 Alors y est B

où x_1 , x_2 et y : sont les grandeurs physiques caractéristiques du système.

A_1 , A_2 et B : sont les termes linguistiques.

Le "ET" de conjonction est réalisé en effectuant le minimum entre les degrés de vérité des propositions floues x_1 est A_1 et x_2 est A_2 .

Méthode d'inférence floue

Elle permet de calculer l'ensemble flou associé à la commande et se fait par les opérations d'inférence floue et l'agrégation des règles. L'inférence floue repose sur l'utilisation d'un opérateur d'implication flou pour chaque règle à analyser. Cet opérateur quantifie la force de liaison entre la prémisse et la conclusion de la règle [38] [39]. Soit la règle suivante :

Si x_0 est A Alors y est B

l'inférence peut être exprimée mathématiquement par l'expression suivante :

$$\mu_B'(y) = I(\mu_A(x_0), \mu_B(y)) \quad (3.8)$$

Où I désigne l'opérateur d'inférence.

Il existe plusieurs méthodes pour réaliser ces opérateurs dans une inférence et qui s'appliquent aux fonctions d'appartenance. Pourtant, on utilise souvent les inférences floues définies par Mamdani et Sugeno.

Défuzzification

Le traitement des règles d'inférence fournit une valeur floue. L'étape de défuzzification consiste à transformer l'ensemble flou résultant de l'agrégation des règles en une grandeur de commande

précise à appliquer au processus [52]. Dans la littérature, il existe plusieurs stratégies pour réaliser cette opération telle que la moyenne des maxima, le centre des aires, le centre des maxima. La méthode de défuzzification par le centre de gravité est la méthode la plus utilisée en commande floue du fait qu'elle fournit intuitivement la valeur la plus représentative de l'ensemble flou issu de l'agrégation des règles. Elle consiste à calculer le centre de gravité de la surface formée par la fonction d'appartenance résultante [54].

3.4 Réseaux de neurones artificiels

L'origine des RNAs vient de l'essai de modélisation mathématique du cerveau humain. Les premiers travaux datent de 1943 et sont l'oeuvre de Mac Culloch et Pitts. Ils supposent que l'impulsion nerveuse est le résultat d'un calcul simple effectué par chaque neurone et que la pensée née grâce à l'effet collectif d'un réseau de neurones interconnectés comme le montre la figure 3.7. Ils ont connu des débuts prometteurs vers la fin des années 50, mais le manque d'approfondissement de la théorie a gelé ces travaux jusqu'aux années 80. Les RNAs constituent une famille de fonctions non linéaires paramétrées, utilisées dans de nombreux domaines (physique, chimie, biologie, finance, etc), notamment pour la modélisation de processus et la synthèse de lois de commande, leur application dans le domaine de l'électronique de puissance est assez récente [37]. Les RNAs forment une famille de fonctions non linéaires, permettant de construire, par apprentissage, une très large classe de modèles et de contrôleurs. Un RNA est un système d'opérateurs non linéaires interconnectés, recevant des signaux de l'extérieur par ses entrées, et délivrant des signaux de sortie, qui sont en fait les activités de certains neurones.

Un RNA peut être considéré comme un modèle mathématique de traitement réparti, composé de plusieurs éléments de calcul non linéaire (neurones), opérant en parallèle et connectés entre eux par des poids. Les RNAs sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit [56]. Ces derniers sont les plus utilisés dans le domaine de la modélisation et de la commande des procédés. Ils sont constitués d'un nombre fini de neurones qui sont arrangés sous forme de couches. Les neurones de deux couches adjacentes sont inter-connectés par des poids. L'information dans le réseau se propage d'une couche à l'autre. Nous distinguons trois types de couches :

Couche d'entrée : les neurones de cette couche reçoivent les valeurs d'entrée du réseau et les

transmettent aux neurones cachés. Chaque neurone reçoit une valeur. Il ne fait pas donc de sommation.

Couches cachées : chaque neurone de cette couche reçoit l'information de plusieurs couches précédentes, effectue la sommation pondérée par les poids, puis la transforme selon sa fonction d'activation qui est en général, une fonction sigmoïde. Par la suite, il envoie cette réponse aux neurones de la couche suivante.

Couche de sortie : elle joue le même rôle que les couches cachées. La seule différence entre ces deux types de couches est que la sortie des neurones de la couche de sortie n'est liée à aucun autre neurone [27].

3.4.1 Notion de neurone biologique

Le cerveau humain comporte des milliards de cellules interconnectées appelées neurones. Il est généralement, admis que les neurones biologiques représentent les éléments de base pour le traitement des informations au niveau du cerveau. Lorsque le cerveau est soumis à certains stimuli. Les signaux transmis aux cellules nerveuses sont traités pour aboutir à une réponse de cerveau qui se traduit par un comportement observable [54].

Le neurone est une cellule composée d'un corps cellulaire et d'un noyau. Le corps cellulaire se ramifie pour former ce que l'on nomme les dendrites. C'est par les dendrites que l'information est acheminée de l'extérieur vers le soma, corps du neurone [34]. L'information traitée par le neurone chemine ensuite le long de l'axone pour être transmise aux autres neurones. La transmission entre deux neurones n'est pas directe. En fait, il existe un espace intercellulaire entre l'axone du neurone et les dendrites du neurone. La jonction entre deux neurones est appelée la synapse [55]. Durant sa durée de vie, le cerveau humain étend sa mémoire et améliore son traitement d'information en réorganisant, continuellement, automatiquement et en temps réel, ses connexions. Ce phénomène s'appelle apprentissage autonome et le traitement parallèle d'information représente les propriétés essentielles de cerveau. La figure 3.6 illustre le schéma synoptique du neurone biologique [28]. Chaque neurone reçoit un ensemble de potentiels excitateurs, par l'intermédiaire des synapses qui le relie aux autres neurones, les dendrites calculent une somme pondérée de leurs entrées, selon le niveau d'activation obtenu, le noyau génère ou non un potentiel d'action qui se propage le long de l'axone. Ainsi, ce modèle biologique simple sert de base au modèle mathématique du neurone formel.

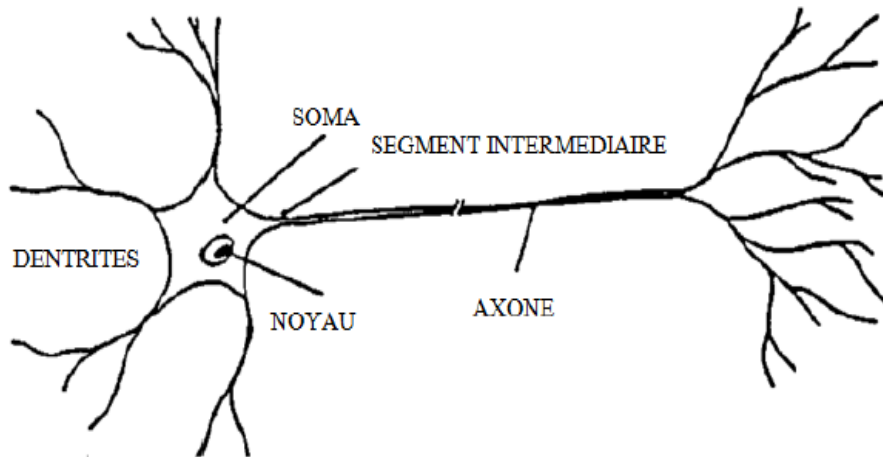


FIGURE 3.6: Neurone biologique

3.4.2 Neurone formel

Le neurone formel est un modèle mathématique simplifié du neurone biologique, il présente un certain nombre d'entrées, les dendrites, un corps traitant les entrées suivant la méthode du tout ou rien, et un axone véhiculant la réponse du neurone [55]. La première modélisation d'un neurone découle des résultats des travaux significatifs de Mac Culloch et Pitts (1943). La figure 3.7 représente un modèle de base d'un neurone formel. Les entrées du neurone sont désignées



FIGURE 3.7: Modèle de base d'un neurone formel

par $x_i (i = 0, 2, \dots, n)$. Les paramètres W_i reliant les entrées aux neurones sont appelés poids synaptiques ou tout simplement poids. La sortie du neurone est donnée par [57] :

$$y = f(x) \tag{3.9}$$

avec

$$x = \sum_{i=0}^n W_i x_i \quad (3.10)$$

Où

x : est l'état d'activation du neurone.

f : fonction d'activation.

y : sortie du neurone.

Conformément au modèle biologique, les fonctions d'activation sont généralement croissantes et bornées. Les fonctions d'activation les plus utilisées sont :

a) tout ou rien ; b) fonction signe ; c) plus ou moins à seuil ; d) fonction affine ; e) saturation ; f) sigmoïde ; g) fonction arc tangente ; h) fonction gaussienne [53].

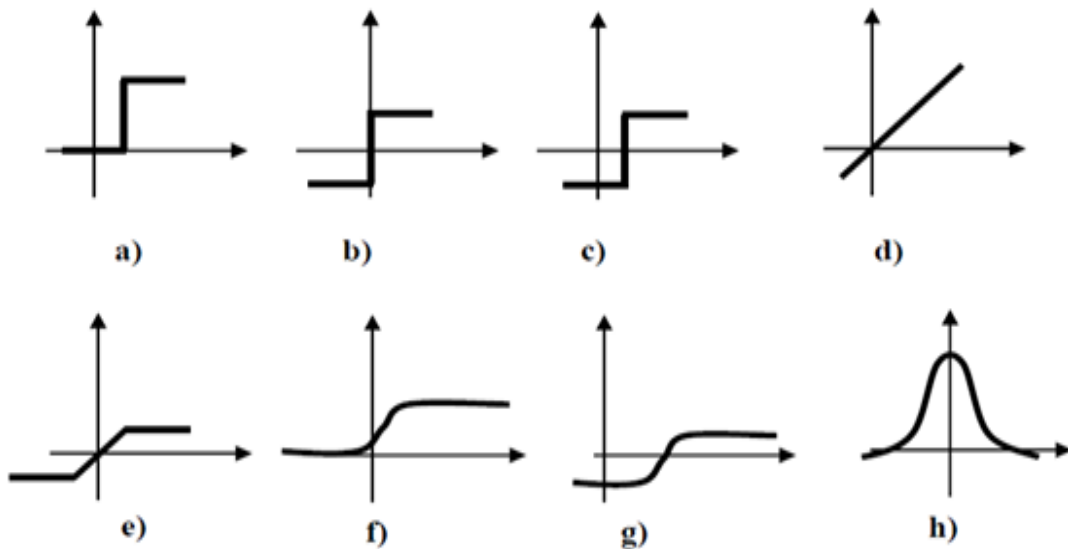


FIGURE 3.8: Fonctions d'activation les plus utilisées

3.4.3 Fonctionnement de base des réseaux de neurones formels

Un RNA est un ensemble de neurones formels (d'unités de calcul simples, de noeuds processeurs) associés en couches (ou sous-groupes) et fonctionnant en parallèle. Dans un réseau, chaque sous-groupe fait un traitement indépendant des autres et transmet le résultat de son analyse au sous-groupe suivant [55]. L'information donnée au réseau va donc se propager couche par couche, de la couche d'entrée à la couche de sortie, en passant soit par aucune, une ou plusieurs couches intermédiaires (dites couches cachées). Il est à noter qu'en fonction de l'algorithme

d'apprentissage, il est aussi possible d'avoir une propagation de l'information à reculons ("back propagation"). Habituellement (excepté pour les couches d'entrée et de sortie), chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante [38] [39]. Les RNAs ont la capacité de stocker de la connaissance empirique et de la rendre disponible à l'usage, ce qui leur donne des habiletés de traitement (et donc la connaissance) représentées par des poids synaptiques, obtenus par des processus d'adaptation ou d'apprentissage. En effet, les RNAs ressemblent donc au cerveau car non seulement, la connaissance est acquise par le biais d'un apprentissage mais de plus, cette connaissance est stockée dans les connexions entre les entités adaptées aux poids synaptiques.

3.4.4 Architecture des réseaux de neurones artificiels (RNAs)

Il existe une panoplie impressionnante d'architectures de réseaux de neurones. Lorsque les neurones sont branchés entre eux d'une façon complète, la difficulté principale devient alors de trouver un algorithme efficace à son apprentissage [56]. Les architectures les plus utilisées sont : architecture multicouches et architecture de Kohonen.

Architecture Multi-Couches

Dans ce type d'architecture, aussi, on distingue deux familles de réseaux : les réseaux bouclés et les réseaux non bouclés [57].

Réseaux de neurones non bouclés :

Ce type de réseau se caractérise par la présence d'une ou plusieurs couches cachées dont les couches de calcul correspondant s'appellent neurones cachés. Les couches cachées s'interposent entre l'entrée du réseau et sa sortie [54]. Leur rôle est d'effectuer un prétraitement des signaux d'entrée, reçus par la couche d'entrée en provenance du milieu extérieur, et de transmettre les résultats correspondants à la couche de sortie où seront déterminées les réponses finales de réseau [51]. La figure 3.9 montre de façon schématique comment sont ordonnées les couches du réseau.

Réseaux de neurones bouclés

Tout réseau de neurones bouclé, aussi complexe soit-il peut être mis sous une forme canonique, comportant un réseau de neurones non bouclé dont certaines sorties sont ramenées aux entrées par des bouclages de retard unité [57], voir la figure 3.10.

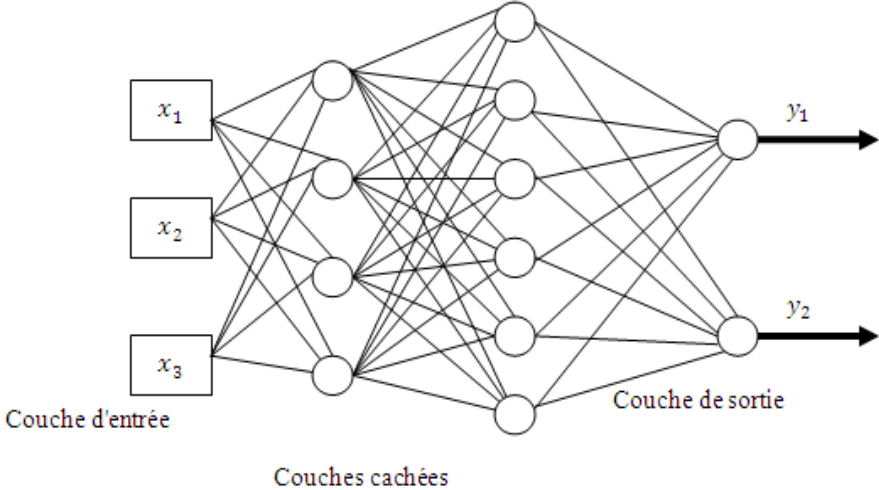


FIGURE 3.9: Réseaux de neurones non bouclés

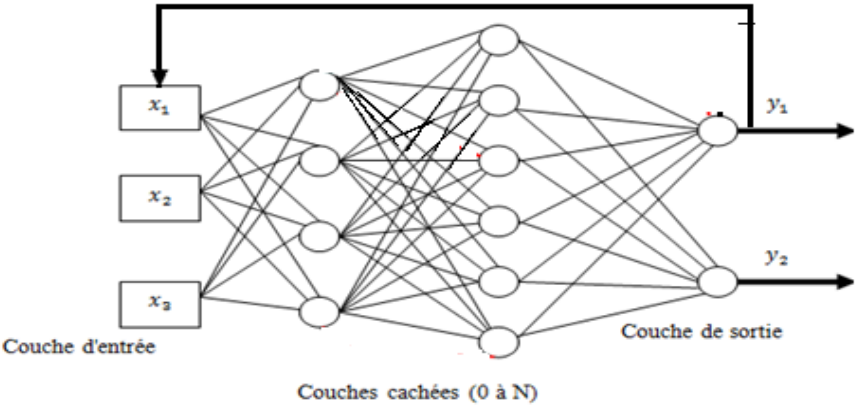


FIGURE 3.10: Réseau de neurone bouclé

Architecture Mono-Couche

Ce type de réseau possède une couche d'entrée recevant les stimuli à traiter par l'intermédiaire des noeuds sources. Cette couche se projette en une couche de sortie composée de neurones (noeuds de calcul) transmittant les résultats du traitement au milieu extérieur. La figure 3.11 présente un réseau proactif mono-couche a 4 noeuds d'entrées et 3 noeuds de sortie[48].

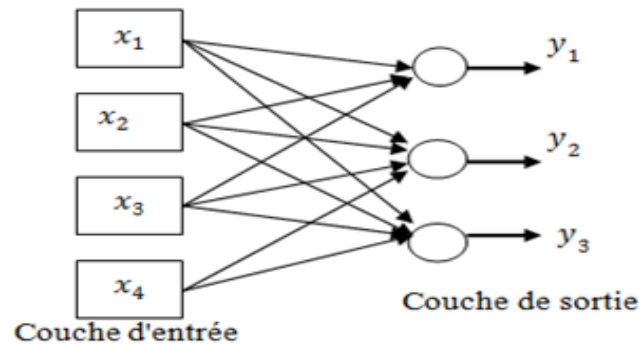


FIGURE 3.11: Réseaux non boucles Mono-Couche

3.4.5 Modèles des réseaux de neurones

Modèle de Hopfield

Le modèle de Hopfield fut présenté en 1982. Ce modèle très simple est basé sur le principe des mémoires associatives. C'est d'ailleurs la raison pour laquelle ce type de réseau est dit associatif (par analogie avec le pointeur qui permet de récupérer le contenu d'une case mémoire)[50]. Le modèle de Hopfield utilise l'architecture des réseaux entièrement connectés et récurrents (dont les connexions sont non orientées et où chaque neurone n'agit pas sur lui-même). Les sorties sont en fonction des entrées et du dernier état pris par le réseau.

Modèle de Kohonen

Ce modèle (figure 3.12) a été présenté par Kohonen en 1982, en se basant sur des constatations biologiques. Il a pour objectif de présenter des données complexes et appartenant généralement à un espace discret de grandes dimensions dont la topologie est limitée à une ou deux dimensions. Ce sont des réseaux à apprentissage non supervisé qui établissent une carte discrète, ordonnée topologiquement, en fonction des entrées. Le réseau forme ainsi une sorte de treillis dont chaque

noeud est un neurone associé à un vecteur de poids [61]. La correspondance entre chaque vecteur de poids est calculée pour chaque entrée. Par la suite, le vecteur de poids ayant la meilleure corrélation, ainsi que certains de ses voisins, vont être modifiés afin d'augmenter encore cette corrélation.

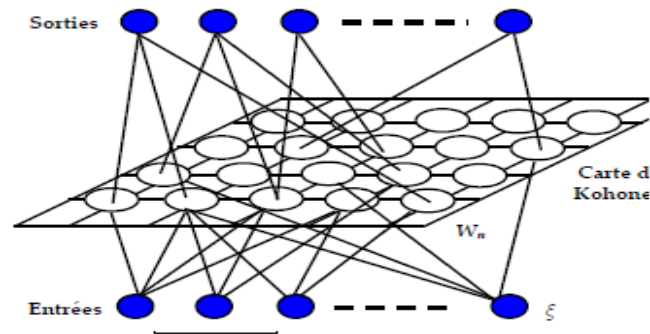


FIGURE 3.12: Architecture du modèle de Kohonen

Modèle perceptron

Le mécanisme perceptron fut inventé par le psychologue FRANK Rosenblat à la fin des années 50. Il représentait sa tentative d'illustrer certaines propriétés fondamentales des systèmes intelligents en général [48]. Le réseau dans ce modèle est formé de trois couches : Une couche d'entrée (la rétine), fournissant des données à une couche intermédiaire, chargée des calculs, cela en fournissant la somme des impulsions qui lui viennent des cellules auxquelles elle est connectée, et elle répond généralement suivant une loi définie avec un seuil, elle-même connectée à la couche de sortie (couche de décision), représentant les exemples à mémoriser [56]. Seule cette dernière couche renvoie des signaux à la couche intermédiaire, jusqu'à ce que leurs connexions se stabilisent. La figure 3.13 représente modèle perceptron.

Modèle Adaline

Le modèle d'Adeline (Adaptatif Linear Neurone) de Widrow et Hoff est un réseau à trois couches [34] : une d'entrée, une couche cachée et une couche de sortie. Ce modèle est similaire au modèle de perceptron, seule la fonction d'activation change, mais reste toujours linéaire [53] :

$$f(x) = x \quad (3.11)$$

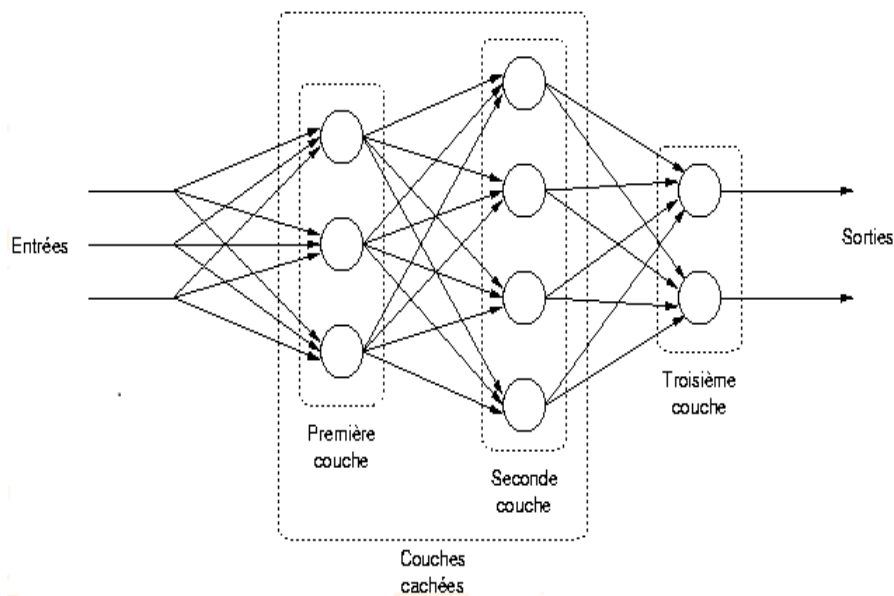


FIGURE 3.13: Architecture du modèle de perceptron

3.4.6 Type d'apprentissage

L'apprentissage est une étape très importante du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié itérativement jusqu'à l'obtention du comportement désiré, et ce par l'ajustement des poids des neurones à une source d'information bien définie. Ainsi, dans la plupart des architectures, l'apprentissage se traduit par un changement dans la valeur des poids qui relient les neurones d'une couche à l'autre. Par conséquent, $W_{i,j}(t+1) = W_{i,j}(t) + \Delta W_{i,j}(t)$ avec $W_{i,j}(t+1)$ et $W_{i,j}(t)$ représentant respectivement les nouvelles et anciennes valeurs du poids affectées au changement de poids $\Delta W_{i,j}(t)$ [57]. Il existe plusieurs règles d'apprentissage qui peuvent être regroupées en trois catégories : les règles d'apprentissage supervisé, non supervisé et auto-supervisé. Mais l'objectif de l'apprentissage reste le même : soit la classification, l'approximation de fonction ou encore la prévision.

L'apprentissage supervisé

C'est l'apprentissage le plus couramment utilisé et il est très bien maîtrisé. Son inconvénient est que l'agent n'est pas immédiatement autonome, puisqu'il a besoin d'un superviseur qui, dans un premier temps, lui indique la marche à suivre dans des situations qu'il pourra rencontrer [55]. Si la base d'apprentissage est complète, l'agent saura réagir aux situations auxquelles il sera confronté. Cependant les situations doivent présenter une certaine constance : si l'agent

est confronté à une situation entièrement nouvelle, il sera incapable de s'y adapter car aucun exemple donné par le superviseur n'y correspondra [56].

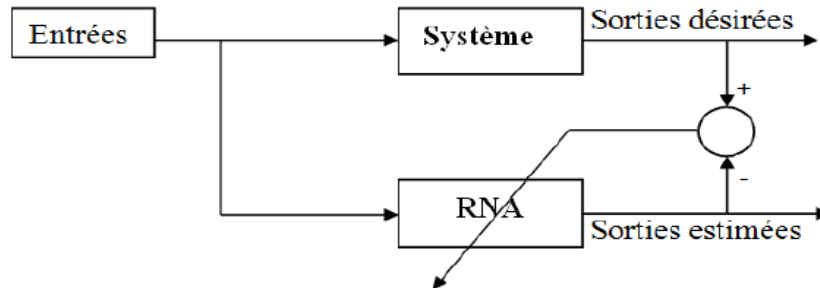


FIGURE 3.14: Apprentissage supervisé

L'apprentissage non supervisé

Contrairement à l'apprentissage supervisé, on ne fournit ici qu'une base d'entrées, et c'est le système qui doit déterminer ses sorties en fonction des similarités détectées entre les différentes entrées (règle d'auto organisation).

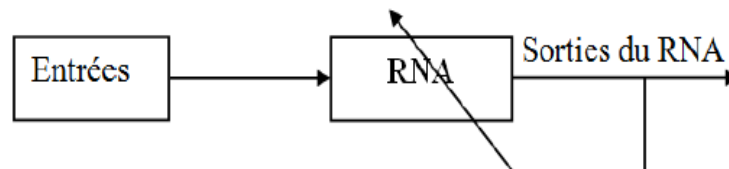


FIGURE 3.15: Apprentissage non supervisé

Apprentissage par renforcement :

Sous la forme décrite, l'apprentissage supervisé présente une forte contrainte opératoire : L'intervention d'un expert qui fournit précisément les réponses désirées. Une forme d'apprentissage moins contraignante consiste à instruire ou entraîner le réseau par tâtonnement en procédant par essais et erreurs. Le réseau est alors stimulé par l'environnement et ses réponses sont sanctionnées ou récompensées afin de l'inciter à adopter le bon comportement [55].

Retro-propagation du gradient de l'erreur :

Les réseaux multi-couches, avec apprentissage supervisé par rétro propagation, sont utilisés pour imiter le comportement d'un élément existant déjà, du circuit de commande, dans le but d'améliorer ce circuit des points de vue rapidité et simplicité. L'algorithme de retro-propagation du gradient de l'erreur a été créé en généralisant les règles d'apprentissage de WidrowHoff, aux réseaux multicouches à fonction de transfert non linéaire. La retro-propagation du gradient de l'erreur est utilisée pour ajuster les poids et les biais du réseau afin de minimiser l'erreur quadratique entre la sortie de réseau et la sortie réelle [57].

Soit une réponse spécifique désirée D_p à chaque vecteur d'entrée X_p . La mise à jours des coefficients synaptiques W s'effectuent progressivement jusqu'à ce que l'erreur entre les sorties du réseau et les résultats désirés soit minimisée. Pour ce faire considérons le problème de minimisation de la fonction coût définie pour n exemples $(X_p; D_p)$ et Y_p la sortie du réseau, par l'erreur qui peut être quadratique de la forme [56] :

$$E(W) = \sum_p (Y_p - D_p)^2 \quad (3.12)$$

L'apprentissage revient à déterminer $W = ArgMin(E)$.

En général, on utilise des méthodes de gradient partiel, total ou stochastique [56] :

$$W(t+1) = W(t) - \lambda \bullet grad_W(E) \quad (3.13)$$

Gradient partiel :

$$W(t+1) = w(t) + \lambda(D_p - f(WX_p))f'(WX_p)X_p \quad (3.14)$$

Gradient total :

$$W(t+1) = W(t) - \lambda \bullet grad_W(E(t)) \quad (3.15)$$

Gradient stochastique :

$$w(t \neq 1) = W(t) - \lambda \bullet grad_W(E_p(t)) \quad (3.16)$$

Où

$E_p = (Y_p - D_p)^2$, erreur calculée sur un seul exemple que l'on tire au hasard à chaque t.

f : fonction d'activation.

$\lambda(t)$: pas de gradient (fixe, décroissant, ou adaptatif).

Pour calculer $\frac{dE_p}{dW_{ij}}$, on exploite la rétro propagation du gradient, qui est une méthode astucieuse de calcul du gradient de la fonction coût en utilisant la dérivation composée pour rétro-propager l'erreur, comme le montre l'équation suivante.

$$\frac{dE_p}{dW_{ij}} = \frac{dE_p}{d\sigma_j} \frac{d\sigma_j}{dW_{ij}} = \left(\frac{E_p}{d\sigma_j} \right) y_i \quad (3.17)$$

On pose : $\delta_j = \frac{dE_p}{d\sigma_j}$ d'où

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) - \lambda y_i \delta_j \quad (3.18)$$

Mais

$$\delta_j = \frac{dE_p}{d\sigma_j} = \sum_k \left(\frac{dE_p}{d\sigma_k} \right) \left(\frac{d\sigma_k}{d\sigma_j} \right) = \sum_k \delta_k \left(\frac{d\sigma_k}{d\sigma_j} \right) = \sum_k \delta_k W_{jk} \left(\frac{dy_j}{d\sigma_j} \right) \quad (3.19)$$

D'où

$$\delta_j = \left(\sum_k \delta_k W_{jk} \right) f'(\sigma_j) \quad (3.20)$$

Et

$$\delta_j = \left(\frac{dE_p}{d\sigma_j} \right) = \left(\frac{dE_p}{dy_j} \right) \left(\frac{dy_j}{d\sigma_j} \right) \quad (3.21)$$

D'où

$$\delta_j = 2 (y_i - D_j) f'(\sigma_j) \quad (3.22)$$

Cependant δ_j se calcule de proche en proche par rétro propagation de l'erreur.

Afin de reprendre à la problématique de cette thèse, telle que amélioration des performance de la commande d'un moteur asynchrone dans une chaine de de propulsion d'un VE nous avons choisi l'architecture multi-couches en utilisation un algorithmique de rétro propagation de gradient. Ce choix est dû principalement à la popularité de ces deux derniers dans la gestion des relation non linéaire entre les variables.

3.5 L'algorithme de Levenberg-Marquardt

Cet algorithme, qui appartient également à la classe des méthodes quasi-newtoniennes, obéit à la formule suivante de mise à jour des paramètres [54] :

$$\theta^{k+1} = \theta^k - \left[H(\theta^k) + \mu_{k+1} I \right]^{-1} \nabla J(\theta^k) \quad (3.23)$$

Où $H(\theta^k)$ est la matrice Hessienne de la fonction de coût J, I est la matrice identité, et où μ_{k+1} est un scalaire appelé pas. Pour de petites valeurs du pas μ_{k+1} , cette méthode s'approche

de celle de Newton, tandis que pour de grandes valeurs du pas, la méthode tend vers celle du gradient simple. En choisissant judicieusement la valeur du pas au cours de l'algorithme, il est donc possible de s'affranchir de la mise en oeuvre préalable d'une méthode de gradient simple pour s'approcher du minimum. Plusieurs techniques sont envisageables pour l'inversion de la matrice

$[H(\theta^k) + \mu_{k+1}I]^{-1}$ peut s'effectuer par la méthode d'inversion itérative.

Un lemme d'inversion permet de calculer la matrice inverse suivant une loi récurrente. En effet, soient A, B, C et D quatre matrices. On a la relation suivante :

$$(A + BCD)^{-1} = A^{-1} - A^{-1}B(C^{-1} + DA^{-1}B)^{-1}DA^{-1}. \quad (3.24)$$

Or, l'expression de la matrice Hessienne est la suivante :

$$H(\theta^k) = \sum_{n=1}^N \left(\frac{\partial e_n}{\partial \theta^k} \right) \left(\frac{\partial e_n}{\partial \theta^k} \right)^T + \sum_{n=1}^N \frac{\partial^2 e_n}{\partial \theta^k (\partial \theta^k)^T} e_n \quad (3.25)$$

Ou $e_n = y_n^p - y_n$ est l'erreur de prédiction.

En négligeant dans la relation (3.25) le second terme, qui est proportionnel à l'erreur, on aboutit à l'approximation suivante de la matrice Hessienne :

$$H(\theta^k) = \tilde{H}(\theta^k) = \sum_{n=1}^N \left(\frac{\partial e_n}{\partial \theta^k} \right) \left(\frac{\partial e_n}{\partial \theta^k} \right)^T \quad (3.26)$$

Cette matrice Hessienne approchée obéit à la formule de récurrence suivante :

$$\tilde{H}^n = \tilde{H}^{n-1} + X^n (X^n)^T \text{ ou } X^n = \frac{\partial e_n}{\partial \theta^k} \text{ pour } n = 1, 2, \dots, N$$

Par définition, et en fixant comme valeur initiale $\tilde{H}^0 = \mu_k I$.

on a donc $\tilde{H}^N = \tilde{H} + \mu_k I$

Avec : $A = \tilde{H}^{n-1}$, $B = \tilde{X}^n$, $C = I$, $D = X^n T$ permet alors d'écrire :

$$(\tilde{H}^n)^{-1} = (\tilde{H}^{n-1})^{-1} - \frac{(\tilde{H}^{n-1})^{-1} X^n (X^n)^T (\tilde{H}^{n-1})^{-1}}{I + (X^n)^T (\tilde{H}^{n-1})^{-1} X^n} \quad (3.27)$$

Il est alors possible de calculer itérativement l'inverse de la matrice $\tilde{H}^N = \tilde{H} + \mu_k I$.

Notons que cette méthode de calcul approché de l'inverse de la matrice découle de l'approximation (3.31), qui n'est valable que pour de faibles valeurs de l'erreur de prédiction e_n , et donc pour des valeurs de θ proches de la valeur optimale. Le domaine de validité de l'approximation Newtonienne, a priori étendu par l'ajout du terme $\mu_k I$ dans la formule (3.28), est finalement restreint pour pouvoir calculer efficacement l'inverse de cette matrice Hessienne augmentée.

3.6 Commande NF

La commande neuronale et la commande floue sont deux techniques de la commande intelligente les plus populaires. Elles possèdent plusieurs similarités, par exemple, les systèmes flous et les RNAs ont le même objectif, tous les deux tentent de modéliser le fonctionnement du cerveau humain. Les RNAs tentent de modéliser l'architecture du cerveau en créant une modélisation de l'entité du cerveau : le neurone. Les systèmes flous modélisent le cerveau par son mode de fonctionnement (apprentissage et déduction).

Dans les deux cas le principe est de stocker la connaissance et l'employer pour prendre des décisions (lois) de commande, et la combinaison de ces deux techniques appelée commande NF est fondamentalement une commande floue augmentée par les RNAs et permet d'améliorer les caractéristiques comme la flexibilité, la possibilité de traitement de données et l'adaptabilité [56]. Le processus du raisonnement flou est réalisé par les réseaux de neurones dont les poids correspondent aux paramètres du raisonnement flou. En utilisant la méthode de rétro-propagation ou n'importe quel algorithme d'apprentissage de réseaux de neurone, un système de commande NF peut identifier les règles de commande et apprendre les fonctions d'appartenances floues [37]. Il convient de noter que le modèle flou de type Takagi-Sugeno est l'un des systèmes flous les plus employés pour réaliser la commande NF.

Un des avantages principaux de la commande NF est qu'elle n'exige pas des informations sur le modèle mathématique du système à commander. Cette classe de commande floue offre une nouvelle voie dans la résolution de plusieurs problèmes de commande où le modèle mathématique du système pourrait être non disponible. La structure générale d'une commande NF est présentée par la figure 3.16. Plusieurs combinaisons de ces deux méthodes ont été développées dans la littérature [47]. Elles ont données naissance aux systèmes NF, qui sont le plus souvent orientés vers la commande des systèmes complexes [61].

3.6.1 Réseau flou neuronal

Dans ces réseaux, les techniques floues sont employées pour augmenter les possibilités du processus d'apprentissage et d'exécution des réseaux de neurones.

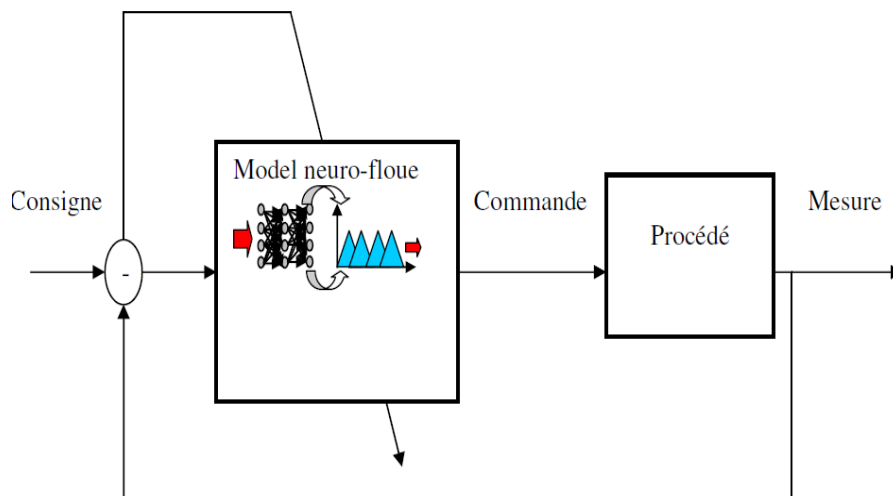


FIGURE 3.16: Structure générale d'une commande NF

3.6.2 Système neuronal/flou simultanément

Le réseau de neurone et le système flou fonctionnent ensemble sur la même tâche, mais sans influencer, c'est-à-dire ni l'un ni l'autre n'est employé pour déterminer les paramètres de l'autre. Habituellement le réseau neuronal traite les entrées ou les sorties du système flou.

3.6.3 Modèles NF coopératifs

Le réseau de neurone est employé pour déterminer les paramètres (les règles et les ensembles flous) d'un système flou. Après la phase d'apprentissage, le système flou fonctionne sans le réseau de neurone. C'est une forme simple du système NF.

3.6.4 Méthode NF hybride

Les approches NF modernes sont de cette forme. Un réseau neuronal et un système flou sont combinés dans une architecture homogène. Le système peut être interprété comme un réseau neuronal spécial avec des paramètres flous ou comme un système flou mis en application sous une forme distribuée parallèle. Dans ce modèle, les algorithmes d'apprentissages des RNAs sont utilisés pour déterminer les paramètres du système d'inférence flou. Le système NF partage la structure des données et la représentation de connaissance. Le SIF peut utiliser l'expertise humaine pour implémenter les composantes essentielles dans la base de connaissance et la base de données et exécute le raisonnement flou pour déduire la valeur de sortie totale [54]. Le principe

du système NF hybride est présenté par la figure 3.17.

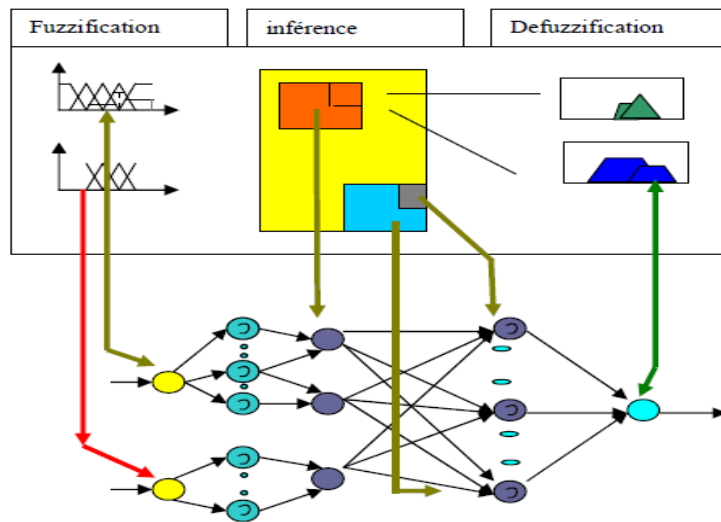


FIGURE 3.17: Principe du système NF hybride

a - Système NF hybride de type Mamdani

Le système NF hybride de Mamdani utilise la technique d'apprentissage supervisé (rétro-propagation) pour faire un apprentissage des paramètres des fonctions d'appartenances. L'architecture du système NF hybride de Mamdani est illustré sur la figure 3.18 [56]. *la première*

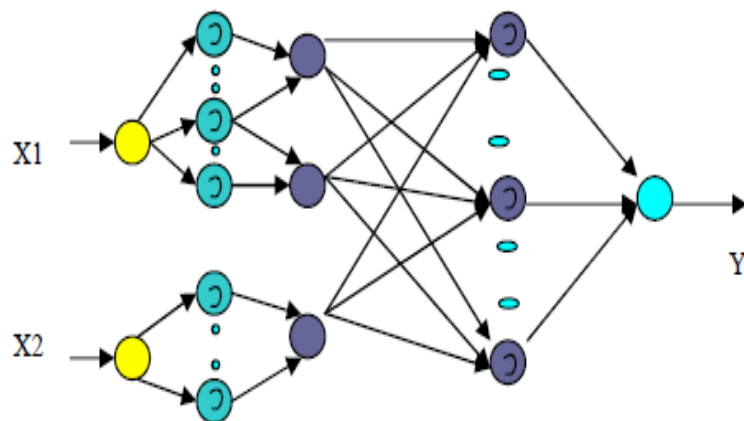


FIGURE 3.18: Le système neuro-flou de Mamdani.

couche : Chaque noeud dans cette couche qui correspond à une variable d'entrée transmet des valeurs d'entrée à la prochaine couche.

La deuxième couche (Fuzzyfication) : chaque noeud dans cette couche correspond à un

terme linguistique approprié à une des variables d'entrée dans la couche 1. Un algorithme de regroupement décidera du nombre initial et du type de fonctions d'appartenance qui doit être alloué à chacune des variables d'entrée.

La troisième couche (Permise des règles) : un noeud dans cette couche représente la partie antérieure d'une règle. Habituellement un opérateur t-norme est utilisé dans ce noeud.

Quatrième couche (partie conclusion des règles) : elle a deux tâches fondamentales à savoir : combiner les nouveaux antécédents des règles, et déterminer le degré auquel ils appartiennent à la variable linguistique de sorties (faible, moyen, vite, etc.). Le nombre de noeuds dans cette couche sera égal au nombre de règles.

cinquième couche (Défuzzification) : elle fait la combinaison de toutes les conclusions des règles qui utilisent un opérateur t-conorme et finalement calcule la sortie après défuzzification.

b- Système NF de type takagi-sugeno

Le système NF de type Takagi-Sugeno c'est une structure à 5 couches qui affine les règles floues déjà établies par des experts humains et réajuste le chevauchement entre les différents sous-ensembles flous pour décrire le comportement d'entrée-sortie d'un système complexe. les systèmes NF de type Takagi-Sugeno font usage d'un mélange d'algorithme de rétro propagation pour faire un apprentissage des fonctions d'appartenance et la méthode des moindres carrés pour déterminer les coefficients des combinaisons linéaires dans les conclusions des règles [52] [47]. L'architecture du système NF hybride de Takagi-Sugeno est illustré sur la figure 3.19.

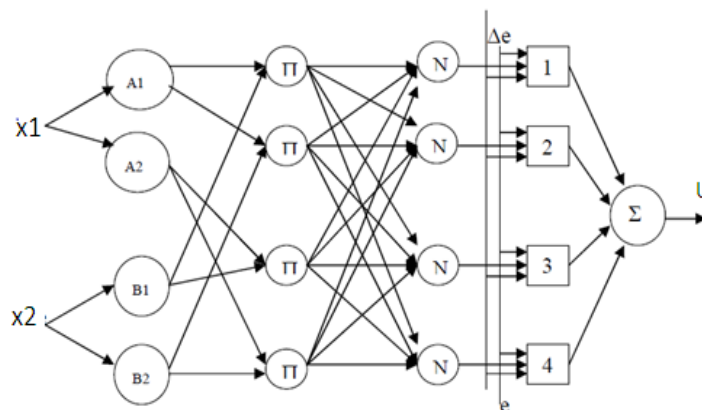


FIGURE 3.19: Le réseau de neuro-flou de takagi-sugeno.

3.7 Avantages des systèmes NF

3.7.1 Rapidité de calcul

Les systèmes sont très rapides parce que l'évaluation d'un système compétent implique typiquement des opérations de la comparaison simple et un nombre limité de calculs de la surface linéaire. Les arbres de décision sont très rapides, et la comparaison des paramètres est faite d'une manière floue pas comme la méthode classique et enfin la base des règles floues sera répartie et que chaque règle fonctionne d'une manière autonome et en même temps avec les autres règles, d'une manière collective [61].

3.7.2 Flexibilité

Un système NF peut traiter des problèmes complexes avec beaucoup de variables de l'entrée. Au lieu d'adapter une architecture interne fixe, l'architecture d'un système NF peut grandir dynamiquement et efficacement en réponse à la complexité des données d'apprentissage. La structure d'un système NF représente efficacement le rapport entre les entrées d'un processus et ses sorties [65].

3.7.3 Généralisation des connaissances

Les systèmes d'apprentissage ont souvent des difficultés quand il y a un manque de données historiques pour former, ou bien les données contiennent trop de bruit. Les systèmes NFs peuvent compenser ces problèmes pendant la phase de l'apprentissage en changeant (adapter) leur structure interne. Souvent les règles sont de la forme : plus des entrées, plus des résultats satisfaisants [62].

3.8 Types d'implémentation des réseaux NF

Selon l'interaction entre la logique floue et les réseaux de neurones, en vue de réaliser les avancés significatives, nous avons retenu deux types de systèmes NF : le système d'inférence Neuro-flous (INF) et le système d'inférence neuro-flou organisé en réseau adaptatif (ANFIS) [63].

3.8.1 a- Système d'inférence Neuro-flou (INF)

L'objectif principal du système INF est de réaliser un processus de raisonnement flou en utilisant, une architecture d'un RNA de telle manière que les paramètres du raisonnement flou représentent les poids du réseau de neurones [65]. Ainsi, le système INF peut identifier automatiquement en ajustant les fonctions d'appartenance, par modification des poids de connexion du RNA via un algorithme d'ajustement paramétrique approprié. Par conséquent les fonctions d'appartenance peuvent être finalement optimisées par une architecture neuronale. Comme, la configuration de base d'un système flou possède trois parties, à savoir fuzzification des entrées, engin d'inférence à base des règles floues et des sorties floues, dont chacune peut être réalisée par plusieurs méthodes [56].

3.8.2 b- Système d'inférence neuro-flou organisé en réseau adaptatif (ANFIS)

Le système ANFIS est un réseau adaptatif proposé par Jang en 1993. Ce système peut être vu comme un réseau de neurones non bouclé pour lequel chaque couche est un composant d'un système flou. Le modèle ANFIS est le modèle le plus utilisé en pratique. Des applications notamment dans le traitement du signal, le filtrage adaptatif et la commande des systèmes ont été réalisées avec cette architecture. Plusieurs ouvrages et articles présentent des meilleures performances du modèle ANFIS lorsqu'il est utilisé dans la commande et en particulier la navigation des robots mobiles[56].

Cette architecture NF affine les règles floues obtenues par des experts humains pour décrire le comportement entrée-sortie d'un système complexe en utilisant une base de donnée pour l'apprentissage. Il s'agit d'une technique NF hybride qui apporte les capacités d'apprentissage des réseaux de neurones au système d'inférence flou de type Takagi-Sugeno. Le rôle de l'apprentissage est l'ajustement des paramètres de ce système d'inférence flou (partie prémisse et partie conclusion des règles). Le système hybride NF de type ANFIS est composé de cinq couches où les noeuds adaptatifs sont situés à la première et la quatrième couches [65], [69] (figure 3.20). Afin de présenter l'architecture de base et le fonctionnement d'un modèle NF de type adaptatif utilisé dans ce travail, on considère un système d'inférence flou de type Takagi-Sugeno du premier ordre. Le réseau adaptatif ANFIS est un réseau multicouches dont les connexions ne sont pas pondérées, ou ont toutes un poids de 1. Les noeuds sont de deux types différents selon leur fonctionnalité : les noeuds carrés (adaptatifs) contiennent des paramètres, et les noeuds circulaires (fixes) n'ont

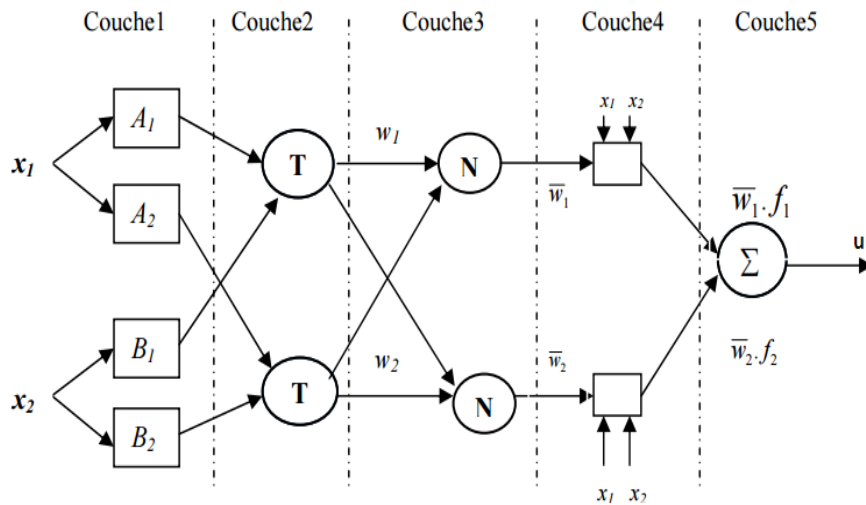


FIGURE 3.20: ANFIS équivalent au modèle TSK

pas de paramètres. Toutefois, chaque noeud (carré ou circulaire) applique une fonction sur ses signaux d'entrées [61], [65].

3.9 Commande neuro-floue dotée d'un compensateur (NFC)

La combinaison des réseaux de neurones et la logique floue permet de construire des contrôleurs NF qui sont plus robustes comparativement à d'autres contrôleurs qui utilisent seulement la logique floue ou les réseaux de neurones, comme le système NF peut automatiquement optimiser et affiner soit des règles ou des fonctions d'appartenance en modifiant les poids de connexion du réseau de neurone à travers un algorithme d'auto-apprentissage [63]. Cependant, les contrôleurs NF classiques utilisent la technique d'optimisation locale plutôt que la technique d'optimisation globale qui utilise les opérations pessimiste et optimiste pour réajuster la dynamique des règles floues [58]. Dans ce qui suit, nous allons présenter deux nouvelles techniques de commande intelligente NFC afin d'améliorer le comportement et la stabilité du VE dans différentes contraintes de la route. La première est appelée inférence neuro-floue dotée d'un compensateur (INFC) et la deuxième est appelée système d'inférence neuro-floue organisé en réseau adaptative dotée d'un compensateur (ANFISC).

a- Système d'inférence neuro-flou doté d'un compensateur INFC

Le Régulateur INFC est constitué essentiellement de cinq couches où les noeuds de la couche d'entrée dont le nombre est égal au nombre de variables transmettent les données numériques aux noeuds de la deuxième couche représentant les sous-ensembles flous qui calculent la valeur de la fonction d'appartenance. Les noeuds de la troisième couche réalisent les opérations floues (optimiste ou pessimiste). Les noeuds de la quatrième couche réalisent l'opération de compensation [65]. Enfin la cinquième couche réalise l'opération de défuzzification. L'architecture d'un contrôleur NFC avec deux variables d'entrée x_1 et x_2 et une sortie u , est présentée par la figure 3.21.

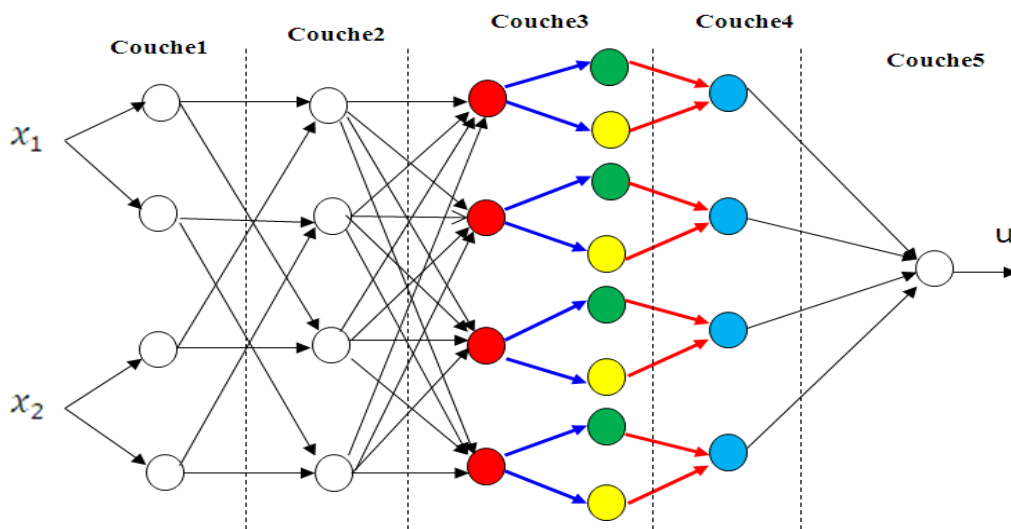


FIGURE 3.21: La structure de INFC contrôleur

Notons par x_1, x_2 les entrées du système NF et par u sa sortie. La base des règles du système NF est donnée par :

$$R^k : \text{si } x_1 \text{ est } A_1^k \dots \text{et } x_i \text{ est } A_i^k \dots \dots \text{et } x_n \text{ est } A_n^k \text{ alors } u_1 \text{ est } B^k \quad (3.28)$$

Où B^k est un ensemble flou de $V \subset R$. Les fonctions d'appartenance des deux ensembles flous A_i^k et B^k sont définies respectivement par [51] :

$$\mu_{A_i^k}(x) = \exp \left\{ - \left[\left(\frac{x_i - a_i^k}{\sigma_i^k} \right)^2 \right] \right\} \quad (3.29)$$

$$\mu_{B^k}(u_1) = \exp \left\{ - \left[\left(\frac{u_1 - b_i^k}{\delta^k} \right)^2 \right] \right\} \quad (3.30)$$

Supposons que $x_i = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, $U = U_1 \times U_2 \dots \times U_n$ Pour un ensemble flou d'entrée $\hat{A} \subset U$, la k^{ime} règle génère l'ensemble flou de sortie $\hat{B} \subset V$ dont le degré d'appartenance est donné par cette expression [58] :

$$\mu_{\hat{B}^k}(u_1) = \text{sup} \left[\mu_{A_1^k \times A_2^k \dots \times A_n^k \rightarrow B^k}(x, u_1) \bullet \mu_{\hat{A}}(x) \right] \quad (3.31)$$

Pour expliciter cette relation, considérons un compensateur neuro-flou permettant de générer une décision compromise entre les deux situations (bonne et mauvaise), et décrit par la formule suivante [51] :

$$\mu_{A_1^k A_2^k \dots \times A_n^k} = (z^k)^{(1-\gamma)} (v^k)^\gamma \quad (3.32)$$

Avec z^k et v^k sont les entrées pessimistes et optimistes, respectivement. $\gamma \in [0, 1]$ est appelé degré d'appartenance.

Considérons un système INF à deux entrées x_1, x_2 une sortie u_1 . Les deux opérations, pessimiste et optimiste sont formulées, respectivement, par les équations (3.32) et (3.33) suivante :

$$z^k = \prod_{i=1}^2 \mu_{A_i^k}(x_i) \quad (3.33)$$

$$v^k = \left[\prod_{i=1}^2 \mu_{A_i^k}(x_i) \right]^{1/2} \quad (3.34)$$

En portant dans (3.31), on obtient

$$\mu_{A_1^k \times A_2^k} = \left[\prod_{i=1}^2 \mu_{A_i^k}(x_i) \right]^{1-\gamma_1^k + \gamma_1^k/2} \quad (3.35)$$

La formule de déffuzification utilisée est donnée par l'expression suivante :

$$f_1^k(x) = u_1 = \frac{\sum_{k=1}^4 b_i^k \delta^k \left[\prod_{i=1}^2 \mu_{A_i^k}(x_i) \right]^{1-\frac{\gamma_1^k}{2}}}{\sum_{k=1}^4 \delta^k \left[\prod_{i=1}^2 \mu_{A_i^k}(x_i) \right]^{1-\frac{\gamma_1^k}{2}}} \quad (3.36)$$

Algorithme d'apprentissage

Cet algorithme permet le réajustement des paramètres des prémisses et ceux de conclusion du système NF, en minimisant la fonction objective suivante [65] :

$$J = \frac{1}{2}(y - y_d)^2 \quad (3.37)$$

où y et y_d sont, respectivement, la sortie et la sortie désirée du système à commander. En outre, ϕ_1^k est le vecteur des paramètres à réajuster. Le but est de trouver le vecteur ϕ_1^k , en utilisant l'approche du filtre de Kalman étendu qui consiste à linéariser à chaque période d'échantillonnage la sortie autour du vecteur de commande. Ceci est équivalent à l'écriture [56] :

$$\frac{\partial J}{\partial \phi_1^k} = \frac{\partial J}{\partial u_1} \cdot \frac{\partial u_1}{\partial \phi_1^k} = (y - y_d) \cdot \frac{\partial y}{\partial u_1} \cdot \frac{\partial u_1}{\partial \phi_1^k} = K_1 (\Psi_1^k)^T e \quad (3.38)$$

Où

$$e = y - y_d \quad (3.39)$$

$$(\Psi_1^k)^T = \frac{\partial u_1}{\partial \phi_1^k} \quad (3.40)$$

$$K_1 = \frac{\lambda_1}{\lambda_2 + (\Psi_1^k)^T \cdot \Psi_1^k} \quad (3.41)$$

Ici λ_1 et λ_2 sont les gains d'adaptation pour faire varier la vitesse de convergence. En outre, afin d'éliminer la contrainte $\gamma_1^k \in [0, 1]$, nous définissons γ_1^k comme suit :

$$\gamma_1^k = \frac{(c_1^k)^2}{(c_1^k)^2 + (d_1^k)^2} \quad (3.42)$$

Où c_1^k et d_1^k sont les paramètres à ajuster dans l'ordre.

Par conséquent,

$$\phi_1^k = [b_1^k, \gamma_1^k, c_1^k, d_1^k] \quad (3.43)$$

Selon la définition de u_1 , nous avons :

$$\frac{\partial u_1}{\partial b_1^k} = \frac{\delta^k \left[\prod_{i=1}^2 \mu_{A_i^k}(x_i) \right]^{1 - \frac{\gamma_1^k}{2}}}{\sum_{k=1}^4 \delta^k \left[\prod_{i=1}^2 \mu_{A_i^k}(x_i) \right]^{1 - \frac{\gamma_1^k}{2}}} \quad (3.44)$$

$$\frac{\partial u_1}{\partial \gamma_1^k} = \frac{[b_1^k - f_1^k(x)] \cdot \left(-\frac{1}{2}\right) \delta^k z^k \ln \left[\prod_{i=1}^2 \mu_{A_i^k}(x) \right]}{\sum_{k=1}^4 \delta^k z^k} \quad (3.45)$$

$$\frac{\partial u_1}{\partial c_1^k} = - \left[\frac{2c_1^k (d_1^k)^2}{(c_1^k)^2 + (d_1^k)^2} \right] \frac{\partial u_1}{\partial \gamma_1^k} \quad (3.46)$$

$$\frac{\partial u_1}{\partial d_1^k} = \left[\frac{2d_1^k (c_1^k)^2}{(d_1^k)^2 + (c_1^k)^2} \right] \frac{\partial u_1}{\partial \gamma_1^k} \quad (3.47)$$

Enfin, le vecteur des paramètres ϕ_1^k est ajusté par l'équation suivante :

$$\phi_1^k(t+1) = \phi_1^k(t) + K_1^k (\Psi_1^k)^T e_{u1} \quad (3.48)$$

Avec

$$(\Psi_1^k)^T = \left[\frac{\partial u_1}{\partial b_1^k}, \frac{\partial u_1}{\partial \gamma_1^k}, \frac{\partial u_1}{\partial c_1^k}, \frac{\partial u_1}{\partial d_1^k} \right] \quad (3.49)$$

Ce qui implique que

$$\dot{\phi}_1^k = K_1^k (\Psi_1^k)^T e = (\Psi_1^k)^T e_{u1} \quad (3.50)$$

où

$$e_{u1} = u_1 - u_{1d} \quad (3.51)$$

Où u_1 et u_{1d} sont, respectivement, la sortie et la sortie désirée du régulateur. En outre, pour la variation linéaire on peut écrire :

$$e_{u1} = \sum_{k=1}^4 \left[(\psi_1^k)^T \phi_1^k - (\psi_1^k)^T \phi_{1d}^k \right] = \sum_{k=1}^4 \left[(\psi_1^k)^T (\phi_1^k - \phi_{1d}^k) \right] = \sum_{k=1}^4 \left[(\psi_1^k)^T (\tilde{\phi}_1^k) \right] \quad (3.52)$$

3.9.1 Analyse de la stabilité du système INFC

Le contrôle flou est un modelé libre qui n'exige pas un modèle mathématique du système à contrôler. Puisque tout réel et fonction continu $f(x)$ sur un sous ensemble compact U de R^k peut être approché par les système d'inférence flou à d'autre réel, la fonction continue $g(x)$ sur le même sous-ensemble compact tel que pour tout arbitraire $\varepsilon > 0$, $\sup_{x \in U} |g(x) - f(x)| < \varepsilon$ [62].

Considérons la fonction de Lyapounov [67]

$$V_1 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^4 \left((\tilde{\phi}_1^k)^T (\tilde{\phi}_1^k) \right) \quad (3.53)$$

La dérivée de V_1 par rapport au temps est donnée comme suit :

$$\dot{V}_1 = \sum_{k=1}^4 (\dot{\tilde{\phi}}_1^k)^T \tilde{\phi}_1^k \quad (3.54)$$

A partir de l'équation (3.49), on peut remplacer $\dot{\tilde{\phi}}_1^k$ par $e_{u_1}\psi_1^k$ ce qui nous donne :

$$\dot{V}_1 = \sum_{k=1}^4 (-e_{u_1}\psi_1^k)^T \tilde{\phi}_1^k = -e_{u_1}^T \sum_{k=1}^4 (\psi_1^k)^T \tilde{\phi}_1^k = -e_{u_1}^T e_{u_1} \quad (3.55)$$

Par conséquent :

$$\dot{V}_1 = -e_{u_1}^T e_{u_1} \leq 0 \quad (3.56)$$

Puisque $\dot{V}_1 \leq 0$ on peut conclure que le système est asymptotiquement stable dans le sens de Lyapunov.

b- Système ANFIS doté d'un compensateur (ANFISC)

Dans la section précédente, nous avons présenté le compensateur neuro-flou avec des conclusions symboliques, en utilisant le système neuro-floue de type Mamdani. Par conséquent, la connaissance exprimée sous la forme analytique pour décrire la structure interne ne détient pas directement. Sugeno et son personnel ont proposé l'autre classe de systèmes d'inférence qui peut prendre ce type d'information analytique dans la conclusion des règles d'inférence [65]. Notre contribution est que nous avons ajouté un compensateur flou afin d'ajuster la dynamique des règles floues. Pour la simplicité, nous supposons que le système d'inférence floue à deux entrées x_1 et x_2 et a comme une sortie y présenté par la figure 3.20. Supposons que la base des règles composé de quatre règles floues de type Takagi-Sugeno suivantes :

$$\begin{aligned} \text{si } x_1 \text{ est } A_1 \text{ ET } x_2 \text{ est } B_1 \text{ alors } y_1 &= p_1x_1 + q_1x_2 + r_1 \\ \text{si } x_1 \text{ est } A_2 \text{ ET } x_2 \text{ est } B_2 \text{ alors } y_2 &= p_2x_1 + q_2x_2 + r_2 \\ \text{si } x_1 \text{ est } A_3 \text{ ET } x_2 \text{ est } B_3 \text{ alors } y_3 &= p_3x_1 + q_3x_2 + r_3 \\ \text{si } x_1 \text{ est } A_4 \text{ ET } x_2 \text{ est } B_4 \text{ alors } y_4 &= p_4x_1 + q_4x_2 + r_4 \end{aligned} \quad (3.57)$$

Où x_1 et x_2 sont les variables d'entrée, $A_1, A_2, A_3, A_4, B_1, B_2, B_3$ et B_4 : sont les ensembles flous.

y_k : sont les sorties.

p_k, q_k et r_k : sont des paramètres du conséquent de la règle k , déterminés pendant le processus d'apprentissage. Pour un noeud circulaire ces paramètres n'existent pas. Dans le réseau de la figure 3.20, les noeuds d'une même couche ont des fonctions issues d'une même famille que nous explicitons ci-dessous.

Première couche pour la fuzzification : chaque noeuds de cette couche fait le calcul des degrés d'appartenance des valeurs d'entrées. Ces degrés sont donnés par :

$$\begin{aligned} O_k^1 &= \mu_{A_i}(x_1) \quad k = 1, 2, \quad i = 1, 2 \\ O_k^1 &= \mu_{B_i}(x_2) \quad k = 3, 4, \quad j = 1, 2 \end{aligned} \quad (3.58)$$

Où x_1 et x_2 sont les entrées des noeuds (1,2) et(3,4) respectivement. A_i et B_j Les termes linguistiques associées aux fonctions d'appartenance μ_{A_i} et μ_{B_j} . Les sorties de la première couche représentent donc les degrés d'appartenance des variables d'entrée aux ensembles flous. Dans le modèle de Jang, les fonctions d'appartenance sont des fonctions gaussiennes continues et dérivables avec les paramètres (a_i, b_i, c_i) , données par [58] :

$$\mu_{A_i}(x_1) = \exp \left\{ - \left[\left(\frac{x_1 - c_i}{a_i} \right)^2 \right]^{b_i} \right\} \quad (3.59)$$

$$\mu_{B_j}(x_2) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{x_2 - c_j}{a_j} \right)^2 \right]^{b_j}} \quad (3.60)$$

Deuxième couche pour les règles floues : chaque noeud de cette couche est un noeud circulaire appelé Π qui reçoit en entrée le degré de vérité des différents sous-ensembles flous composant cette prémisse et ont en charge le calcul de son propre degré de vérité. La fonction d'activation des neurones i de la première couche [63] :

$$w_k = \mu_{A_i}(x_1) \cdot \mu_{B_j}(x_2) \quad (3.61)$$

Où k représente le nombre de règle, i le nombre de partitions de x_1 , et j le nombre de partitions de x_2 .

Troisième couche pour la normalisation : chaque noeud de cette couche est un noeud circulaire appelé N . La sortie du noeud i représente le degré d'activation normalisé :

$$\bar{w}_k = \frac{w_k}{w_1 + w_2 + w_3 + w_4} \quad (3.62)$$

Quatrième couche de Conséquence : chaque noeud de cette couche est un noeud carré avec une fonction réalisant le calcul suivant :

$$Q_k^4 = \bar{w}_k y_k = \bar{w}_k (p_k x_1 + q_k x_2 + r_k), \quad k = 1, 2, 3, 4 \quad (3.63)$$

où w_k est la sortie de la couche 3, et p_k, q_k, r_k est l'ensemble des paramètres ajustables de sortie de la règle k .

Cinquième couche pour la Sommation : c'est un noeud unique de forme circulaire qui effectue la somme des signaux provenant de la couche 4, c'est-à-dire,

$$O_k^5 = \sum_{k=1}^4 \bar{w}_k O_k^4 \quad (3.64)$$

On remarque que la sortie globale du réseau est équivalente à la sortie du modèle Takagi-Sougenou. La généralisation à un système à N entrées ne pose aucun problème particulier. Le nombre de noeuds de la couche 1 est toujours égal au nombre total de termes linguistiques définis.

Comme précédemment, considérant la configuration des entrées et sorties, la k^{eme} règle est donnée ci-dessous :

$$R^k : \text{si } x_1 \text{ est } A_1^k \text{ et } x_2 \text{ est } A_2^k \text{ alors } u_2 \text{ est } y_k \quad (3.65)$$

avec $y_k = p_k x_1 + q_k x_2 + r_k$

Comme précédemment, en prenant la défuzzification par centre de gravité, la valeur numérique de la sortie est donnée par :

$$u_2 = \frac{\sum_{k=1}^4 y_k \left[\prod_{i=1}^2 \mu_{A_i^k}(x_i) \right]}{\sum_{k=1}^4 \left[\prod_{i=1}^2 \mu_{A_i^k}(x_i) \right]} \quad (3.66)$$

En utilisant la compensateur flou définie par (6), le système CANFISC est donnée par :

$$f_2^k(x) = u_2 = \frac{\sum_{k=1}^4 y_k \left[\prod_{i=1}^2 \mu_{A_i^k}(x_i) \right]^{1 - \frac{\gamma_2^k}{2}}}{\sum_{k=1}^4 \left[\prod_{i=1}^2 \mu_{A_i^k}(x_i) \right]^{1 - \frac{\gamma_2^k}{2}}} \quad (3.67)$$

la structure des régulateurs ANFISC et INFIC est la même sauf que le gain de compensation et la fonction de défuzzification sont différents

Algorithme d'apprentissage

La structure de ce dispositif de commande est la même que celle de INFIC, sauf la fonction de gain de compensation et défuzzification qui ne sont pas les mêmes. Comme précédemment, notre objectif est de trouver le vecteur des paramètres à ajuster, à savoir en utilisant l'approche

du filtre de Kalman étendu qui consiste à linéariser à chaque période d'échantillonnage la sortie y autour de l'entrée de commande u_2 [65]. Ceci est équivalent à l'écriture :

$$\frac{\partial J}{\partial \phi_2^k} = \frac{\partial J}{\partial u_2} \cdot \frac{\partial u_2}{\partial \phi_2^k} = (y - y_d) \cdot \frac{\partial y}{\partial u_2} \cdot \frac{\partial u_2}{\partial \phi_2^k} = K_2 (\Psi_2^k)^T e \quad (3.68)$$

Où

$$e = y - y_d \quad (3.69)$$

$$(\Psi_2^k)^T = \frac{\partial u_2}{\partial \phi_2^k} \quad (3.70)$$

$$K_2 = \frac{\lambda_2}{\lambda_1 + (\Psi_2^k)^T \cdot \Psi_2^k} \quad (3.71)$$

En ce qui concerne ANFIS, nous définissons le degré de compensation γ_2^k comme suit :

$$\gamma_2^k = \frac{(c_2^k)^2}{(c_2^k)^2 + (d_2^k)^2} \quad (3.72)$$

Où c_2^k et d_2^k sont les paramètres ajuste dans l'ordre.

Par conséquent,

$$\phi_2^k = [p_k, q_k, r_k, \gamma_2^k, c_2^k, d_2^k] \quad (3.73)$$

pour ANFIS, Selon la définition de u_2 , nous avons :

$$\frac{\partial u_2}{\partial p_k} = \frac{x_1 \left[\prod_{i=1}^2 \mu_{A_i^k}(x_i) \right]^{1-\frac{\gamma_2^k}{2}}}{\sum_{k=1}^4 \left[\prod_{i=1}^2 \mu_{A_i^k}(x_i) \right]^{1-\frac{\gamma_2^k}{2}}} \quad (3.74)$$

$$\frac{\partial u_2}{\partial q_k} = \frac{x_2 \left[\prod_{i=1}^2 \mu_{A_i^k}(x_i) \right]^{1-\frac{\gamma_2^k}{2}}}{\sum_{k=1}^4 \left[\prod_{i=1}^2 \mu_{A_i^k}(x_i) \right]^{1-\frac{\gamma_2^k}{2}}} \quad (3.75)$$

$$\frac{\partial u_2}{\partial r_k} = \frac{\left[\prod_{i=1}^2 \mu_{A_i^k}(x_i) \right]^{1-\frac{\gamma_2^k}{2}}}{\sum_{k=1}^4 \left[\prod_{i=1}^2 \mu_{A_i^k}(x_i) \right]^{1-\frac{\gamma_2^k}{2}}} \quad (3.76)$$

$$\frac{\partial u_2}{\partial \gamma_2^k} = \frac{[u_2 - f_2^k(x)] \cdot \left(-\frac{1}{2}\right) z^k \ln \left[\prod_{i=1}^2 \mu_{A_i^k}(x) \right]}{\sum_{k=1}^4 z^k} \quad (3.77)$$

$$\frac{\partial u_2}{\partial c_2^k} = - \left[\frac{2c_2^k (d_2^k)^2}{(c_2^k)^2 + (d_2^k)^2} \right] \frac{\partial u_2}{\partial \gamma_2^k} \quad (3.78)$$

$$\frac{\partial u_2}{\partial d_2^k} = \left[\frac{2d_2^k (c_2^k)^2}{(d_2^k)^2 + (c_2^k)^2} \right] \frac{\partial u_2}{\partial \gamma_2^k} \quad (3.79)$$

Enfin, le vecteur des paramètres ϕ_2^k est ajusté par l'équation suivante :

$$\phi_2^k(t+1) = \phi_2^k(t) + K_2^k (\Psi_2^k)^T e_{u_2} \quad (3.80)$$

Avec

$$(\Psi_2^k)^T = \left[\frac{\partial u_2}{\partial p_k}, \frac{\partial u_2}{\partial q_k}, \frac{\partial u_2}{\partial r_k}, \frac{\partial u_2}{\partial \gamma_2^k}, \frac{\partial u_2}{\partial c_2^k}, \frac{\partial u_2}{\partial d_2^k} \right] \quad (3.81)$$

ce qui implique que

$$\dot{\phi}_2^k = K_2^k (\Psi_2^k)^T e = (\Psi_2^k)^T e_{u_2} \quad (3.82)$$

où

$$e_{u_2} = u_2 - u_{2d} \quad (3.83)$$

Où u_2 et u_{2d} sont, respectivement, la sortie et la sortie désirée du régulateur. En outre, pour la variation linéaire on peut écrire :

$$e_{u_2} = \sum_{k=1}^4 \left[(\psi_2^k)^T \phi_2^k - (\psi_2^k)^T \phi_{2d}^k \right] = \sum_{k=1}^4 \left[(\psi_2^k)^T (\phi_2^k - \phi_{2d}^k) \right] = \sum_{k=1}^4 \left[(\psi_2^k)^T (\tilde{\phi}_2^k) \right] \quad (3.84)$$

3.9.2 Analyse de la stabilité du système ANFISC

Le contrôle flou est un modelé libre qui n'exige pas un modèle mathématique du système sous contrôle. Puisque tout réel et fonction continu $f(x)$ sur un sous ensemble compact U de R^k peut être approché par les système d'inférence flous à d'autre réel, la fonction continu $g(x)$ sur le même sous-ensemble compact tel que pour tout arbitraire $\varepsilon > 0$, $\sup_{x \in U} |g(x) - f(x)| < \varepsilon$ [69].

Considérons la fonction de Lyapounov

$$V_2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^4 \left((\tilde{\phi}_2^k)^T \tilde{\phi}_2^k \right) \quad (3.85)$$

La dérivée de V_2 par rapport au temps nous donne.

$$\dot{V}_2 = \sum_{k=1}^4 (\dot{\tilde{\phi}}_2^k)^T \tilde{\phi}_2^k \quad (3.86)$$

A partir de l'équation (3.81), on peut déduire :

$$\dot{\tilde{\phi}}_2^k = -e_{u2}\psi_2^k$$

$$\dot{V}_2 = \sum_{k=1}^4 (-e_{u2}\psi_2^k)^T \tilde{\phi}_2^k = -e_{u2}^T \sum_{k=1}^4 (\psi_2^k)^T \tilde{\phi}_2^k = -e_{u2}^T e_{u2} \quad (3.87)$$

Par conséquent :

$$\dot{V}_2 = -e_{u2}^T e_{u2} \leq 0 \quad (3.88)$$

Puisque $\dot{V}_2 \leq 0$ on peut conclure que le système est asymptotiquement stable dans le sens de Lyapunov.

3.9.3 Résultats de simulation

La figure 3.23 présente la structure du VE proposé dans la quelle les roues arrières sont propulse par des moteurs électriques de type asynchrones, qui sont alimentés par une batterie d'accumulateur à travers deux onduleurs triphasées. Les moteurs directement couplés au roues via un réducteur de rapport fixe. Pour cette structure le contrôle de vitesse est effectué séparément par un régulateur pour chaque moteur. La stratégie de commande utilisée est la commande vectorielle FOC indirecte avec des régulateurs NF, les principaux constituants de ce type de commande sont la boucle de régulation de vitesse et celle des courants. Afin d'améliorer le comportement et la stabilité de VE dans différents contraintes de la route, le modèle présente par la figure 3.22 est simulé en utilisant MATLAB/SIMULINK. Les résultats de simulations sont divisés en deux phases, premièrement, la commande à base des contrôleurs NF classiques est comparée à la commande NFC.

deuxièmement, les deux commandes neuro-floues dotées d'un compensateur : INFC et ANFISC sont comparées et les résultats obtenus sont donnés par les figures(3.28 à 3.33).

3.9.4 Description et structure du régulateur NF proposé

A partir de la valeur de la variable de sortie, le contrôleur NF permet de déterminer la commande appropriée à appliquer au processus. Celle-ci est calculée généralement pour les systèmes automatiques grâce aux deux entrées e et Δe et l'inférence des règles NF. En général, (e) représente l'écart entre le signal de sortie du processus et la consigne.

Le régulateur de vitesse représentent :

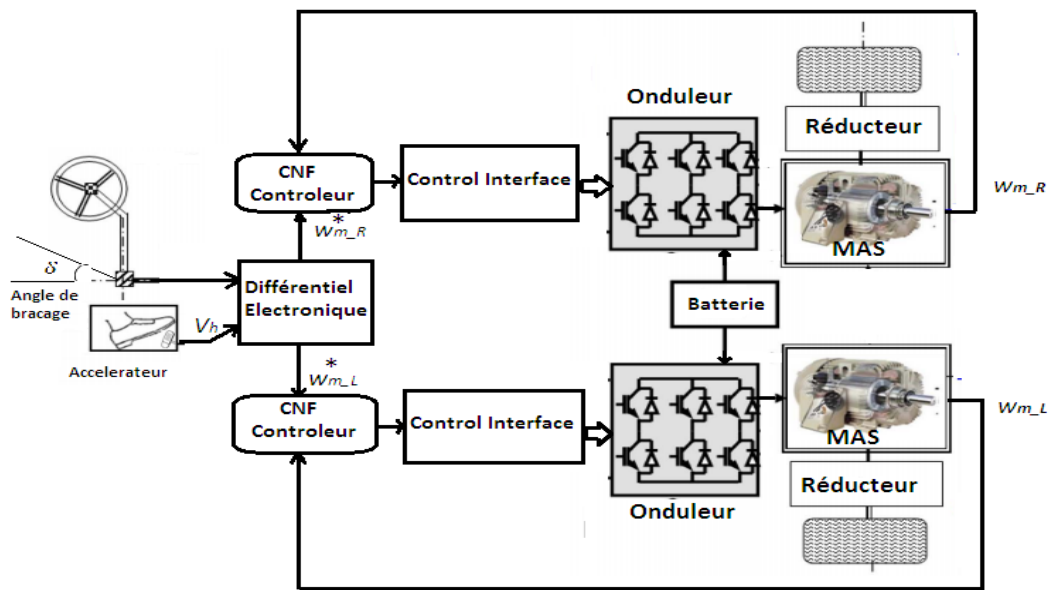


FIGURE 3.22: La structure de VE utilisée

En entrée : l'erreur normalisée $e = w_v^* - w_v$, entre la vitesse de référence et la vitesse de rotation du moteur, la variation de cette erreur Δe ;

En sortie : Incrément normalisés génèrent du couple de référence (commande) $u = Cem^*$. Les deux variables d'entrées génèrent l'action de contrôle y qui sera appliquée à la commande vectorielle de la machine asynchrone. Ce contrôleur permet une génération automatique de règles floues à cinq ensembles basées sur le modèle d'inférence de Sugeno. Le schéma bloc du correcteur NF est illustrée par la figure 3.23 :

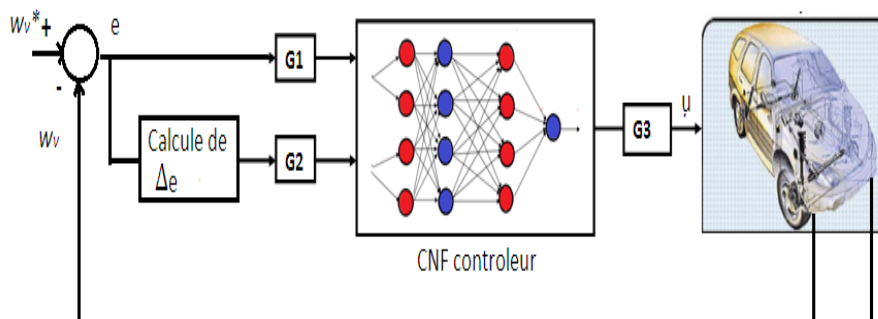


FIGURE 3.23: Schéma bloc d'un contrôleur NF

3.10 Comparaison entre la commande NF et la commande NFC

Après cet aperçu sur les systèmes hybride NF et NFC dans cette section une comparaison entre ces deux méthode a été effectuée. Pour observer l'effet de variation des gains de commande (c.-à-d. G_1 , G_2) sur la vitesse du VE lorsqu'il s'agit de la commande NF classique ou de la commande NFC, nous utilisons la même structure de commande représentée sur la figure 3.23. Dans ce cas là, nous ajustons simplement des gains d'entrées des régulateurs. Les résultats de simulations sont présentés par les figures 3.25 et 3.26. La comparaison des résultats obtenus par

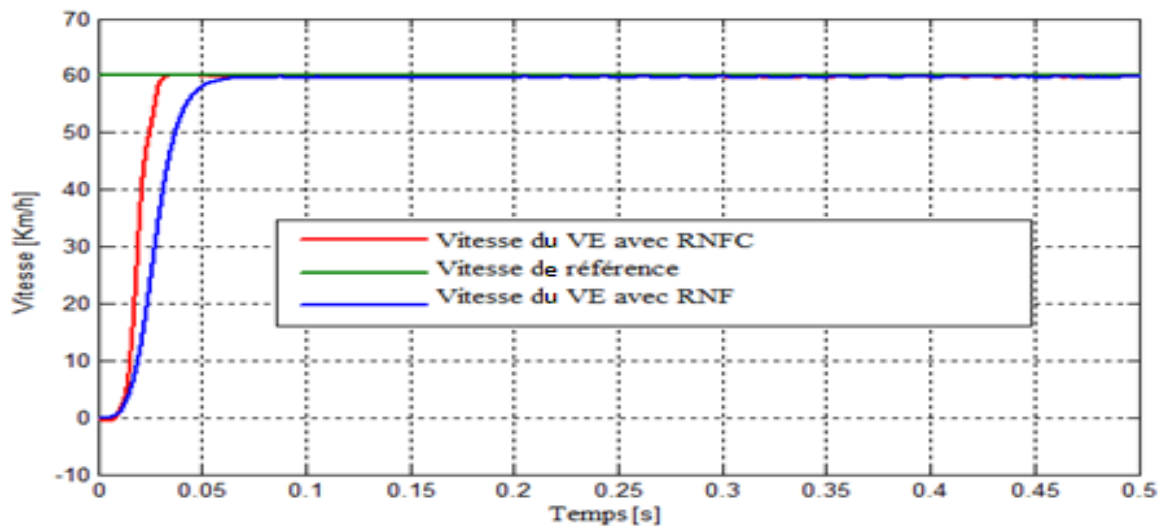


FIGURE 3.24: Évolution de la vitesse du véhicule $G_1 = 50^{-3}$, $G_2 = 50^{-4}$

les deux méthodes de régulation est illustre par le tableau donné en table 3.2 :

| Méthode | Temps de réponse | Déplacement | Erreur statique |
|---------|------------------|-------------|-----------------|
| NF | 0.08 | 0 | 0.82 |
| NFC | 0.03 | 0.05 | 0.005 |

TABLE 3.2: La comparaison des vitesses obtenues par les deux régulateurs NF et NFC

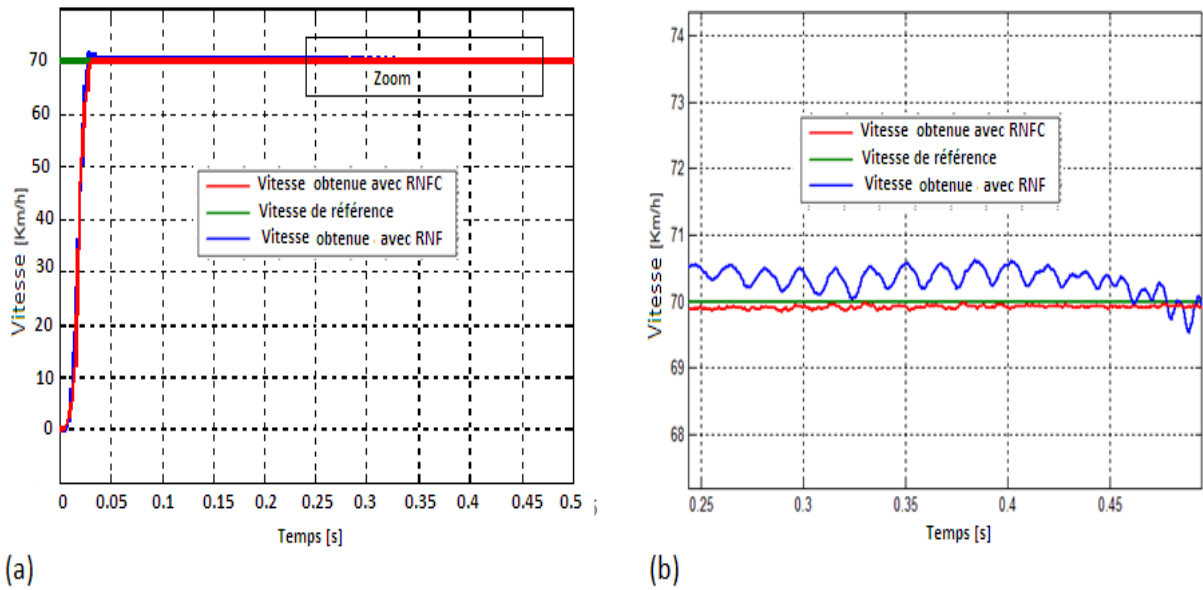


FIGURE 3.25: (a) Vitesse linéaire, (b) Zoom de la vitesse linéaire $G1 = 4 * 10^{-3}$, $G2 = 4 * 10^{-4}$

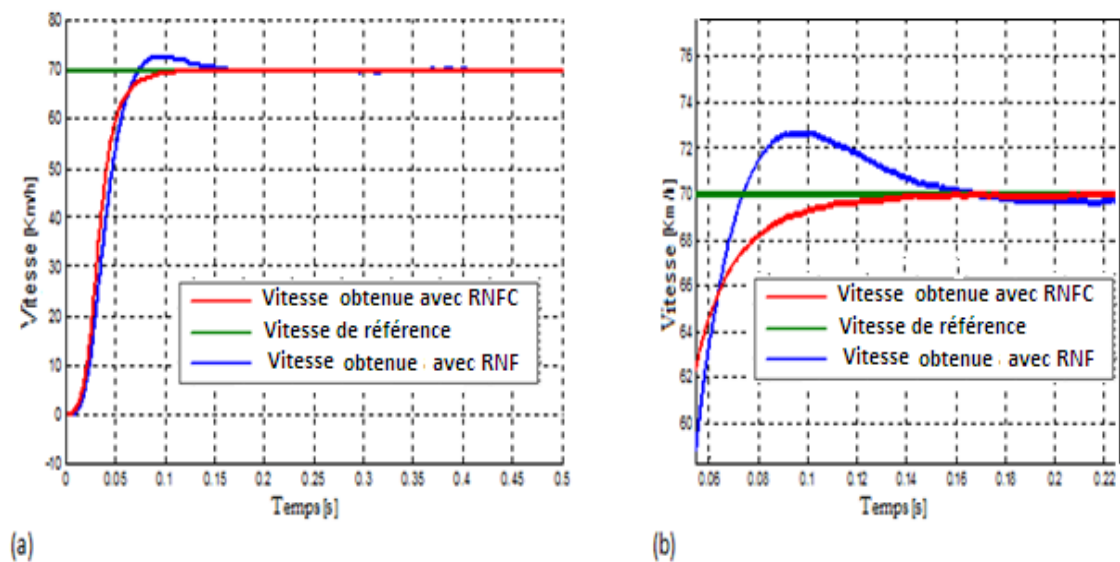


FIGURE 3.26: (a) Vitesse linéaire, (b) Zoom de la vitesse linéaire $G1 = 10^{-3}$, $G2 = 10^{-4}$

3.11 Interprétation des résultats

Les figures ci-dessus présentent l'évolution de la vitesse du VE par rapport à la consigne et par rapport à la variation des gains des régulateurs dans le cas de la commande NF et NFC. A partir de ces résultats, il est clair que la commande NFC est meilleure que la commande NF classique pour la commande de VE puisque le dépassement et le temps de réponse sont réduits. Par ailleurs le régulateur NF doté d'un compensateur a une capacité plus forte que le régulateur NF conventionnel en raison que le compensateur flou peut ajuster même la dynamique des réglés floues à travers l'adaptation du degré de compensation.

3.12 Comparaison entre la commande ANFISC et la commande INFC

Dans cette section, une série de simulations effectuée sur le modèle du VE présenté par la figure 3.22. sous différentes contraintes de la route. L'objectif des simulations effectuées est l'évaluation des performances de poursuite de la commande NFC proposée, en comparant les résultats obtenus avec deux types de commandes NF doté d'un compensateur qui sont ANFISC et INFC. La topologie de la route présentée par la figure 3.27.

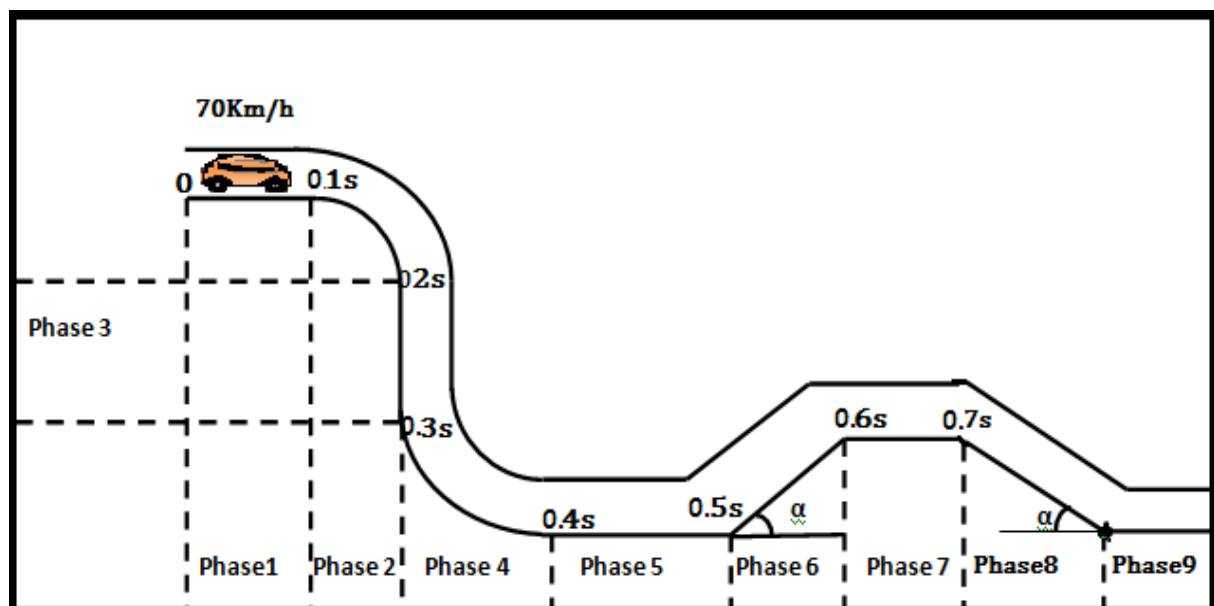


FIGURE 3.27: Topologie de la route

En tenant comme référence la topologie donnée dans la figure 3.27, nous avons :

- Quand $0 < t < 0.1$ s, dans cette étape le véhicule démarre de l'arrêt jusqu'à la stabilisation de sa vitesse sur une route directe. Nous pouvons observer que la vitesse linéaire du véhicule reste constante et égale à sa référence de 70km/h donnée par le conducteur pour les deux régulateurs INFC et ANFISC. Le couple électromagnétique développe l'effort demandé pour satisfaire la vitesse nécessaire. La variation de la vitesse du véhicule pour les deux régulateur INFC et ANFISC est illustrée respectivement par les figures (3.28 et 3.31).

Quand $0.1 < t < 0.2$ s, un virage vers la droite est imposé au véhicule par une consigne de l'angle de braquage. Les roues tournent dans la même direction mais avec des vitesses différentes. Le différentiel électronique agit instantanément sur les deux moteurs, en réduisant la vitesse de la roue d'entraînement située à l'intérieure de virage (droite), ainsi augmente la vitesse de la roue d'entraînement située à l'extérieure de virage (gauche).

Quand $0.2 < t < 0.3$ s, le véhicule électrique se déplace sur une route droite avec une vitesse constante, une bonne poursuite de la référence de vitesse peut être observée.

Quand $0.3 < t < 0.4$ s, un virage vers la gauche est impose au véhicule par un consigne de l'angle de braquage. Le différentiel électronique donne une vitesse de référence de chaque roue et assure une stabilité au véhicule avant et après le virage. Les roués tournent dans la même direction mais à des différentes vitesses.

Quand $0.4 < t < 0.5$ s, le véhicule est conduit sur une route droite avec une vitesse constante. A l'instant $t = 0.6$ s, la voiture monte une route inclinée d'un angle 10° . Ce test explique l'effet de la pente sur le VE. La vitesse linéaire des roues est la même. Les deux moteurs arrières développent plus des couples électromagnétiques pour passer la pente.

Quand $0.6 < t < 0.7$ s, le VE est conduit sur une route droite avec une vitesse constante de 70 km/h, une bonne poursuite de l'échelon de la vitesse est observée.

Quand $0.7 < t < 0.8$ s, le VE est conduit sur une descente de -10% , ce test clarifie l'effet d'une descente (route avec une pente négative) sur le véhicule électrique.

A $t = 0.8$ s, le VE est conduit sur une route droite avec une vitesse constante de 70 km/h.

3.13 Interprétation des résultats

En fait, les figures(3.28) à (3.30) illustrent les allures de vitesse du véhicule, couple électromagnétique et les courants de phase respectivement obtenus avec la commande INFC. Les figures (3.31) à (3.33) illustrent les allures de vitesse du véhicule, du couple électromagnétique et les

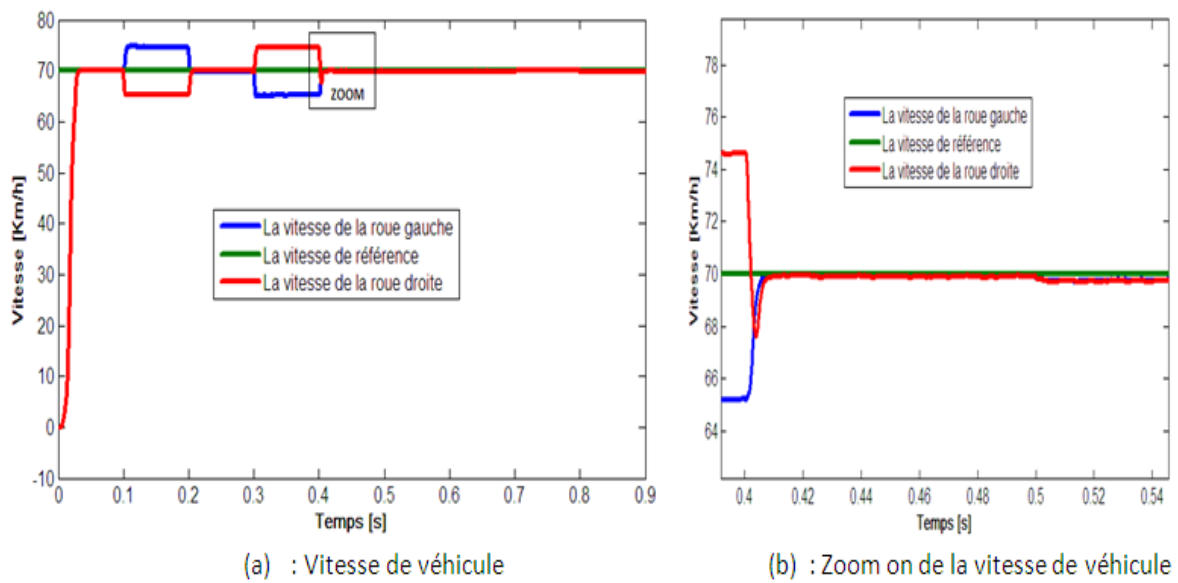


FIGURE 3.28: (a) : Vitesse du véhicule, (b) : Zoom in de la vitesse de véhicule obtenu avec le régulateur INFC

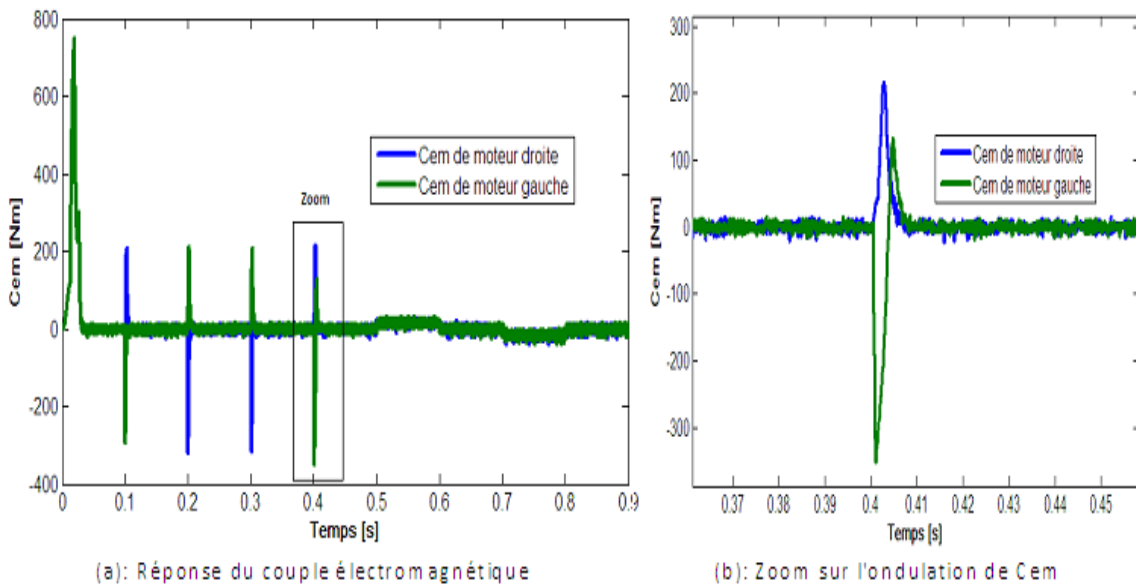


FIGURE 3.29: (a) : Réponse du couple électromagnétique, (b) : Zoom sur l'ondulation de Cem obtenu avec le régulateur INFC

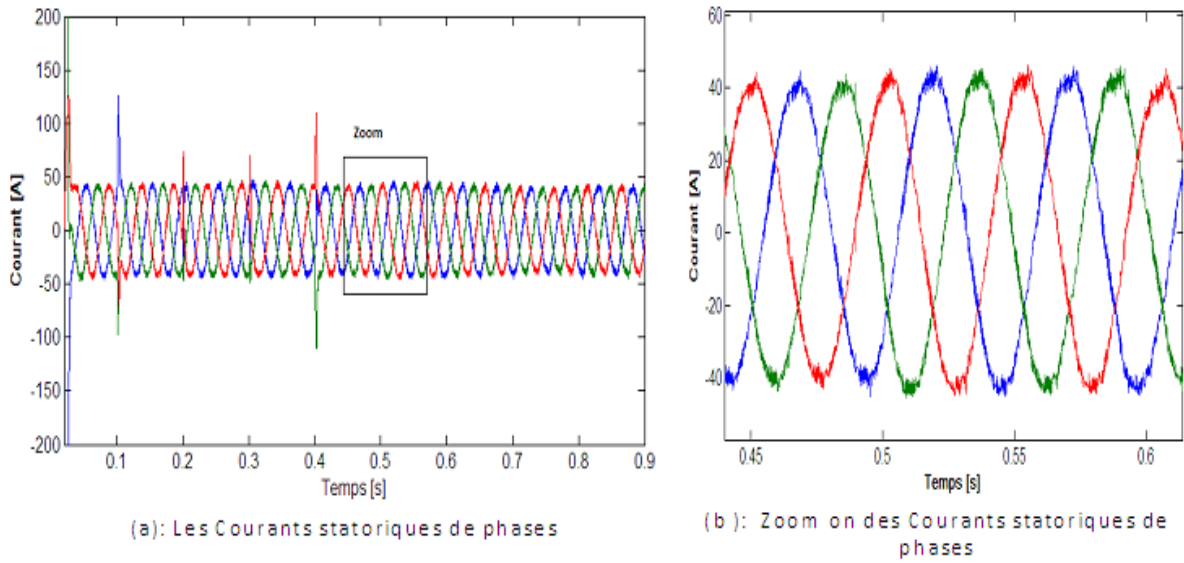


FIGURE 3.30: (a) : Les Courants statoriques de phases, (b) : Forme d’onde des courants statoriques obtenu avec le régulateur INFC

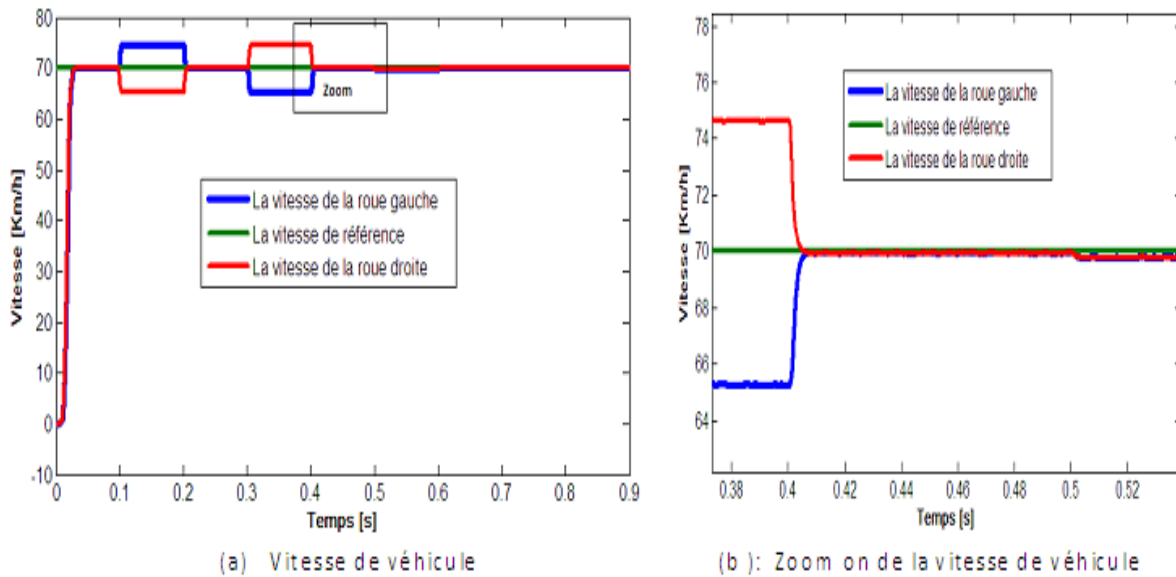


FIGURE 3.31: (a) : Vitesse du véhicule, (b) : Zoom in de la vitesse obtenu avec le régulateur ANFISC

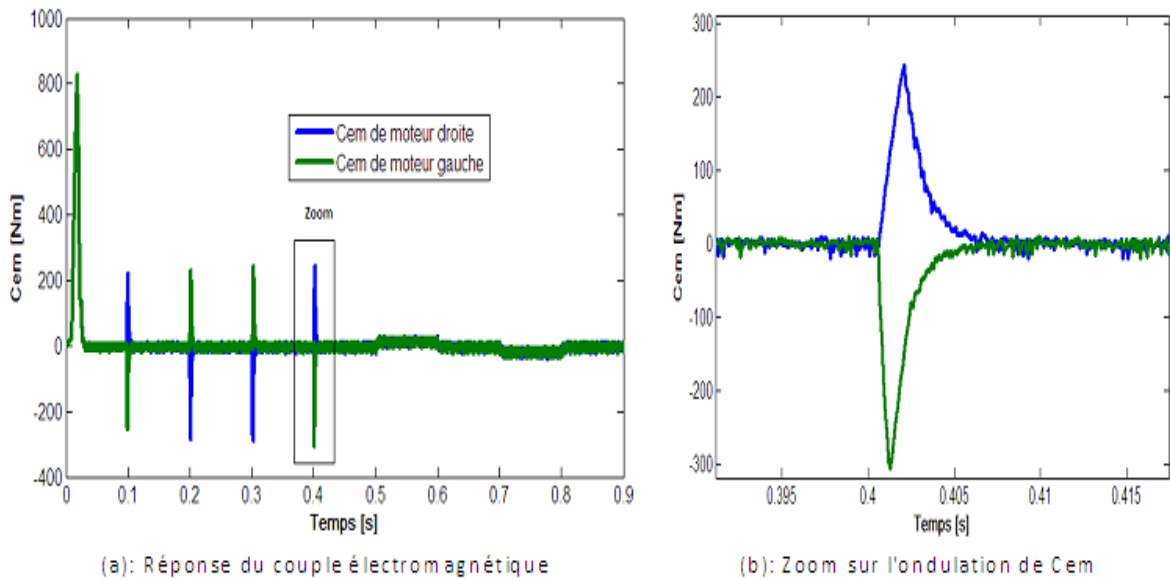


FIGURE 3.32: (a) : Réponse du couple électromagnétique, (b) : Zoom sur l'ondulation de Cem obtenu avec le régulateur ANFISC

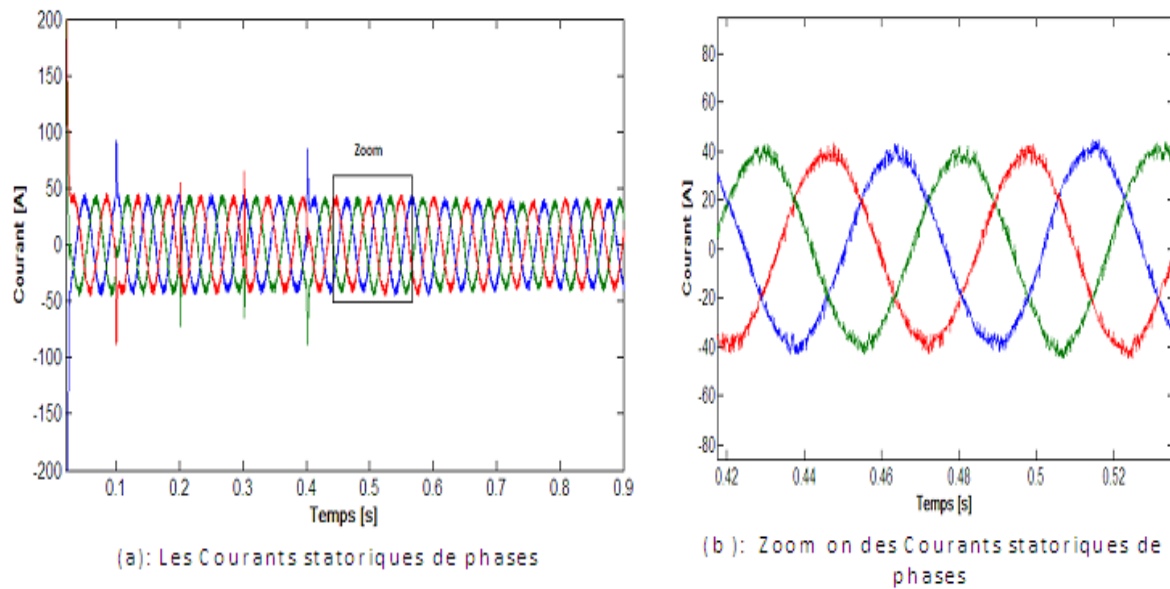


FIGURE 3.33: (a) : Les Courants statoriques de phases, (b) : Forme d'onde des courants statoriques obtenu avec le régulateur ANFISC

courant de phase respectivement obtenus avec la commande ANFISC. En tenant compte de de changement de la position de la pédale d'accélération ainsi qu'un profil de la route qui varie en fonction des virages, des positions montantes et descendantes et plates.

Les résultats obtenus illustrent clairement les bonnes performances dynamiques en termes de vitesse et de couple de la commande vectorielle indirecte à flux rotorique avec les régulateurs ANFISC. Cependant, on peut observer que le régulateur ANFISC procure une très bonne réponse dynamique de vitesse que celle réalisée avec le régulateur INFC. En outre, on peut constater une réduction des ondulations de couple et de courant toute en assurant un comportement efficace dans tous les types de contraintes de la route. Ainsi ce compensateur rend le système ANFIS plus adaptatif et plus robuste contre la variation des paramètres.

3.14 Conclusion

Dans la première partie de ce chapitre, nous avons présenté une étude détaillée sur le la LF et les RNAs. Nous avons présenté une méthodologie complète de la construction de la relation entrée-sortie à partir de règles floues. Nous avons ensuite présenté l'élément essentiel du réseau de neurones qui est le neurone formel. Par la suite les modèles dynamiques des réseaux de neurones sont décrits d'une manière plus détaillée, ce qui nous a permis de déduire que ces derniers possèdent des caractéristiques unique telle que : la capacité d'apprentissage et la mémoire distribuée. Ces caractéristiques avantageuses ont fait des réseaux de neurones l'outil préféré de chercheurs dans différents domaines.

Comme la logique floue est une théorie très puissante qui permet d'obtenir des conclusions et de générer de réponses à partir de l'information incomplète ou imprécise, là où les modèles mathématiques du système sont inconnus ou difficile à extraire . Ainsi, l'introduction de la logique floue dans un processus a pour but de lui ajouter une dimension. Pour cette raison, des recherches très poussées ont conduit au développement des approches hybrides basées sur l'interaction entre la logique floue et les réseaux de neurones, pour la conception des contrôleurs flous adaptatifs. Parmi ces techniques, on trouve les systèmes neuro-flous qui sont de puissants concurrents dans le domaine de l'optimisation et de l'apprentissage.

Dans la deuxième partie, nous avons présenté la structure de régulateur NF classique et une nouvelle structure NFC ainsi que l'algorithme d'apprentissage utilisé dans notre application.

Afin de juger sur le même pied d'égalité le régulateur NFC et le régulateur NF classique, nous les avons ramenés aux mêmes gains en entrée et en sortie. Les résultats obtenus montrent que l'utilisation du contrôleur NFC a donné une amélioration des performances dynamiques pour le régime transitoire relatif à l'essai du contrôleur à structure NF classique, le temps de réponse et le dépassement de la vitesse du véhicule sont bien meilleurs avec le contrôleur NFC qu'avec un NF classique car le régulateur NFC peut ajuster le degré de compensation. Les tests de robustesse effectués pour le contrôleur ont été faits en variant les gains de commande du régulateur. Dans la deuxième partie, nous avons présenté une comparaison entre deux contrôleurs NFC qui sont le contrôleur INFC et le contrôleur ANFISC, les résultats de simulations obtenus en terme de couple électromagnétique et de vitesse du véhicule sont bien meilleurs avec le régulateur ANFISC qu'avec le régulateur INFC, car le correcteur ANFISC peut réajuster les paramètres liés aux prémisses et conclusions ainsi que la dynamique des règles floues.

Paramètres du moteur asynchrone

37 kW, 50 Hz; 400/230 V; 64/111 A, 241.7 Nm; 2960 trs/min, $R_s = 85,1 \text{ m}\Omega$; $R_r = 65,8 \text{ m}\Omega$; $L_s = 31,4 \text{ mH}$; $L_r = 29,1 \text{ mH}$; $L_m = 29,1 \text{ mH}$; $J = 0,23 \text{ kg.m}$.

Paramètres du véhicule

$M_v = 1540 \text{ kg}$, $S_f = 1,8 \text{ m}^2$; $R_w = 0,3 \text{ m}$; $C_{rr} = 0,015$; $C_{px} = 0,25$; $g = 9,81 \text{ m/sec}^2$; $\rho = 0,23 \text{ kg/m}^3$;

Conclusion générale

Au cours de cette dernière décennie, l'accroissement des émissions polluantes des véhicules génèrent notamment l'augmentation de la concentration de dioxyde de carbone dans l'atmosphère qui engendre le réchauffement climatique. L'électrification de la chaîne de traction de véhicule semble alors la bonne solution en terme de transport au problème d'émission de gaz à effet de serre et de puisement de ressources fossiles.

Le travail que nous avons présenté vise d'une part à évoluer l'intérêt des commandes non linéaires d'un VE et d'autre part à examiner l'apport des stratégies de commande à base de l'intelligence artificielle (logique floue, réseaux de neurones et compensateurs floue). L'architecture utilisée pour l'étude est un véhicule tout électrique à entraînement directe, propulsé par deux moteurs asynchrones commandés indépendamment en utilisant un différentiel électronique. Ces moteurs sont alimentés par des batteries d'accumulateur à travers deux onduleurs triphasés pour entraîner les deux roues arrières du véhicule.

Un ensemble des stratégies de commande ont été déterminées d'une part à partir des modèles obtenus et d'autre à l'aide de la commande vectorielle indirecte à flux rotorique orienté. Nous nous sommes intéressés à la commande en vitesse d'un VE en utilisant le régulateur PI classique puis le régulateur par ode glissant. A traverses les résultats obtenus, nous avons pu constater que le régulateur par mode glissant présente de meilleures performances de poursuite par rapport au régulateur PI classique. Les avantages de cette technique se trouvent dans le fait qu'elle utilise toute la force de commande pour compenser l'effet des perturbations extérieures, malheureusement elle sollicite très fortement l'organe de commande avec une haute fréquence qui risque d'endommager ce dernier. Ainsi ces schémas de commande ne constituent un choix utile que si les incertitudes non structurelles sont négligées.

Dans le cadre de notre travail, les incertitudes non structurelle sont considérées comme caractéristiques importantes. Ces schémas de commande sont donc inadéquats pour des processus inconnus et mal précis. Par ailleurs, la combinaison de la logique floue et les réseaux de neurones, nous a permis de synthétiser deux approches neuro-floues dotées d'un compensateur flou en vue de réajuster les paramétrés liés aux prémisses et conclusions ainsi que la dynamique des règles floues, afin d'accélérer la convergence vers les performances de poursuite.

Les résultats de simulations obtenus en terme de temps de réponse et dépassement de la vitesse du véhicule sont bien meilleurs avec le contrôleur neuro-flou doté d'un compensateur qu'avec le neuro-flou classique, car le régulateur neuro-flou doté d'un compensateur peut ajuster même la dynamique des règles floues à travers l'adaptation du degré de compensation. Les tests de robustesse effectués à travers la variation des gains de commande appropriés aux régulateurs montre que les performances de poursuite sont maintenues, ce qui prouve la robustesse de ce régulateur. Par ailleurs, les stratégies de commande proposées peuvent être appliquées à d'autres types de chaînes de traction en particulier dans le domaine des véhicules hybrides, en vue d'améliorer l'autonomie et la stabilité du véhicule.

En perspectives, il serait judicieux d'appliquer expérimentalement ces deux approches de commande neuro-floue sur un VE afin, de déterminer d'une part la validité de notre modèle de simulation et nos stratégies de commande déduites. D'autre part de déduire l'influence des erreurs de modélisation sur la synthèse d'une stratégie de commande utilisée.

Bibliographie

- [1] Espanet C., (1999), *Contribution à Modélisation et conception optimal de moteur sans balais à structure inversée application au moteur-roue*. Thèse de doctorat, université de Franche-Comté.
- [2] Kermani S., (2009), *Gestion énergétique de véhicule hybride de la simulation à la commande temps réel*. Thèse de doctorat, valenciennes et du Hainaut Cambrésis.
- [3] Jaballah N.,(2011), *Observateurs robustes pour le diagnostic et la dynamique des véhicules*. Thèse de doctorat, Paul Cézanne Aix-Marseille III.
- [4] Tabti K.,(2015),*Développement d'une commande hybride Appliquée à la stabilité latérale d'un véhicule électrique*. Thèse de doctorat, Université Mohamed Boudiaf.
- [5] Gasbaoui B., Chaker A., Laoufi A., Allaoua B., Nasri A.(2011), *The Efficiency of Direct Torque Control for Electric Vehicle Behavior Improvement* . Serbian Journal Of Electrical Engineering , pp. 227-246.
- [6] Zulkiflie I, Nurazlin M.Y., Marizan S., Jurifa M. L., Ahmad Shukri A. H, Fizatul A.P.(2009), *Electric differential with SVPWM direct torque control using five-leg inverter for electric vehicles*. Journal of Theoretical and Applied Information Technology, pp. 599-609.
- [7] Hartani K., Miloud Y., Miloudi A.(2010), *Electric Vehicle Stability with Rear Electronic Differential Traction*. EFEEA'10 International Symposium on Environment Friendly Energies in Electrical Applications.
- [8] Tabbache B., Kheloui A., Benbouzid M.(2010), *An Adaptive Electric Differential for Electric Vehicles Motion Stabilization*. IEEE Transactions on vehicular technology, pp. 104-110.
- [9] Hartani K., Bourahla M., Miloud Y., Sekour Y.(2009), *Electronic Differential with Direct Torque Fuzzy Control for Vehicle Propulsion System*. Turk J Elec Eng & Comp Sci, pp. 22-38.

- [10] Nasri A., Hazzab A., Bousserhane I.K., Hadjeri S. Sicard P., (2009). *Fuzzy-Sliding Mode Speed Control for Two Wheels Electric Vehicle Drive*. Serbian journal of electrical engineering, pp. 227-246.
- [11] Nouh I., (2008), *contribution au développement d'un simulateur pour les véhicule électrique routière*. Thèse de doctorat, université de technologie de Belfort-Montbéliard.
- [12] Delprat S., (2002), *Évolution de stratégies de commande pour les véhicules hybrides parallèles*. Thèse de doctorat, université Valenciennes.
- [13] Mestre V., (2007), *Étude et Simulation d'un Véhicule Électrique à Moteur synchrone mono source*. Thèse de doctorat, École Centrale de Lille.
- [14] Sadoun R., (2013), *Intérêt d'une Source d'énergie Électrique Hybride pour véhicule électrique urbain-dimensionnement et tests de cyclage*. Thèse de doctorat, École centrale de Lille.
- [15] IEA, (2012), *World Energy Outlook Special Report on Unconventional Gas*. Golden Rules for a Golden Age of Gas, IEA, 2012.
- [16] Mathieu Y., (2010), *Un point sur les ressources en hydrocarbures*, IFP Energies Nouvelles.
- [17] Maugeri L., (2012), *Oil : The Next Revolution*, Harvard Kennedy School.
- [18] Vital, United Nations Environment Programme :www.unep.org, GRID-Arendal : www.grida.no, Vital climat change Graphics, <http://www.vitalgraphics.net/document/climate-change-update.v5.pdf>.
- [19] Adame, Quel temps fera-t-il demain ?, le changement climatique, Ademe (Agence de l'environnement et de la maîtrise de l'énergie), <http://www.ademe.fr/particuliers/Fiche/climat/index.html>.
- [20] Gouv, *Mission interministérielle de l'effet de serre*, <http://www.effet-de-serregouv.fr>
- [21] ESA Portal, (2001), *le réchauffement de la planète : mythe ou réalité?*, http://www.esa.int/esa_CP/Pr-14-2001-i-fr.
- [22] Khoucha F., Khoudiri A., Benbouzid M., Kheloui A. (2011), *Commande DTC d'une propulsion moteur asynchrone / onduleur multiniveaux asymétrique pour un véhicule électrique*. European Journal of Electrical Engineering 14, pp. 237-254.
- [23] Khoucha F., Marouani K., Kheloui A. Benbouzid M.E.H.(2009), *A Sensorless Direct Torque Control Scheme Suitable for Electric Vehicles*. Electromotion 16, pp. 89-97.

- [24] Zulkiflie I., Nurazlin M.Y., Marizan S., Jurifa M.L., Ahmad Shukri A.H., Fizatul A.P., (2012), *Electric differential with SVPWM direct torque control using five-leg inverter for electric vehicles*. Journal of Theoretical and Applied Information Technology, pp. 599-609.
- [25] Arif A., (2013), *Amélioration des performances d'un véhicule électrique alimenté par une source photovoltaïque*. Thèse de doctorat, université Mohamed Khider - Biskra.
- [26] Multon B., (2001), *Motorisation de véhicule électrique*, Technique de ingénieur, Traité Électronique, E3996.
- [27] Dubray A., (2002), *Adaptation des lois de gestion d'énergie de véhicule hybride suivant le profil de mission suivi*. Thèse de doctorat, L'INPG.
- [28] Gaoua Y., (2014), *modèles mathématiques et techniques d'optimisation non linéaire et combinatoire pour la gestion d'énergie d'un système multi-source : vers une implantation temps réel pour différentes structures électriques de véhicules hybrides*. Thèse de doctorat, université de Toulouse.
- [29] Souffran G., (2012), *Dimensionnement de la chaîne de traction d'un véhicule électrique hybride basé sur une modélisation stochastique de ses profils de mission*. Thèse de doctorat, université de Nantes.
- [30] Daanoune A., (2012), *Contribution à l'étude et à l'optimisation d'une Machine Synchrone à Double Excitation pour Véhicules Hybrides*. Thèse de doctorat, université de Grenoble.
- [31] Multon B., Hirsinger L. (1996), *Problème de la motorisation d'un véhicule électrique*. revue 3EI, pp. 55-64.
- [32] Pusca R., (2002), *Contribution au pilotage d'une plate-forme mobile d'essais constituants d'une chaîne de traction électrique* .
- [33] Bernard M., (1995), *Problème de la Motorisation d'un Véhicule Électrique*, École Supérieur de Cachan.
- [34] Caron J.P., (1995), *modélisation et commande de la machine asynchrone*. Edition TCHNIP.
- [35] Robyns B., François B., Degobert P., Hautier JP., Caron J.P., (2007), *Commande vectorielle de la machine asynchrone*. Edition TCHNIP.
- [36] Carlos C., (2000), *Modélisation contrôle vectorielle et DTC, commande des moteurs asynchrones 1* . Edition Hermes science, Europe.

- [37] Bechouche A., (2013), *Utilisation des techniques avancées pour l'observation et la commande d'une machine asynchrone : application à une éolienne*. Thèse de doctorat, Université MMTO.
- [38] Sturtzer G., Smigiel E.,(2000) *Modélisation et commande des moteurs triphasés*,Édition Ellipses.
- [39] AVERE, *Outil et Solution de Mobilité Urbaine Individuelle et Électrique* : Association véhicule électrique routier européen, www.averre.org.
- [40] Mehazzem F., (2010), *Contribution à la Commande d'un Moteur Asynchrone destiné à la Traction électrique*. Thèse de doctorat, École Doctorale ICMS.
- [41] Mosdale R., (2003), *transport Électrique Routier-Batteries pour Véhicule Électrique*. Technique de ingénieur, Traité Génie Électrique, D5665.
- [42] Bastiani P., (2001), *Stratégies de Commande Minimisant les pertes d'un ensemble convertisseur machine alternative : Application à la traction Électrique*. Thèse de doctorat, INSA Lyon.
- [43] Benderradji D.,(2010), *Contribution à la Commande Robuste de la Machine à Induction*. Thèse de doctorat, université de Batna.
- [44] Blaschke F. (1972) *The principle of field orientation as applied to the new transvector closed-loop control system for rotating-field machine*. Siemens Reviews, <http://www.researchgate.net/publication/239064226-The-principle>.
- [45] Bharat B., Madhusudan S. and Prem P., (2011), *Performance Analysis of Field Oriented Induction Motor using Fuzzy PI and Fuzzy Logic based Model Reference Adaptive Control*. IJ-International Journal of Computer Applications, pp. 0975-8887.
- [46] Purwanto E., Soebagio I., Mauridhi H., (2012), *Application of vector control method for Developing anfis observer as speed sensor for Induction motor speed control in electric vehicle*. SAVAP International, pp. 2223-9553.
- [47] Ben ameur bazine I., (2008), *Identification en boucle fermée de la Machine asynchrone : Application 'a la détection de défaut*. Thèse de doctorat, Université de Poitiers.
- [48] Ghers F.,(2006), *Application des techniques de commandes intelligentes pour le contrôle d'une machine asynchrone*. Thèse de doctorat, Université Badji -annaba.

- [49] Baghli L., (1999), *Contribution de la commande de la machine asynchrone, utilisation de la logique floue, des réseaux de neurones et des algorithmes granitiques* . Thèse de doctorat, Université Henri Poincaré, Nancy I.
- [50] Brakni E.M.,(2011), *Réseaux de neurones artificiels appliqués à la méthode Électromagnétique transitoire infinitem* . Mémoire présenté à L'université du Québec à Chicoutimi Comme exigence partielle De la maîtrise en ingénierie.
- [51] Kouzi K.,(2008), *Contribution des techniques de la logique floue Pour la commande d'une machine a induction sans Transducteur rotatif*, Thèse de doctorat, Université de Batna.
- [52] Joycer O., Arturo M., Pedro P. and David R. (2011), *A Supervised Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System Controller for a Hybrid Electric Vehiclés Power Train System*, IEEE International Conference on Control and Automation, pp. 404-409.
- [53] Eltamaly A., lolah A.I., and Basem M.B., (2010), *Fuzzy Controller for Three Phases Induction Motor Drives*, Conference IEEE.
- [54] Talbi N.,(2014), *Conception des Systèmes d'inférence Floue par des Approches Hybr ides : Application pour la Commande et la Modélisation des Systèmes Non linéaires* . Thèse de doctorat, Université Constantine.
- [55] Chaiba A.,(2010), *Commande de la machine asynchrone A double alimentation par des techniques de L'intelligence artificielle*. Thèse de doctorat, Université de Batna.
- [56] Mellah R., (2006), *Contribution de la commande adaptative, Application a la robotique*. Thèse de doctorat, Université Houari Boumediene.
- [57] Chekroun S.,(2009), *commande neuro-floue sans capteur De vitesse d'une machine asynchrone Triphasée*. Thèse de doctorat, ENSET d'Oran.
- [58] Zhang Y-Q. and Kandel, A. (1998), *Compensatory neuro-fuzzy systems with fast learning algorithms*, IEEE Transaction on Neural Networks, pp.83-105.
- [59] Lucea M.,(2006), *Modélisation dynamique par réseaux de neurones et machines à vecteurs supports : contribution à la maitrise des émissions polluantes de véhicules automobiles*. Thèse de doctorat, Université Paris VI.
- [60] Kabache N., (2006), *Amélioration des performances de la commande d'un moteur asynchrone à cage et élaboration d'un estimateur universel de ces paramètres en utilisant les réseaux de neurones artificiels*. Thèse de doctorat, Université de Boumerdès.

- [61] Fakhreddine K.,(2004), *Soft Computing and Intelligent Systems Desig.* Edition Wesely.
- [62] Oussar Y., (1998), *Réseaux d'ondelettes et réseaux de neurones pour la modélisation statique et dynamique de processus.* Thèse de doctorat, Université de Paris VI.
- [63] Cheng-Jian L., Chi-Yung L. and Cheng-Chung C., (2006), *Temperature control using neuro-fuzzy controllers with compensatory operations and wavelet neural networks* . Journal of Intelligent Fuzzy Systems, pp. 145-157.
- [64] Janiaud N.,(2011), *Modélisation du système de puissance du véhicule électrique En régime transitoire en vue de l'optimisation de l'autonomie, Des performances et des couts associes,* thèse de doctorat, Université Paris sud.
- [65] Mellah R.,Toumi R., Catoire L. and Kinnaert M.,(2015), *Compensatory Neuro-fuzzy Control of Bilateral Teleoperation System.* IEEE, pp. 382-387.
- [66] Janiaud N.,(2011), *Modélisation du système de puissance du véhicule électrique En régime transitoire en vue de l'optimisation de l'autonomie, Des performances et des couts associes.* Thèse de doctorat, Université Paris sud.
- [67] Osorio J., Molina A., Ponce P., Romero D., (2011), *A Supervised Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System Controller for a Hybrid Electric Vehicles Power Train System.* TIEEE International Conference on Control and Automation (ICCA), pp. 19-21.
- [68] Mazhar M. (2012), *Ultracapacitor/Battery Hybrid Energy Storage Systems for Electric Vehicles,* University of Toronto.
- [69] Limin P., Woo P.Y. (2002), *Neural fuzzy control system for robotic manipulators.* IEEE , pp. 53-63.

Publications dans des revues internationales

Houacine K., Mellah R. and Guermah S., (2013), *Neural fuzzy control of driving wheels for electric vehicle*. IEEE Conference, ICSC'13.

Houacine K. Mellah R.,(2014), *Neuro-Fuzzy Control of Induction Motor drive for Electric Vehicle*.ICMS'2014, pp. 104-112.

Houacine K., Mellah R. and Guermah S., (2015), *Compensatory neural fuzzy control for two wheels electric vehicle drive*. IJEHV, pp. 189-207.

