

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

## Université Amar Telidji - Laghouat



**Faculté de Technologie**

**THÈSE DE DOCTORAT EN SCIENCES**

**Spécialité : Automatique**

**Présentée et soutenue publiquement  
Par**

**ABDERREZEK Hadjer**

**THEME**

**Contribution à la Commande du Convertisseur DC/DC Par L'Utilisation des  
Techniques Intelligentes**

**JURY :**

<b>Mr MAHI Djilali</b>	<b>Président</b>	<b>Professeur</b>	<b>Université Amar Telidji - Laghouat</b>
<b>Mr AMEUR Aissa</b>	<b>Rapporteur</b>	<b>MCA</b>	<b>Université Amar Telidji - Laghouat</b>
<b>Mr GHOGGAL Adel</b>	<b>Examineur</b>	<b>MCA</b>	<b>Université de Biskra</b>
<b>Mr SAADI Slami</b>	<b>Examineur</b>	<b>MCA</b>	<b>Université de Djelfa</b>
<b>Mrs KOUZI Katia</b>	<b>Examineur</b>	<b>MCA</b>	<b>Université Amar Telidji - Laghouat</b>

---

## AVANT PROPOS

Je remercie Monsieur **A. AMEUR**, Maître de Conférences classe A au département d'électrotechnique de l'Université de Laghouat, pour avoir accepté d'être le rapporteur de cette thèse. Je voudrais lui exprimer toute ma gratitude très profonde pour la grande confiance qu'il m'a accordée et pour son aide à la rédaction de cette thèse.

J'exprime mes vifs remerciements à monsieur **M.N. HARMAS**, Professeur des universités à l'Université de Sétif, pour son aide, ses conseils précieux et ses encouragements incessants durant la réalisation de ce travail.

Je tiens à remercier très profondément :

Monsieur **D. MAHI**, Professeur des universités à l'université de Laghouat, pour sa participation au jury de cette présente thèse en tant que président.

Messieurs : **A. GHOGGAL**, Professeur des universités de l'université de Djelfa, **S. SAADI**, Maître de Conférences classe A au département d'électronique de l'Université de Djelfa, et **K. KOUZI**, Maître de Conférences classe A au département d'électrotechnique de l'Université de Laghouat pour avoir accepté de juger ce travail, en tant que membres de Jury.

Que toutes les personnes ayant contribué de près ou de loin, directement ou indirectement à l'aboutissement de ce travail et à l'impression de cette thèse, trouvent ici le témoignage de ma profonde reconnaissance, je les remercie vivement pour leur aide précieuse et pour avoir mis à ma disposition leur expérience.

Les derniers mots vont naturellement à ma famille. Je tiens à exprimer ma gratitude et mes grands remerciements à mes parents (surtout à ma maman) et aux familles de mes frères (Mouslem et Abdessamie) et mes sœurs (Takwa, Kawther et Ikhlas) et mon époux Zaki et ma fille Nour et mon fils Ziyad pour leur soutien et leurs encouragements tout au long de mes études.

---

# Sommaire

<b>Introduction générale</b> .....	1
<b>Chapitre I : Etat de l'art de la commande des convertisseurs DC-DC</b>	
I.1. Introduction .....	6
I.2. Généralités sur les convertisseurs statiques de puissance.....	6
I.3. les convertisseurs alternatif-continu (DC/DC).....	7
I.4. Domaines d'application des convertisseurs DC/DC.....	8
I.5. Etat d'art de la Commande des convertisseurs DC/DC .....	9
I.6. points de notre contribution.....	12
<b>Chapitre 2 : Modélisation des Convertisseurs DC/DC</b>	
II.1. Introduction.....	13
II.2. Mode du fonctionnement du convertisseur statique.....	13
II.3. Les convertisseurs DC-DC.....	13
II.4. Convertisseur dévolteur (Buck Converter).....	19
II.4.1. Mode de conduction continue.....	20
II.4.2. Mode de conduction discontinue.....	21
II.5. Rendement du convertisseur statique.....	22
II.6. La modélisation mathématique de convertisseur dévolteur (Buck).....	23
II.6.1. Modèle moyen de convertisseur dévolteur (Buck) avec pertes inclus.....	24
II.6.1.1. En mode de conduction continu.....	24
II.6.1.2. En mode de conduction discontinu.....	29
II.7. Conclusion .....	31
<b>Chapitre 3 : COMMANDE ROBUSTE DES CONVERTISSEURS DC-DC</b>	
III.1. Introduction.....	32
III.2. La commande par mode glissant.....	32
III.2.1. Choix de la surface de glissement.....	33
III.2.2. Conditions de convergence et d'existence (stabilité).....	34
III.2.2.1. La fonction discrète de commutation .....	34
III.2.2.2. La fonction de Lyapunov .....	34
III.2.3. Synthèse de la loi de commande.....	35
III.2.3.1. Commande équivalente .....	35
III.2.3.2. Commande de commutation .....	37
III.2.4. Les Avantages et les inconvénients de cette commande .....	38

III.2.5. Commande par mode glissant du convertisseur Buck dc/dc .....	39
III.2.5.1. Synthèse de l'algorithme de commande.....	40
III.3. Principes généraux de la commande Synergétique.....	41
III.3.1. Introduction à la commande synergétique .....	41
III.3.1.1. Principe de la synergie.....	41
III.3.1.2. Caractères général.....	41
III.3.1.3. Spécificité par domaine d'application.....	42
III.3.1.4. Notion de base de la synergétique.....	42
III.3.2. Présentation de la théorie de la commande synergétique.....	43
III.3.3. Principes de la commande synergétique .....	44
III.3.4. Procédé général de la commande synergétique.....	45
III.3.5. Conception de la Commande synergétique du convertisseur Buck dc-dc .....	47
III.3.5.1. Synthèse de l'algorithme de commande.....	48
III.3.5.1.1. Le choix de la macro-variable.....	48
III.3.5.1.2. Loi de commande synergétique.....	48
III.3.5.2. Résultats de simulation .....	49
III.3.5.3. Test de la Robustesse par SMC et SYC .....	51
III.4. La Commande Non-singulier Terminal Mode Glissant.....	52
III.4.1. Introduction à la commande non-singulière terminale mode glissant .....	52
III.4.2. Commande Terminal Mode Glissant Du Convertisseur Buck dc-dc.....	53
III.4.2.1. Synthèse de La Loi de Commande .....	53
III.4.2.2. Résultats de simulation .....	55
III.5. Commande Non-singulier Terminale Synergétique .....	56
III.5.1. Commande Terminal Synergétique du Convertisseur DC-DC Buck.....	56
III.5.1.1. Synthèse de La Loi de Commande.....	56
III.5.1.2. Résultats de simulation.....	57
III.5.1.3. Test de la Robustesse par TSMC et TSYC.....	58
III.6. Commande Adaptative Terminal Mode Glissant et Synergétique.....	60
III.6.1. Généralités sur la commande adaptative.....	60
III.6.1.1. Concept de la commande adaptative.....	61
III.6.1.2. Synthèse de la loi de commande adaptative .....	61
III.6.2. Commande Adaptative Terminal Mode Glissant du Convertisseur Buck dc/dc.....	62
III.6.2.1. Synthèse de la loi de commande .....	62
III.6.2.2. Résultats de simulation.....	64

III.6.3. Commande Adaptative Terminal Synergétique.....	65
III.6.3.1. Synthèse de la loi de commande .....	65
III.6.3.2. Résultats de simulation.....	66
III.6.3.3. Test de la Robustesse par ATSMC et ATSYC .....	67
III.7. Conclusion .....	68
<b>Chapitre 4 : Techniques Intelligentes dédiées à la commande des convertisseurs DC-DC</b>	
IV.1. Introduction.....	69
IV.2. Rappels sur les systèmes flous.....	69
IV.2.1. Principe de la logique floue.....	69
IV.2.2. Domaines d'application.....	70
IV.2.3. Avantages et inconvénient de la commande par logique floue .....	71
IV.3. Commande par la logique floue du convertisseur Buck <i>DC/DC</i> .....	72
IV.3.1. Résultats de simulation.....	74
IV.3.2. Test de robustesse.....	75
IV.4. Commande Prédictive.....	77
IV.4.1. Principe de base.....	77
IV.4.2. Eléments de la Commande Prédictive.....	78
IV.4.2.1.Fonction Objectif.....	80
IV.4.2.2.Modélisation.....	81
IV.4.2.2.1.Modèle de connaissance .....	81
IV.4.2.2.2.Modèle de comportement global entrée-sortie.....	81
IV.4.2.2.3.Modèle de prédiction du processus.....	81
IV.4.3.Optimisation.....	82
IV.4.3.1.Types des contraintes.....	82
IV.4.3.2. Optimisation sous contraintes.....	83
IV.4.3.3. Le Choix deshorizons.....	84
IV.4.4. Rappels sur les réseaux de neurones artificiels(RNA).....	84
IV.4.4.1. Neurone formel.....	84
IV.4.4.2. La fonction d'activation (transfert).....	85
IV.4.4.3. Définition des réseaux de neurones artificiels (RNA).....	86
IV.4.4.4. Apprentissage.....	86
IV.4.4.4.1. Apprentissage supervisé.....	86
IV.4.4.4.2. Apprentissage non supervisé.....	86
IV.4.4.5. La rétropropagation.....	86

IV.4.5. Commande prédictive neuronal du convertisseur Buck <i>DC/DC</i> .....	87
IV.4.5.1. Résultats de simulation.....	89
IV.4.5.2. Test de la robustesse .....	90
IV.5. Systèmes Neuro-flous.....	92
IV.5.1 Définition.....	92
IV.5.2. Méthodes des combinaisons neuro-floues.....	93
IV.5.3. Quelques types des systèmes neuro-flous .....	94
IV.5.4. Modèle de l'ANFIS.....	95
IV.5.4.1. Architecture de l'ANFIS.....	95
IV.5.4.2. Algorithme d'apprentissage.....	99
IV.6. Commande ANFIS du convertisseur Buck <i>DC/DC</i> .....	99
IV.6.1. Résultats de simulation.....	100
IV.6.2. Test de la robustesse.....	101
IV.7. Conclusion.....	102
<b>Chapitre 5 : Optimisation Méta-heuristique des commandes du convertisseur DC/DC.</b>	
V.1. Introduction .....	103
V.2. Fondements, définition et principe de base.....	103
V.2.1. Principes généraux des Algorithmes Génétiques .....	104
V.2.2. Fonctionnement d'un Algorithme Génétique .....	106
V.2.3. Opérateurs et paramètres de l'Algorithme génétique .....	107
V.2.3.1. Codage des chromosomes .....	107
V.2.3.2. Initialisation de la population .....	107
V.2.3.3. La fonction d'adaptation .....	107
V.2.3.4. Evaluation .....	108
V.2.3.5. Sélection .....	108
V.2.3.6. Croisement .....	109
V.2.3.7. Mutation .....	111
V.2.4. L'algorithme génétique hybride .....	112
V.2.4.1. Méthode de Gradient .....	112
V.2.4.2. Méthode Simplex Ou de Nelder-Mead .....	113
V.2.5. Choix des paramètres d'un algorithme génétique .....	113
V. 3. L'algorithme d'Optimisation par Essaim Particulaire(OEP) .....	114
V.3.1. Principe de fonctionnement .....	114
V.3.2. Les éléments de l'OEP.....	115

V.3.3. Principe fondamental .....	115
V.3.4. Pseudo code d'algorithme .....	116
V.3.5. Optimisation par essaim des particules modifiée (MPSO) .....	117
V.4. L'algorithme des chauves-souris (Bat algorithm) .....	118
V.4.1. Echolocation des chauves-souris .....	118
V.4.1.1. Comportement des microchiroptères .....	118
V.4.1.2. L'acoustique d'écholocation .....	119
V.4.2. Optimisation par l'algorithme des chauves-souris .....	120
V.5. Optimisation des paramètres des commandes robuste et intelligents par les algorithmes évolutives .....	123
V.5.1. Optimisation des paramètres des contrôleurs ATSMC et ATSYC utilisant des Algorithmes Génétiques (GA) .....	123
V.5.2. Optimisation des paramètres du ATSMC et ATSYC par la technique PSO.....	125
V.5.3. Optimisation des paramètres du ATSMC et ATSYC par la technique PSO Modifié.....	126
V.5.4. Optimisation des paramètres du contrôleur ATSYC basé sur les systèmes floue par la technique.....	127
V.5.5. Optimisation des paramètres du contrôleur ATSYC basé sur les systèmes floue par l'algorithme Bat (chauves-souris).....	129
V.6. Conclusion .....	130
<b>Conclusion générale</b> .....	131

## **ANNEXES**

## Liste des figures

<b>Figure I.1</b> : Diagramme des divers types de convertisseurs statiques en électronique de puissance.....	<b>06</b>
<b>Figure I.2</b> : Principe de base d'un hacheur .....	<b>07</b>
<b>Figure I.3</b> : Système d'alimentation d'un ordinateur portable .....	<b>08</b>
<b>Figure I.4</b> : Moteurs à courant continu à excitation séparée .....	<b>09</b>
<b>Figure II.1</b> : Convertisseur Boost (élevateur de tension) .....	<b>15</b>
<b>Figure II.2</b> : Convertisseur Boost durant l'état on .....	<b>15</b>
<b>Figure II.3</b> : Convertisseur Boost durant l'état off.....	<b>15</b>
<b>Figure II.4</b> : Convertisseur Buck-Boost .....	<b>16</b>
<b>Figure II.5</b> : Convertisseur Buck-Boost durant l'état on .....	<b>17</b>
<b>Figure II.6</b> : Convertisseur Buck-Boost durant l'état off.....	<b>17</b>
<b>Figure II.7</b> : Convertisseur Cuk.....	<b>18</b>
<b>Figure II.8</b> . Le schéma de base du convertisseur dévolteur (Buck converter).....	<b>20</b>
<b>Figure II.9</b> . Formes d'ondes des tensions et courants dans un convertisseur Buck en MCC..	<b>20</b>
<b>Figure II.10</b> : Forme d'ondes des tensions et courants en MCD.....	<b>22</b>
<b>Figure II.11</b> . Le circuit équivalent de convertisseur dévolteur (Buck) avec les pertes inhérentes aux éléments du circuit électrique.....	<b>24</b>
<b>Figure II.12</b> . Schéma de convertisseur abaisseur (Buck), lorsque M est à l'état ON.....	<b>26</b>
<b>Figure II.13</b> . Schéma de convertisseur abaisseur (Buck), lorsque M est à l'état OFF.....	<b>27</b>
<b>Figure III.1</b> . La surface de glissement.....	<b>33</b>
<b>Figure III.2</b> . La commande équivalente.....	<b>37</b>
<b>Figure III.3</b> . Représentation de la commande discontinue.....	<b>38</b>
<b>Figure III.4</b> . Illustration du phénomène de broutement.....	<b>39</b>
<b>Figure III.5</b> . Orientation vers un manifold de deux variables $x_1, x_2$ .....	<b>44</b>
<b>Figure III.6</b> . L'orientation vers l'état désiré du système.....	<b>44</b>
<b>Figure III.7</b> . formations des manifolds .....	<b>45</b>
<b>Figure III.8</b> . Représentation graphique de la solution de l'équation fonctionnelle pour de différentes conditions initiales.....	<b>46</b>
<b>Figure III.9</b> . Plan de phase.....	<b>49</b>
<b>Figure III.10</b> . Signaux de simulation de la commande par mode glissant (SMC) et la commande synergétique (SYC).....	<b>50</b>

<b>Figure III.11.</b> Résultats de simulation pour le convertisseur avec variation de la source d'entrée.....	51
<b>Figure III.12.</b> Résultats de simulation pour le convertisseur avec variation de la charge.....	52
<b>Figure III.13.</b> Signaux de simulation pour la commande terminale mode glissant (TSMC)..	56
<b>Figure III.14.</b> Signaux de simulation pour le contrôle synergique terminal (TSYC).....	58
<b>Figure III.15.</b> Résultats de simulation pour le convertisseur avec variation paramétriques ...	59
<b>Figure III.16.</b> Résultats de simulation pour le convertisseur avec variation de la charge.....	60
<b>Figure III.17.</b> Résultats de simulation pour le contrôle adaptatif terminal mode glissant (ATSMC).....	64
<b>Figure III.18.</b> Résultats de simulation de la commande adaptative terminale synergétique (ATSYC).....	66
<b>Figure III.19.</b> Résultats de simulation pour le convertisseur Buck dc/dc avec variation de la tension de source et de la charge.....	67
<b>Figure IV.1.</b> Schéma bloc du control ATSYC basé sur les systèmes Floue.....	73
<b>Figure. IV.2</b> les Fonctions d'appartenance avec cinq ensembles pour la variable « erreur, sa dérivé et la sortie ».....	74
<b>Figure.IV.3 :</b> Commande Floue-ATSYC du convertisseur Buck DC-DC.....	75
<b>Figure IV.4 :</b> Commande ATSYC Floue du convertisseur Buck DC-DC avec variation de la consigne.....	76
<b>Figure IV.5 :</b> Commande Floue ATSYC du convertisseur Buck DC-DC avec variation de la charge.....	76
<b>Figure IV.6:</b> Stratégie de la commande prédictive.....	78
<b>Figure IV.7 :</b> Structure de base d'une commande prédictive .....	80
<b>Figure IV.8 :</b> représentation du neurone artificiel.....	85
<b>Figure IV.9 :</b> résultats de simulation de la commande prédictive neuronal.....	90
<b>Figure IV.10 :</b> résultats de simulation pour le régulateur prédictive neuronal avec variation de la consigne.....	91
<b>Figure IV.11 :</b> résultats de simulation pour le régulateur prédictive neuronal avec variation paramétriques.....	91
<b>Figure IV.12 :</b> Principe du système Neuro-flou.....	92
<b>Figure IV.13</b> Principe de fonctionnement d'un Réseau Neuroflou.....	93
<b>Figure IV.14 :</b> Différents types des systèmes neuro-flous.....	94
<b>Figure IV.15 :</b> L'Architecture de l'ANFIS.....	96
<b>Figure IV.16 :</b> Exemple ANFIS à 2 entées avec 9 règles.....	98

<b>Figure IV.17</b> : résultats de simulation de la commande ANFIS du convertisseur <i>DC/DC</i> ...	100
<b>Figure IV.18</b> : commande ANFIS du convertisseur Buck <i>DC/DC</i> avec variation de la tension de référence.....	101
<b>Figure IV.19</b> : commande ANFIS du convertisseur Buck <i>DC/DC</i> avec variation paramétriques.....	102
<b>Figure V.1.</b> Principe général des algorithmes génétiques.....	105
<b>Figure V.2</b> : Cycle génétique.....	106
<b>Figure V.3</b> : Exemple de sélection par la roulett.....	109
<b>Figure V.4.</b> Croisement à un point de coupure (exemple d'individus à cinq gènes).....	110
<b>Figure V.5</b> : Croisement à deux points (exemple d'individus à six gènes).....	110
<b>Figure V.6</b> : Croisement uniforme.....	111
<b>Figure V.7</b> : Déplacement de la particule.....	116
<b>Figure V.8</b> : Pseudo code de l'algorithme OEP (PSO).....	116
<b>Figure V.9</b> : Pseudo code de l'algorithme MPSO.....	118
<b>Figure V.10</b> : Echolocation.....	119
<b>Figure V.11.</b> Pseudo code de l'algorithme des chauves-souris.....	123
<b>Figure V.12:</b> Résultats of GA-ATSMC approach.....	124
<b>Figure V.13:</b> Results of GA-ATSYC approach.....	124
<b>Figure V.14</b> : ATSMC optimisée par PSO.....	126
<b>Figure V.15</b> : ATSYC optimisée par PSO.....	126
<b>Figure V.16</b> : ATSMC optimisé par MPSO .....	126
<b>Figure V.17</b> : ATSYC optimisé par MPSO.....	127
<b>Figure V.18</b> : Flou ATSYC optimisé par MPSO.....	128
<b>Figure V.19</b> : la sortie du système utilisant les algorithmes : MPSO et BAT.....	130

# Liste des tableaux

<b>Tableau II.1</b> : la complexité de chaque type de convertisseur.....	19
<b>Tableau II.2</b> : le rendement de quelques convertisseurs connus.....	23
<b>Tableau IV.1</b> . Règles d'inférences floues de l'estimateur de $\Psi$ .....	74
<b>Tableau IV.2</b> : les différentes couches d'un système ANFIS.....	98
<b>Tableau V.1</b> : Les gains optimisé par GA du control ATSMC et ATSYC.....	124
<b>Tableau V.2</b> : les paramètres optimaux obtenus par PSO et MPSO de ATSMC et ATSYC.....	127
<b>Tableau V.3</b> : les paramètres optimaux du ATSYC-Flou obtenus par la technique PSO Modifié.....	128
<b>Tableau V.4</b> : les paramètres optimaux obtenus par l'algorithme Bat.....	129

# Abréviations

AC: Alternative Curreant

ANFIS: Adaptive- Network-based Fuzzy Inference System

ATYC : Adaptative Terminal Synergétique Contrôle

CMG : Commande par Mode Glissant.

CPNL : Commande Prédicitive Non Linéaire

DC : Direct Curreant

DCM : mode de conduction discontinue. Discontinuons Conduction Mode.

DDP : Déférence de Potentiel

F.E.M : Force électromotrice

FIS: Floue Inférence System

GA : Génétique Algorithme

MCC : Mode de Conduction Continue

MCD : Mode de Conduction Discontinu

MLI : Modulation de Largeur d'Impulsion.

MPC : Modèle Prédicitive Control

MPSO : Particle Swarm Optimization Modified

MRAC: Commande Adaptative par Modèle de Référence

NEFCLASS: Fuzzy Adaptive Learning Control Network

NEFPROX: Neuro Fuzzy Function Approximator

NTSMC: Non-Singular Terminal Sliding Mode Control

OEP: Optimisation par les Essaimes des Particules

PID: Proportional Integral Derivé

PSO: Particles Swarm Optimization

PWM : Pulse With Modulation

RNA: Réseau de Neurone Artificielle

SMC : Sliding Mode Control

SYC: Synergetic Control

## Symboles

$x$	Le vecteur d'état
$L$	L'inductance
$C$	Le condensateur
$R$	La charge
$V_{in}$	La tension d'entrée
$V_o$	La tension de sortie
$V_D$	La tension directe de diode
$R_L$	La résistance interne de l'inductance $L$
$i_L$	Le courant de l'inductance
$R_M$	La résistance on de l'interrupteur $M$
$R_C$	La résistance interne de $C$
$M$	l'interrupteur ou transistor
$i_o$	Le courant de charge
$V_C$	La tension du condensateur
$V_{ref}$	La tension de référence
$E$	L'erreur entre la sortie et la référence
$\dot{e}$	Le dérivé de l'erreur
$S$	La surface de glissement
$\Psi$	Le manifold synergétique
$\mu$	Degré d'appartenance d'une variable floue
$L$	Les règles floues

## **Introduction générale**

Un convertisseur continu/continu ou hacheur est un convertisseur statique (utilisant des composants à semi-conducteurs) qui permet d'alimenter une charge sous une tension continue réglable, à partir d'une source de tension continue (batterie par exemple).

Les convertisseurs continu/continu sont devenus une composante essentielle des applications industrielles et militaires au cours des dernières décennies. Grâce à leur rendement de plus en plus élevé, leur encombrement, leur poids et leur coût réduits, ils ont remplacé les alimentations classiques linéaires, même pour de faibles niveaux de puissance.

Un convertisseur de puissance peut être caractérisé comme un système périodique, non-linéaire et variant au cours du temps en raison de son fonctionnement basé sur le découpage.

La topologie des éléments dynamiques du système dépend de l'état instantané de chaque interrupteur commandé, ce qui rend la modélisation complexe.

Toutefois, les modèles analytiques des convertisseurs continu/continu à commande PWM sont essentiels pour leur conception et leur analyse dans de nombreuses applications telles que l'automobile, l'aéronautique, l'espace, les télécommunications, la marine, les ordinateurs, les équipements médicaux... Beaucoup d'efforts ont été faits au cours des dernières années pour contrôler les convertisseurs continu/continu. De nombreux des commandes ont été proposés.

En effet, il est nécessaire à développer des contrôleurs non-linéaires pour lesquelles le modèle mathématique est imprécis et ne peut pas facilement obtenu.

Ces contrôleurs doit être robuste vis-à-vis les incertitudes, les perturbations introduites et la variabilité des paramètres du système. Pour répondre à ces défis, notre étude propose la conception des contrôleurs robustes et intelligents.

La commande à structure variable (CSV) qui par sa nature est une commande non linéaire, possède la qualité de robustesse. Elle est basée sur la commutation de fonctions des variables d'état, utilisées pour définir une surface de glissement, dont le but est de forcer la dynamique du système à correspondre à une dynamique choisie par le concepteur indépendamment des paramètres du système et de leurs variations. Quand les trajectoires d'état sont maintenues sur cette surface, le système se trouve en régime glissant. Sa dynamique est alors insensible aux perturbations extérieures et paramétriques tant que les

conditions du régime glissant sont assurées. Cependant le point d'équilibre n'est atteint théoriquement qu'au bout d'un temps infini. Dans le but d'obtenir une convergence en temps fini, une surface de glissement non linéaire est utilisée, la commande est alors qualifiée de mode glissant terminal. Cette dernière peut présenter des points singuliers qu'on peut éluder par une approche dite commande par mode glissant terminal non singulière, mais les limites supérieures des perturbations doivent généralement être connues pour le calcul du gain de commutation [Alou09].

La commande par mode glissant (SMC) a été largement utilisée dans de contrôles robustes approches dans de nombreuses applications non linéaires comme les convertisseurs DC / DC et les stabilisateurs de puissance et un grand effort a été réalisé pour réduire son principal inconvénient : le broutement (chattering) présent en raison de la composante discontinue de la loi de commande. De nombreuses approches ont été proposées pour éliminer le broutement, parmi lesquelles on cite la commande synergétique.

Le contrôle synergétique est comme la commande par mode glissant, basé sur l'idée de base que si on peut forcer un système à évoluer vers un point d'équilibre selon une dynamique choisie par le concepteur à l'aide de la loi de contrôle continue, nous devrions obtenir des performances similaires à celles du commande glissant sans son principal inconvénient : phénomène de broutement [Yahi11].

Les performances de convergence peuvent être améliorées par l'approche terminale qui a l'avantage de convergence en temps fini sans le broutement. La grande robustesse de cette commande joue un rôle très important dans la garantie du fonctionnement des convertisseurs *DC-DC* malgré la variation de la tension de sortie et les variations de charge. Afin de renforcer la robustesse des deux techniques terminales synergétique et de mode glissant, l'approche adaptative est utilisée pour estimer les incertitudes sur les paramètres dans l'élaboration de la loi de commande.

L'intelligence artificielle apparut en 1950, est une branche de l'informatique qui traite la reproduction par la machine de certains aspects de l'intelligence humaine tels qu'apprendre à partir d'une expérience passée à reconnaître des formes complexes et à effectuer des déductions.

Les résultats les plus aboutis de l'intelligence artificielle concernent la résolution de problèmes complexes dans un domaine délimité de compétences.

En revanche, l'intelligence artificielle (IA) tel que la logique floue, réseaux de neurones et neuro-flou offre des outils totalement découplés de la structure du système, ne nécessitant pas la modélisation préalable de ce dernier et permettant un suivi temps réel de son évolution. Par ailleurs, le raisonnement en ligne fait que l'approche de l'Intelligence Artificielle est plus robuste à des changements de modes opératoires, comme pour les systèmes ayant plusieurs configurations ou étant obligés de changer régulièrement de configuration. Cette approche s'avère par conséquent évolutive, [Bezz13].

La logique floue a été introduite pour approcher le raisonnement humain à l'aide d'une représentation adéquate des connaissances. Son intérêt réside dans sa capacité à traiter l'imprécis, l'incertain et le vague. Elle est issue de la capacité de l'homme à décider et agir de façon pertinente malgré le flou des connaissances disponibles, [Bezz13] Cependant, un système flou est difficile à appréhender. Sa commande et son réglage peuvent être relativement long. Il s'agit parfois beaucoup plus de tâtonnement que d'une réelle réflexion. Il manquait donc à la logique floue un moyen d'apprentissage performant pour régler un système flou, c'est les réseaux de neurones.

Les réseaux de neurones peuvent fournir une solution intéressante pour des problématiques de contrôle des systèmes non linéaires. En effet, leur utilisation ne nécessite pas l'existence d'une modélisation formelle de ces systèmes. Par ailleurs, leurs capacités de mémorisation, d'apprentissage, d'adaptation et le parallélisme du calcul représentent des fonctions très utiles à tout système complexe, [Bezz13] Le succès de la commande prédictive dépend du degré de précision du modèle du système à contrôler. Dans l'étape de conception, il est impératif de bien prédire le comportement dynamique, pour cela il faut avoir une connaissance précise des constituants du processus. Donc, la commande prédictive non linéaire, nécessite la disponibilité d'un modèle fiable, fidèle et précis décrivant le système à commander et reflétant ses non-linéarités et ses complexités dynamiques. Parmi les choix possibles pour la réalisation d'une structure de modèle non linéaire, les modèles neurones présentent une solution prometteuse grâce à leurs capacités prouvées à l'approximation des systèmes non linéaires.

Les réseaux neuro-flous sont nés de l'association des réseaux de neurones avec la logique floue, de manière à tirer profits des avantages de chacune de ces deux techniques. La principale propriété des réseaux neuro-flous est leur capacité à traiter dans un même outil des connaissances numériques et symboliques d'un système. Ils permettent donc d'exploiter les capacités d'apprentissage des réseaux de neurones d'une part et les capacités de raisonnement

de la logique floue d'autre part, [Bezz13] Différentes combinaisons de ces deux techniques d'intelligence artificielle existent et mettent en avant des propriétés différentes. Parmi lesquels, on s'intéresse à l'ANFIS qui va choisir pour la modélisation du convertisseur *DC/DC*.

Les paramètres dans les lois de commandes utilisées dans ce travail sont obtenus par tâtonnement et donc non optimaux. Les techniques d'optimisation inspirées par l'intelligence en essaim sont devenues de plus en plus populaire au cours de la dernière décennie. Elles sont caractérisées par un fonctionnement décentralisé qui imite le comportement des essaims d'insectes, d'oiseaux, des bancs de poissons... L'avantage de ces approches par rapport aux techniques traditionnelles, est leur souplesse et évitent souvent les minimums locaux. Ces propriétés en font des outils performants dans la conception d'algorithmes de plus en plus confrontés à des problèmes complexes. Dans ce travail, nous ferons appel à un algorithme méta-heuristique inspiré par des techniques d'intelligence en essaim : les Algorithmes Génétiques (AGs), l'optimisation par essaim de particules (PSO), l'algorithme Bat. Ces derniers sont utilisés pour optimiser les paramètres des contrôleurs appliqués à la commande d'un convertisseur DC-DC.

Le travail est présenté en cinq chapitres organisés comme suivant

- Le premier chapitre présente des généralités aux convertisseurs statiques de puissance, et l'état de l'art de la commande du convertisseur *DC/DC*, terminant ce chapitre par la contribution de notre travail.
- Le deuxième chapitre met en évidence la modélisation des différents types des convertisseurs, et discute on détaille les modèles du convertisseur dévolteur (Buck), on a fait une étude pour la conception précis d'un convertisseur Buck.
- Le troisième chapitre s'occupe de la synthèse de commande par mode glissant et la commande synergétique, l'amélioration des commandes précédentes par l'utilisation de la stratégie terminale « temps fini », et la technique adaptative basée sur les commandes terminal, puis la comparaisant entre les deux commandes, et l'analyse des performances de chacune.
- Le quatrième chapitre présent l'amélioration des commandes précédentes par l'utilisation des systèmes flous, nous développons un contrôleur flou nécessaire à l'amélioration des performances de la commande adaptative terminal synergétique. Après on va consacrer au contrôle prédictive neuronal. Après avoir présenté l'approche prédictive et neuronale ainsi que leurs propriétés, on étudie, en profondeur, l'algorithme

de rétro-propagation du gradient avec ses propriétés et ses limites d'utilisation. Enfin, nous abordons nos derniers développements concernant l'utilisation des systèmes neuro-flous pour le réglage de la tension de sortie du convertisseur *DC/DC*. Ce travail permet l'exploitation des capacités d'apprentissage des réseaux de neurones d'une part et les capacités de raisonnement de la logique floue d'autre part. Les résultats de simulation obtenus et leurs discussions sont ainsi présentés.

- Le cinquième chapitre est dédié à la présentation de principe de base des techniques d'optimisation évolutives, on s'intéresse de : les algorithmes génétiques (AGs), l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire (PSO) et l'algorithme (BAT). Puis il est consacré à la synthèse des contrôleurs optimisés pour la commande du convertisseur Buck dc/dc, pour l'objectif de présenter les résultats de simulations des commandes optimisées.

Nous terminons par une conclusion générale sur l'ensemble de cette étude et nous proposons des perspectives de travail.

---

---

# **Chapitre I**

ETAT DE L'ART DE LA COMMANDE DES  
CONVERTISSEURS DC-DC

---

## I.1. Introduction

Depuis la fin du XIXe siècle, ils ont inventé en électrotechnique, des machines utilisant les propriétés du magnétisme, et plus particulièrement du ferromagnétisme pour réaliser les diverses conversions possibles des formes d'énergie électriques.

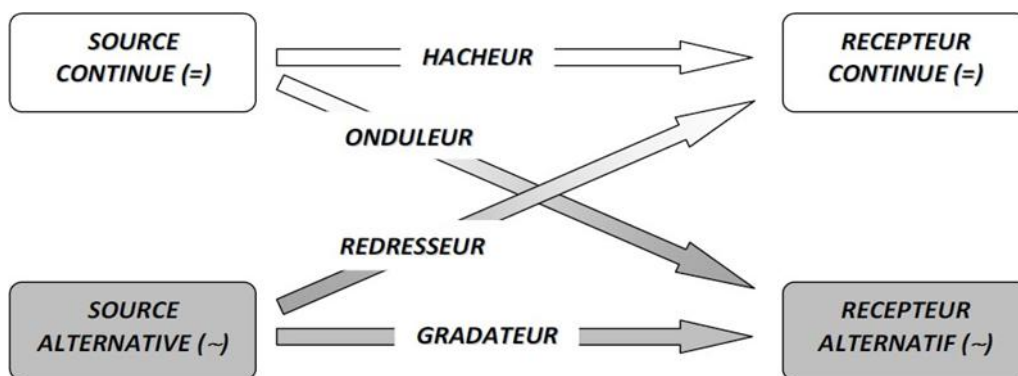
Avec le développement de l'automatique, de l'électronique et de l'informatique, on peut remplacer les « machines » par des convertisseurs statiques utilisant des composants électroniques en commutation. Les avantages de ces convertisseurs sont nombreux :

- ✓ contrôle et même régulation électronique possible du transfert de puissance.
- ✓ système moins lourd et moins encombrant.
- ✓ excellent rendement.
- ✓ facilité de mise en œuvre grâce à l'automatisation.
- ✓ protections de plus en plus efficaces.
- ✓ coût relatif en baisse, grâce aux progrès dans la fabrication et le montage des composants [Rash11].

Dans ce chapitre, nous allons donner des généralités et le domaine d'application des différents types de convertisseurs de puissance (Gradateur, redresseur, onduleur et hacheur), et l'état de l'art de la commande des convertisseurs DC/DC qui fait l'objet de notre étude.

## I.2. Généralités sur les convertisseurs statiques de puissance

Un convertisseur statique est un système permettant d'adapter la source d'énergie électrique à un récepteur donné. Suivant le type de machine à commander et suivant la nature de la source de puissance (monophasée ou triphasée), on distingue plusieurs familles de convertisseurs statiques (schéma ci-dessous) [Bisw11].



**Figure I.1** : Diagramme des divers types de convertisseurs statiques en électronique de puissance.

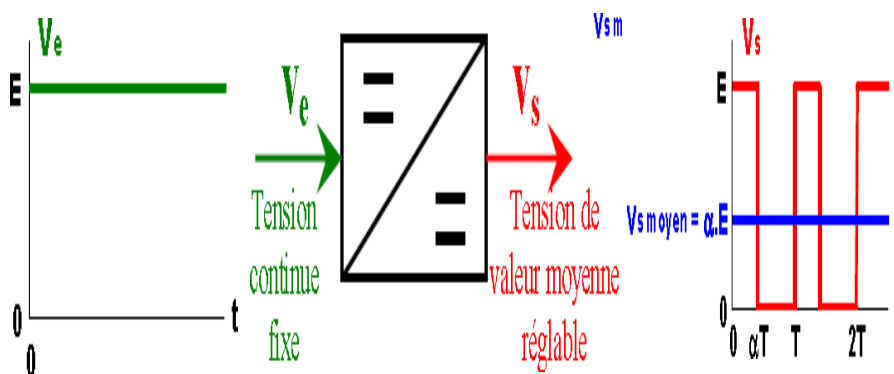
Dans cette étude, on s'intéresse à aux convertisseurs Continu-Continu qui fait l'objet de notre étude.

### I.3. Les convertisseurs Continu-Continu (DC/DC)

Ce type de convertisseur traite de la conversion *DC/DC*, qui a pour but d'assurer la fluence d'énergie entre une source de tension continue et une source de courant continu.

Pour ce type de convertisseur statique, la gamme de puissance que l'on peut « traiter » s'étend de quelques watts, à une trentaine de kilowatts environ. Cependant, l'apparition de composants de puissance sans cesse plus performants, tout comme la définition de nouvelles structures (multi niveau en particulier), permettent d'envisager le traitement de puissances plus élevées. Nous distinguons deux types de convertisseurs continus/continus :

- ✓ les convertisseurs appelés hacheurs, qu'ils soient abaisseurs (dévolteurs) ou bien éleveurs (survolteurs) qui correspondent aux applications moyennes et fortes puissances.
- ✓ les alimentations à découpages, qui correspondent aux applications petites puissances de la conversion *DC/DC* [Davo06].



**Figure I.2** : Principe de base d'un hacheur.

Le convertisseur *DC-DC* permet d'alimenter une charge sous une tension continue réglable à partir d'une source continue fixe.

On obtient une tension de valeur moyenne variable en établissant et interrompant périodiquement l'alimentation de la charge par la source grâce à des interrupteurs.

Selon la position du commutateur et du hacheur, différents types de convertisseurs de tension peuvent être réalisés :

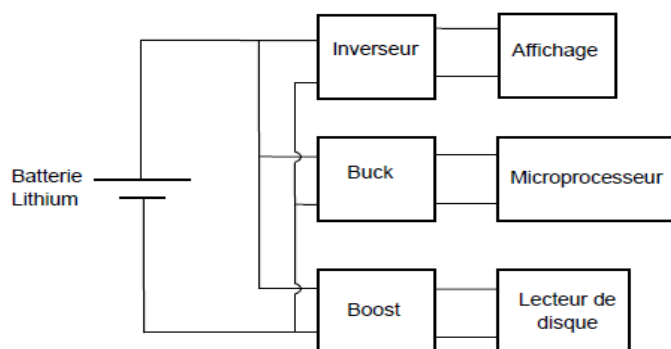
- ✓ abaisseur de tension «Buck »
- ✓ élévateur de tension « Boost »
- ✓ abaisseur élévateur de tension « Buck-Boost »

#### I.4. Domaines d'application des convertisseurs DC/DC

Les niveaux de puissance que l'on trouve dans les convertisseurs vont de moins d'un watt dans les convertisseurs des équipements portables, à une dizaine ou centaine de watts dans les alimentations des ordinateurs de bureau, aux kilowatts ou mégawatts dans la commande des moteurs à vitesse variable, et jusqu'aux térawatts dans les centrales électriques du secteur.

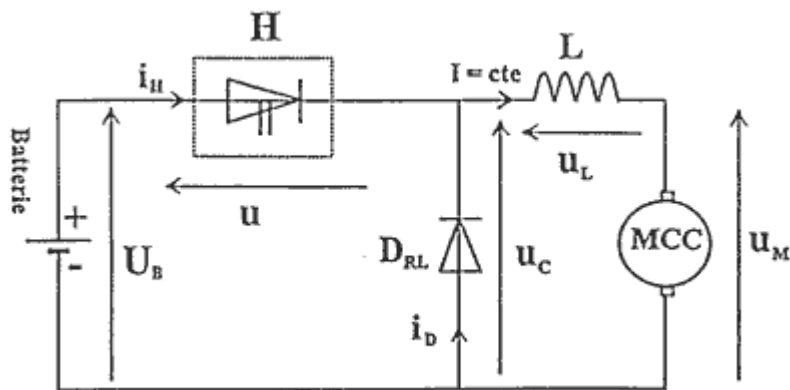
Les convertisseurs DC/DC en général réalisent deux fonctions : modifier le niveau de tension (élever ou abaisser) et réguler la tension. L'électronique de conversion se trouve à l'interface entre les batteries (la source d'énergie en général) et l'ensemble des blocs constitutifs du système considéré, des circuits électroniques numériques et analogiques, des écrans, des actionneurs, des claviers, etc. Plus de 5 à 6 niveaux de tensions peuvent cohabiter dans un ordinateur portable.

Le système d'alimentation d'un ordinateur portable est illustré à la Figure (I.13). La batterie alimente le système et plusieurs convertisseurs DC/DC modifient la tension de la batterie pour donner les tensions requises par les différentes fonctions. Un abaisseur de tension Buck donne la tension nécessaire pour alimenter le microprocesseur. Un élévateur Boost augmente la tension de la batterie jusqu'au niveau nécessaire pour alimenter le lecteur de disque. Un inverseur donne la haute tension négative pour alimenter la commande des lampes de l'écran [Eric97].



**Figure I.3** : Système d'alimentation d'un ordinateur portable

En utilisant une source de tension fixe, le hacheur est très utilisé pour faire varier la vitesse des moteurs à courant continu à excitation séparée (schéma ci-dessous) :



**Figure I.4 :** Moteurs à courant continu à excitation séparée

Les convertisseurs DC/DC sont utilisés dans des nombreuses applications, à titre d'exemple non exhaustif : pour transformer le 24V de la batterie d'un camion en 12V, pour alimenter une radio fonctionnant à 12V, pour transformer le 12V de la batterie d'une voiture en 3V pour faire fonctionner un lecteur de CD ou charger un téléphone mobile, pour transformer les 5V de la carte mère d'un ordinateur en 3V, 2V ou moins pour alimenter les différentes fonctions du processeur, pour abaisser la tension du secteur en 5V et 12V pour alimenter un ordinateur, ou bien augmenter les 1.5V d'une batterie pour alimenter un circuit électronique.

### I.5. Etat de l'art de la commande des convertisseurs DC/DC :

Dans la formation de n'importe quel problème de commande il y a typiquement des anomalies entre le système réel et le modèle mathématique développé pour la conception de contrôle. Cette distinction peut être due à la variation des paramètres, de la dynamique du système ou à l'approximation du comportement complexe de système par un modèle. Ceci a mené à un intérêt intense pour l'élaboration des méthodes de contrôle robustes qui cherchent à résoudre ces problèmes. Dans le cas des convertisseurs statiques DC-DC qui sont des systèmes à structure variables caractérisés par une commutation intrinsèque [Alar09], de nombreuses études ont montrés les limitations des contrôleurs linéaires existants dont le modèle à petits signaux est la base généralement [Gues06], [Mitt98]. Il apparaît logique d'appliquer la commande par mode glissant (CMG) pour le contrôle de ces systèmes, Dans ce contexte, le coût supplémentaire ajouté pour la mise en œuvre de la commande par mode glissant peut être justifié surtout dans les convertisseurs à ordre élevé puisque les contrôleurs linéaires deviennent inaptes d'assurer des performances semblables.

L'exploitation de la théorie des systèmes à structure variable pour les convertisseurs statiques *DC-DC* fait l'objet d'études détaillées au cours des trois dernières décennies, on donne ci-après un court résumé des principaux travaux de base lié aux problèmes de commande et de stabilité classique de ces systèmes.

Pour des raisons de simplification, les convertisseurs *DC-DC* de second ordre, ont fait l'objet des grandes parties des travaux de commande, l'objectif principal était l'élaboration théorique des méthodologies de commande par mode glissant. Pour les différentes topologies des convertisseurs *DC-DC*, ensuite résoudre les problèmes liés l'implémentation de ces techniques de commande.

Les premiers essais d'appliquer la commande par mode glissant à un convertisseur *DC-DC* date de 1983 par Bilalovic et al. [Bila86], en suite, Venkataramanan et al. [Venk86] ont présenté à une description d'une commande par mode glissant (CMG) à base de la commande équivalente pour les convertisseurs *DC-DC* de second ordre, En 1994, Sira et al. [Sira94] ont proposé l'utilisation d'une méthode de linéarisation étendue dans la conception du contrôleur par MG. En 1996, ils ont proposé d'incorporer les contrôleurs à base de passivité pour améliorer ses propriétés de robustesse du convertisseur [Sira95]. En 1997, Carrasco et al. [Carr97] ont proposé d'incorporer les réseaux de neurones artificiels avec la commande par MG pour une application de correction du facteur de puissance.

En 2001, Bock et al. [Bock01] ont proposé une procédure de sélection des paramètres de filtre passe-haut utilisée avec le contrôleur à MG pour un convertisseur *DC-DC* bidirectionnel, En 2002, Fossas et al. [Foss02] ont appliqué la commande par MG d'ordre deux, au convertisseur Buck pour réduire le problème de réticence, cependant, ils n'auront pas une amélioration significative, dans le même but, Shtessel et al. [Shte02] ont proposé deux stratégies de contrôle à base de MG dynamique pour un convertisseur Buck-Boost en 2002.

En 2003, Vazquez et al. [Vazq03] ont proposé une nouvelle surface de glissement qui élimine l'utilisation d'un capteur de courant de l'inductance, aussi, Gupta et al. [Gupt03] ont présenté un contrôleur par MG hybride qui utilise une forme combinée de tension et du courant pour améliorer la robustesse. Toujours en 2003, Sira et al. [Sira03] ont proposé une technique de contrôle proportionnelle-intégrale généralisée pour améliorer la robustesse du système par rapport aux variations non modélisés de la charge.

En plus des améliorations sur la technique de commande par MG, d'autres travaux ont concentré sur l'évaluation et la comparaison de la commande par MG avec d'autres

méthodes de contrôle. En 1997, Ravitaj et al. [Ravi97] ont fait une étude comparative de performance du convertisseur Buck sous les contrôles PI, MG, et floue. Ils ont trouvé qu'il y a des similitudes du comportement entre la logique floue et le contrôleur par MG. En 2002, Cortes et al. [Cort02] ont fait une analyse des performances de plusieurs commandes par MG appliquées au convertisseur Boost.

Sur le plan pratique, la plupart des travaux rapportés sur le convertisseur *DC-DC*, ont concentré sur l'élaboration d'une commande par mode glissant et l'évaluation de la performance obtenue.

En 1999, Escobar et al. [Esco99] ont effectué une étude comparative entre cinq techniques de commande appliquées à un convertisseur Boost y compris la commande par MG en montrant ainsi le potentiel de cette commande. En 2001, Alarcon et al. [Alar01] ont présenté le premier prototype à base de circuit-intégré de la commande par MG destiné aux convertisseurs *DC-DC*, et qui a montré une bonne robustesse en haute fréquence. En 2003, Ahmed et al. [Ahme03] ont utilisé la carte de commande dSPACE dans l'implémentation et l'évaluation expérimentale de convertisseur Buck-Boost sous le control par mode glissant.

Les premiers travaux sur les convertisseurs à ordre supérieur à deux, date à 1989, ou Huang et al. [Huan89] ont proposé une commande par mode glissant et l'ont appliqué à un convertisseur *DC-DC* de type Cuk. En 1993, Mattavelli et al. [Matt93] ont proposé un contrôleur par MG applicable aux convertisseurs Cuk et SEPIC. Plus tard, en 1996, Mahdavi et al. [Mahd96] ont développé une commande par mode glissant à base de MLI pour le convertisseur Cuk. Puis, en 1998, Salamero et al. [Sala98] ont fourni une évaluation analytique complète de ce convertisseur. En 2000, Castilla et al. [Cast00] ont présenté la méthodologie de conception de contrôleur par mode glissant pour les convertisseurs à résonance. Pour d'autres types des convertisseurs *DC-DC*, comme les convertisseurs entrelacés, et les convertisseurs en parallèle, on peut citer les travaux de Garcia et al. [Garc96], Lopez et al. [Lope98], Giral et al. [Gira00] et Mazumder et al. [Mazu02].

L'analyse et la commande des topologies multiniveaux et multicellulaires, ont fait récemment l'objet de plusieurs travaux, comme le développement des modèles en temps discret proposé par [Elar06] et [Elar08].

L'intérêt de travailler avec une fréquence de commutation fixe a été souligné dans plusieurs travaux, en 1995, Nguyen et al. [Nguy95] ont étudié la commande par mode glissant avec un control à hystérésis adaptative pour assurer une fréquence de commutation constante.

En 1997, Mahdavi et al. [Mahd97] ont proposé une commande par mode glissant à MLI pour contrôler un convertisseur Buck avec une fréquence de commutation constante. En 2004, Perry et al. [Perr04] ont proposé un contrôleur Glissant-flou qui a permis d'obtenir une erreur statique nulle et une fréquence de commutation fixe en régime permanent, aussi, Mazumder et al. [Mazu04] ont implémenté une commande par mode glissant pour convertisseurs *DC-DC* en parallèle, la commande proposée a permis non seulement d'améliorer la réponse transitoire et l'état d'équilibre, mais aussi de travailler avec une fréquence de commutation constante en régime permanent.

Dans le temps discret, on cite les travaux de base de Matas et al. [Mata00] et aussi Orosco et al. [Oros00] qui ont donné une analyse des convertisseurs DC-DC commandés par mode glissant à temps discret, ils ont conclu que l'implémentation du contrôleur par mode glissant discret peut surmonter le problème du fonctionnement à fréquence de commutation variable en temps continu.

### **I.6. Points de notre contribution**

A partir de cette synthèse bibliographique concernant les techniques de commande du convertisseur *DC/DC*, les travaux de cette thèse se sont directement orientés vers une synthèse de la majorité de ces mêmes techniques avec le même cahier de charge :

- Contrôler l'entrée du système par l'utilisation de SMC et SYC conventionnelles.
- Obtenir des contrôles terminaux en temps fini à partir d'une structure non-linéaire de la surface de glissement et la macro-variable.
- Aborder à la commande adaptative pour estimer les incertitudes et les variations paramétriques de notre système.
- Remplacer la structure de la macro-variable par des systèmes flous.
- Utiliser l'approche prédictive afin d'obtenir une commande prédictive Neuronale
- Utiliser une approche qui combine les systèmes flous avec le modèle neuronale qui est présenté par la commande ANFIS.
- Optimiser les gains des contrôleurs par des méthodes évolutives : AGs, PSO, Bat.
- Appliquer ces commandes sur le modèle du convertisseur Buck DC/DC.

Par ailleurs, la robustesse de ces méthodes sera discutée dans des conditions sévères des variations paramétriques et perturbations externes.

---

---

# **Chapitre II**

MODELISATION DES CONVERTISSEURS DC/DC

---

## II.1. Introduction

Les convertisseurs *DC-DC* permettent de régler le niveau de tension électrique à un autre niveau par action de commutation. Ils sont populaires en raison de leurs petites tailles et l'efficacité par rapport aux régulateurs linéaires. Les convertisseurs *DC-DC* ont un très grand domaine d'application. Ils sont plus utilisés dans les ordinateurs personnels, des périphériques informatiques et comme adaptateurs d'appareils électroniques pour fournir des tensions continues [Rash01]. La grande variété de topologie de circuit de convertisseurs varie entre une configuration à un transistor unique, abaisseur (Buck), élévateur (Boost) et abaisseur-élévateur (Buck-Boost) et des configurations complexes comportant deux ou quatre dispositifs et ceux emploient une commutation douce ou des techniques de résonance pour contrôler les pertes de commutation [Bisw11].

La conception de contrôleur pour n'importe quel système nécessite la connaissance de comportement du système. Habituellement, cela implique une description mathématique de la relation entre les entrées du processus, les variables d'état, et de la sortie. Cette description sous forme des équations mathématiques qui décrivent le comportement du système (processus) est appelé modèle du système. Ce chapitre décrit une méthode efficace pour analyser et modéliser les convertisseurs électroniques de puissance.

## II.2. Mode du fonctionnement du convertisseur statique.

Le convertisseur peut fonctionner suivant deux modes de fonctionnements dépendant de sa capacité de stockage d'énergie, de la période de commutation et de la charge. Ces deux modes sont :

-**Mode de Conduction Continue (MCC)** : Dans ce cas, l'énergie emmagasinée dans l'inductance  $L$  est transférée partiellement. Le courant dans l'inductance ne s'annule pas sur une période de commutation.

- **Mode de Conduction Discontinue (MCD)** : Dans ce cas, l'énergie emmagasinée dans l'inductance  $L$  est transférée totalement. Le courant dans l'inductance s'annule avant la fin d'une période de commutation.

## II.3. Les convertisseurs DC-DC

Le hacheur ou convertisseur continu-continu est un dispositif de l'électronique

de puissance mettant en œuvre un ou plusieurs interrupteurs commandés et qui permet de modifier la valeur de la tension d'une source de tension continue avec un rendement élevé. Le découpage se fait à une fréquence élevée. Si la tension délivrée en sortie est inférieure à la tension appliquée en entrée, le hacheur est dit dévolteur (ou abaisseur ou Buck). Dans le cas contraire, il est dit survolteur (ou élévateur ou Boost). Il existe des hacheurs capables de travailler dans les deux sens (Boost-Buck). Certains hacheurs sont également réversibles : ils peuvent alors fournir de l'énergie à la charge, généralement une machine à courant continu dans ce type d'application, ou bien en prélever ce qui permet de freiner la machine [Netta14].

Dans la littérature, une méthode de classification des convertisseurs DC-DC est introduite, qui dépend de la propriété d'isolation de la partie primaire et secondaire. L'isolation est généralement réalisée par un transformateur, qui comporte une partie primaire sur le côté d'entrée et une partie secondaire à côté de la sortie. La chaîne de retour de la boucle de commande est réalisée par un autre petit transformateur ou optiquement par un optocoupleur (isolation optique). Par conséquent, la sortie est isolée électriquement de l'entrée. Ce type comprend les convertisseurs (Fly-back) avec un pont redresseur *AC-DC* supplémentaire à l'avant. Toutefois, car l'implémentation de ces transformateurs encombrants est très grande et coûteuse, les convertisseurs *DC-DC* non-isolés sont plus préférés [Bisw11].

Ces derniers peuvent être classés comme suit :

- **Convertisseur Buck (dévolteur de tension).** (Montré dans les sections au-dessous)

Un convertisseur Buck, ou hacheur série, est une alimentation à découpage qui convertit une tension continue en une autre tension continue de plus faible valeur.

- **Convertisseur Boost (élévateur de tension).**

Un convertisseur Boost, ou hacheur parallèle, est une alimentation à découpage montrée sur la Figure (II.1) qui convertit une tension continue en une autre tension continue de plus forte valeur.

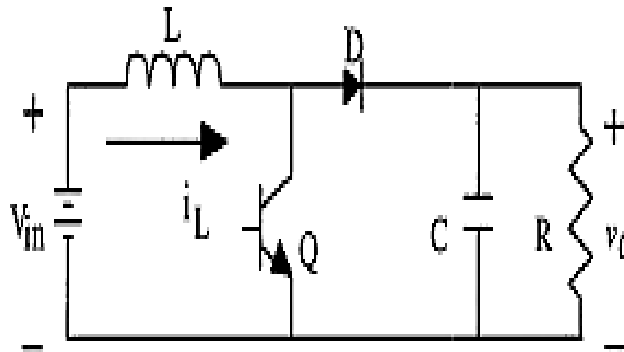


Figure II.1. Convertisseur Boost (élevateur de tension).

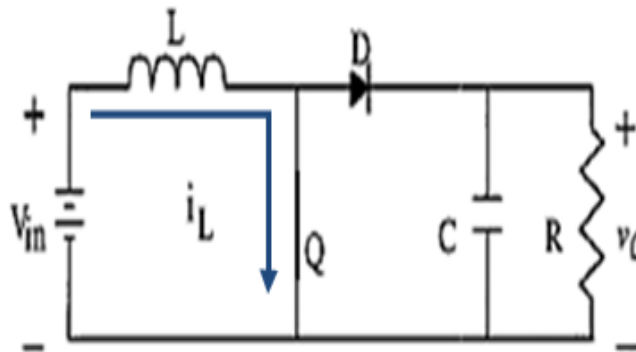


Figure II.2. Convertisseur Boost durant l'état on.

Si le commutateur  $Q$  est désactivé à  $t_0$  et si la chute de tension aux bornes de la diode est négligée, alors  $V_o$  est égale à  $V_{in}$ .

Lorsque le commutateur est activé (Figure II.2), la tension de la charge chute immédiatement à zéro si le condensateur  $C$  est omis. Le courant du circuit  $i_L$  circule à travers l'inductance  $L$  est augmenté [Rash01], [Mahd97] les équations d'état sont :

$$\begin{cases} \frac{di_L}{dt} = \frac{1}{L}(V_{in}) \\ \frac{dv_o}{dt} = \frac{1}{C}(-\frac{v_o}{R}) \end{cases}, \quad 0 < t < dT, \quad Q:ON \tag{II.1}$$

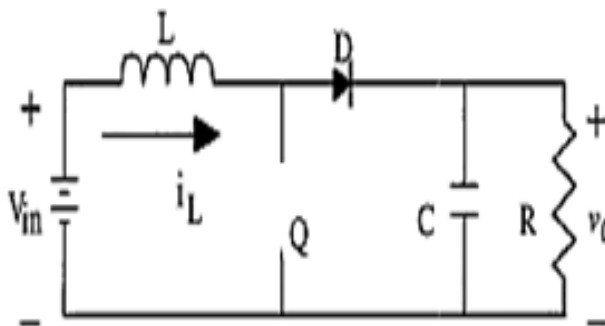


Figure II.3. Convertisseur Boost durant l'état off.

Lorsque  $Q$  est désactivé (Figure II.3), l'inductance se trouve en série avec le générateur et sa f.e.m s'additionne à celle du générateur (effet survolteur). Le courant  $i_L$  traversant l'inductance passe ensuite à travers la diode  $D$ , puis le condensateur  $C$  et la charge. Il en résulte un transfert de l'énergie accumulée dans l'inductance vers le condensateur. Le courant décroît ensuite progressivement, car  $v_o > V_{in}$  :

$$\begin{cases} \frac{di_L}{dt} = \frac{1}{L}(V_{in} - v_o) \\ \frac{dv_o}{dt} = \frac{1}{C}(i_L - \frac{v_o}{R}) \end{cases}, \quad dT < t < T, \quad Q: OFF \quad (II.2)$$

La diode  $D$  permet d'éviter la décharge du condensateur  $C$ , lorsque le commutateur est activé. Le condensateur est supposé assez grand pour pouvoir filtrer la tension de la charge.

La tension de la charge est donnée par :

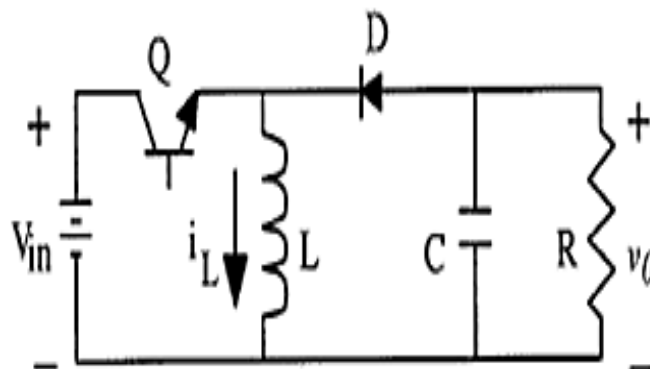
$$V_0 = \frac{T_e}{t_{off}} V_{in} = \frac{1}{(1-D)} V_{in} \quad (II.3)$$

Avec :

$$D = \frac{t_{off}}{T_e} : \text{est le rapport cyclique } (0 < D < 1)$$

On considère ici uniquement le comportement du circuit en conduction continue.

➤ **Convertisseur Buck-Boost (abaisseur- élévateur de tension).**



**Figure II.4.** Convertisseur Buck-Boost.

Un convertisseur Buck-Boost présenté par la Figure (II.4), est une alimentation à découpage qui convertit une tension continue en une autre tension continue de plus faible ou plus grande valeur mais de polarité inverse [Mahd97].

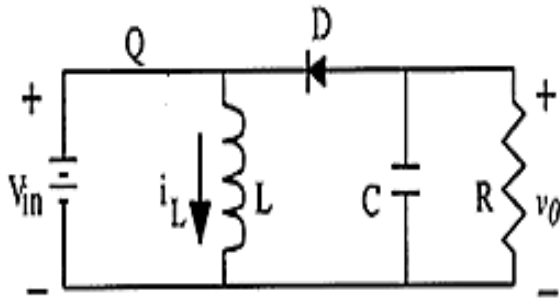


Figure II.5. Convertisseur Buck-Boost durant l'état on

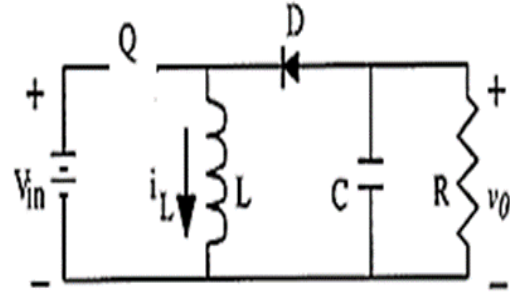


Figure II.6. Convertisseur Buck-Boost durant l'état off

Durant l'état «on», l'énergie apportée par la source est stockée dans l'inductance  $L$  (figure II.5). Cette énergie est livrée ensuite à la charge pendant l'état «off» (figure II.6). En raison de la présence de la diode  $D$ , le courant circule à travers l'inductance  $L$  seulement dans une direction durant les deux états. Par conséquent,  $V_0$  a une polarité opposée à  $V_{in}$ . Pour cette raison, ce circuit est aussi appelé convertisseur inverseur. Les équations décrivant ce circuit peuvent être obtenues de la même manière qu'au paravent.

$$\begin{cases} \frac{di_L}{dt} = \frac{1}{L}(V_{in}) \\ \frac{dv_o}{dt} = \frac{1}{C}(-\frac{v_o}{R}) \end{cases}, \quad 0 < t < dT, \quad Q: ON \quad (II.4)$$

$$\begin{cases} \frac{di_L}{dt} = \frac{1}{L}(v_o) \\ \frac{dv_o}{dt} = \frac{1}{C}(-i_L - \frac{v_o}{R}) \end{cases}, \quad dT < t < T, \quad Q: OFF \quad (II.5)$$

En conclusion, l'amplitude de  $V_0$  peut être inférieure ou supérieure à  $V_{in}$  suivant la valeur de  $t_{on}$  et  $t_{off}$ .

➤ **convertisseur Cuk (abaisseur- élévateur de tension).**

Les Convertisseurs Cuk sont dérivées de la cascade des convertisseurs abaisseurs et élévateurs. Tous les convertisseurs mentionnés précédemment transfèrent l'énergie entre l'entrée et la sortie à l'aide d'une inductance et l'analyse est basée sur l'équilibre de la tension aux bornes de l'inductance, par contre Le convertisseur Cuk utilise le transfert d'énergie

capacitif et l'analyse est basée sur l'équilibre du courant du condensateur. la figure (II.7) montrée la topologie de circuit du convertisseur Cuk [Mahd97].

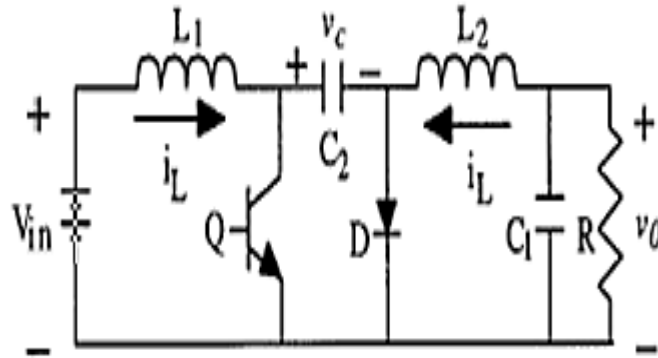


Figure II.7. Convertisseur Cuk

Pendant le mode de conduction continue de fonctionnement, les équations d'espace d'état sont :

Lorsque  $0 < t < dT$  ,  $Q:ON$

$$\begin{cases} \frac{di_{L1}}{dt} = \frac{1}{L_1}(v_{in}) \\ \frac{dv_c}{dt} = \frac{1}{C_2}(-i_{L2}) \\ \frac{di_{L2}}{dt} = \frac{1}{L_2}(-v_o + v_c) \\ \frac{dv_o}{dt} = \frac{1}{C_1}(i_{L2} - \frac{v_o}{R}) \end{cases} \quad (II.6)$$

$dT < t < T$  ,  $Q:OFF$

$$\begin{cases} \frac{di_{L1}}{dt} = \frac{1}{L_1}(v_{in} - v_o) \\ \frac{dv_c}{dt} = \frac{1}{C_2}(i_{L1}) \\ \frac{di_{L2}}{dt} = \frac{1}{L_2}(-v_o) \\ \frac{dv_o}{dt} = \frac{1}{C_1}(i_{L2} - \frac{v_o}{R}) \end{cases} \quad (II.7)$$

Dans les cas cités en haut, l'adaptation entre la source et la charge est réalisée en choisissant des valeurs adéquates du rapport cyclique.

Généralement, pour les convertisseurs DC-DC, l'interrupteur est commandé par un signal (Pulse Width Modulation) ou (Modulation de Largeur d'Impulsion). Un signal PWM est un signal rectangulaire de fréquence fixe, mais dont le rapport

cyclique  $D$  est variable. La valeur du rapport cyclique permet de contrôler la quantité d'énergie transmise.

Il existe d'autres types de convertisseur  $DC-DC$  plus complexes que ceux décrits en haut. Le tableau suivant donne une idée sur la complexité de chaque type de convertisseur.

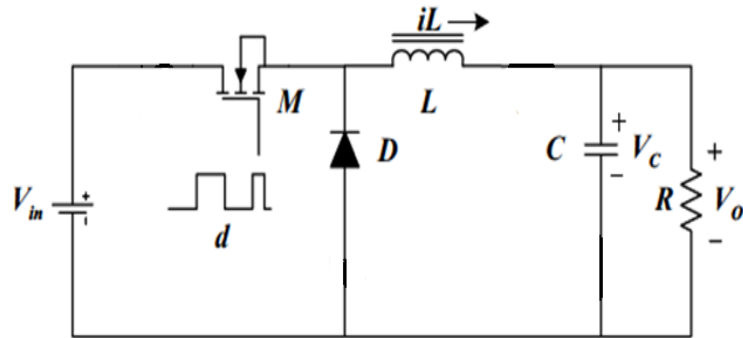
Type	Fonction	Interrupteur	Diode	Transformateur	Complexité
<b>Buck</b>	<b>Abaisseur</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>non</b>	<b>Faible</b>
<b>Boost</b>	<b>Elévateur</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>non</b>	<b>Faible</b>
<b>Buck-Boost (Cuk)</b>	<b>Abaisseur/ Elévateur</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>non</b>	<b>Faible</b>
<b>Half Forward</b>	<b>Abaisseur/ Elévateur</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>oui</b>	<b>Moyenne</b>
<b>Push Pull</b>	<b>Abaisseur/ Elévateur</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>oui</b>	<b>Moyenne</b>
<b>Half Bridge</b>	<b>Abaisseur/ Elévateur</b>	<b>2</b>	<b>4</b>	<b>oui</b>	<b>Forte</b>
<b>Full Bridge</b>	<b>Abaisseur/ Elévateur</b>	<b>4</b>	<b>4</b>	<b>oui</b>	<b>Forte</b>

**Tableau II.1** : La complexité de chaque type de convertisseur.

Plusieurs types de méthodes d'analyse et de contrôle sont appliqués à un grand nombre de convertisseurs  $DC-DC$  non-isolés. Le convertisseur abaisseur de tension continu-continu est le plus simple circuit convertisseur de puissance utilisé pour des nombreuses applications de gestion de puissance et de régulateur de tension. Dans ce qui suit, on se limitera à l'étude du convertisseur statique de type Buck.

#### **II.4. Convertisseur dévolteur (Buck Converter)**

Le schéma de base du convertisseur est repris ci-dessous.

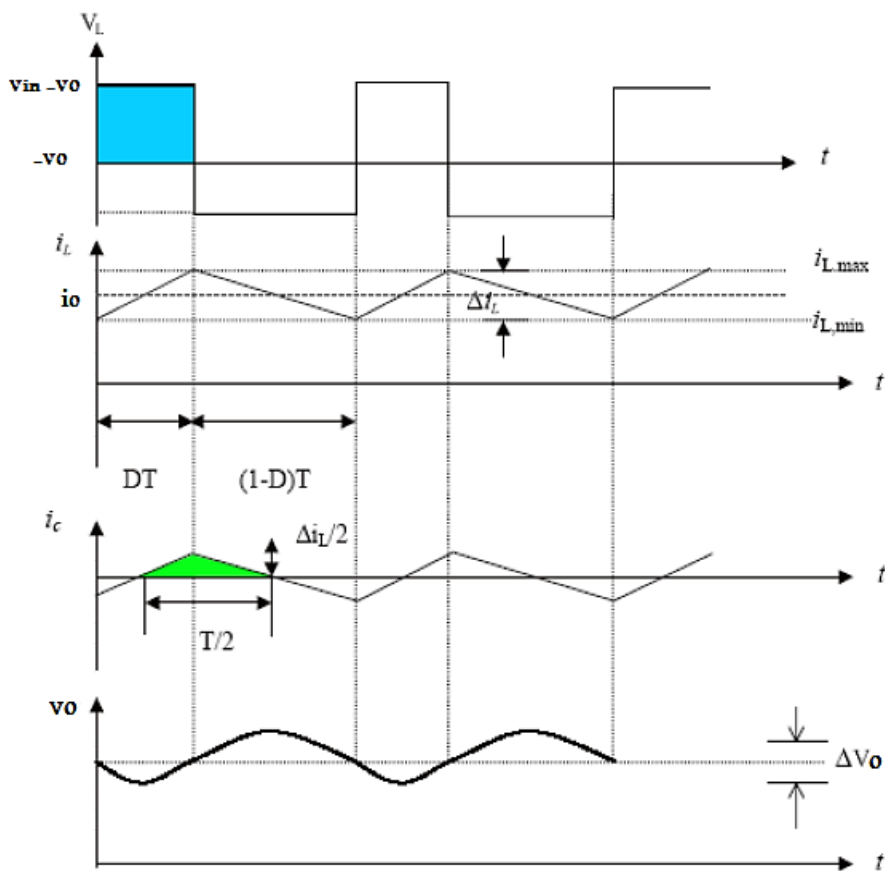


**Figure II.8 :** Le schéma de base du convertisseur dévolteur (Buck converter).

Une étude plus approfondie est nécessaire pour bien comprendre les phénomènes et déterminer les différentes grandeurs électriques qui entrent en jeu. Ceci est primordial pour mener à bien la phase de conception du convertisseur [Mahd97], [Zena07], [Eric97], [Moha03].

**II.4.1. Mode de conduction continue.**

La figure (II.9) représente les formes d’ondes des principales grandeurs électriques en MCC.



**Figure II.9.** Formes d’ondes des tensions et courants dans un convertisseur Buck en MCC.

L'augmentation du courant  $i_L$  durant l'état passant  $t_{on} = DT$  est donné par (aire du rectangle bleu) :

$$\Delta i_{L.on} = \int_{i_L(0)}^{i_L(DT)} di_L = \int_0^{DT} \frac{V_L}{L} dt = \frac{(V_{in} - V_0)DT}{L} \quad (\text{II.8})$$

De même, la baisse du courant dans l'inductance durant l'état bloqué est donnée par :

$$\Delta i_{L.off} = \int_{i_L(DT)}^{i_L(T)} di_L = \int_{DT}^T \frac{V_L}{L} dt = -\frac{V_0(T - DT)}{L} \quad (\text{II.9})$$

Si on considère que le convertisseur est en régime permanent, l'énergie stockée dans chaque composant est la même au début et à la fin de chaque cycle de commutation. Par conséquent, le courant  $i_L$  traversant l'inductance est le même au début et à la fin de chaque cycle de commutation. Ce qui peut s'écrire de la façon suivante :

$$\Delta i_{L.on} + \Delta i_{L.off} = 0, \quad V_0 = DV_{in} \quad (\text{II.10})$$

La tension de sortie varie donc linéairement avec le rapport cyclique  $D$ . Le rapport cyclique étant compris entre 0 et 1, la tension de sortie  $V_0$  est toujours inférieure à celle d'entrée.

Si on considère que l'inductance, la diode et le commutateur sont idéaux et qu'il n'y a pas de perte de puissance, alors les puissances moyennes à l'entrée et à la sortie du circuit sont égales [Eric97],[Omol06] :

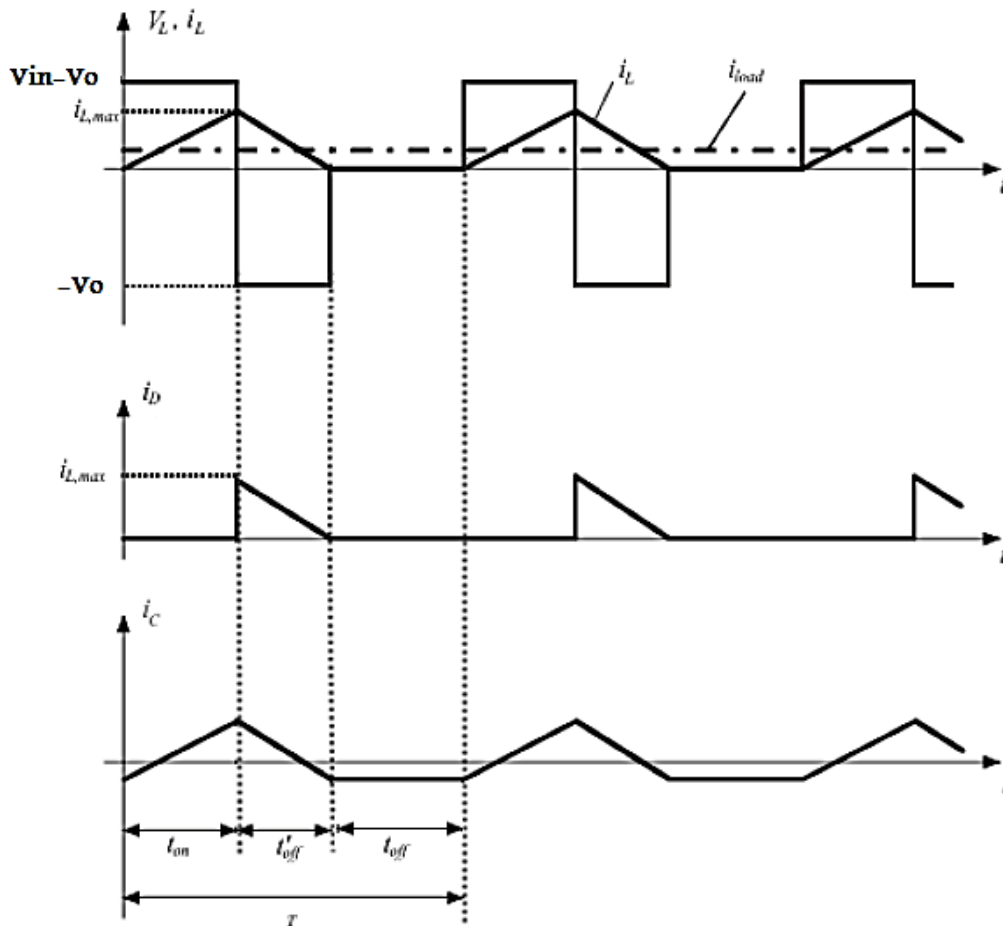
$$V_{in} I_{in} = V_0 i_0 = DV_{in} i_0; \quad i_0 = \frac{I_{in}}{D} \quad (\text{II.11})$$

Le courant traversant la diode de roue libre est donné par :

$$I_D = (1 - D) i_0 \quad (\text{II.12})$$

#### II.4.2. Mode de conduction discontinue

Dans le cas du mode de conduction discontinue, le courant à travers l'inductance s'annule pendant l'intervalle  $t_{off}$ . Les formes d'ondes des courants et tensions sont représentées sur la figure (II.10).



**Figure II.10 :** Forme d'ondes des tensions et courants en MCD

Dans ce cas, la tension de sortie est donnée par :

$$V_0 = \frac{1}{\frac{2 \cdot L \cdot i_0}{D^2 V_{in} T} + 1} \quad (\text{II.13})$$

On peut voir que l'expression de la tension de sortie est bien plus compliquée que celle obtenue en MCC. En effet, la tension de sortie dépend non seulement de la tension d'entrée et du rapport cyclique  $D$ , mais aussi de la valeur de l'inductance  $L$ , de la période de commutation  $T$  et du courant de sortie. Par conséquent, il est plus intéressant de faire fonctionner le convertisseur en *MCC*.

### II.5. Rendement du convertisseur statique.

Dans ce qui a précédé, nous avons décrit le fonctionnement des convertisseurs Buck, ce convertisseur présente un meilleur rendement [Satt10][Kazi05]. En effet, il existe d'autres configurations de convertisseur, mais dont le rendement est plus faible. Le tableau donne une idée sur le rendement de

quelques convertisseurs connus. L'expression du rendement du convertisseur est donné part :

$$\eta = \frac{P_{out}}{P} \quad (\text{II.14})$$

Structure	Rendement de conversion	Batterie
<b>Buck</b>	<b>93%</b>	<b>12V</b>
<b>Boost</b>	<b>92%</b>	<b>24V</b>
<b>Buck-Boost</b>	<b>92%</b>	<b>12-24V</b>
<b>Cuk</b>	<b>89%</b>	<b>12V</b>
<b>Flayback</b>	<b>78.1%</b>	<b>24V</b>

**Tableau II.2.** Le rendement de quelques convertisseurs connus.

## II.6. La modélisation mathématique du convertisseur dévolteur (Buck).

N'importe quel convertisseur de puissance utilise un système de commande. Par exemple, dans un convertisseur continu/continu, la tension de sortie doit typiquement être maintenue constante, indépendante de la tension d'entrée et des variations de la charge. Pour concevoir un tel système de commande, il est important de disposer d'un modèle dynamique du convertisseur. Malheureusement, la compréhension du comportement dynamique du convertisseur est gênée par la nature non-linéaire et le caractère temporel des processus de commutation et de modulation de largeur d'impulsion (PWM). En particulier, il faut savoir comment les variations de la tension d'entrée, du courant dans la charge et le rapport cyclique affectent la tension de sortie.

Les méthodologies analytiques conventionnelles de modélisation consistant à la négligence des certains phénomènes peu influés ont été largement étudiées et décrites dans la littérature [Maks01][Sand90][Sand91]. Toutefois, le convertisseur est toujours supposé idéal. Considérer les composants idéaux, sans pertes, simplifie le développement du modèle mais peut parfois conduire à des erreurs dans la prévision des instabilités [Mazu01].

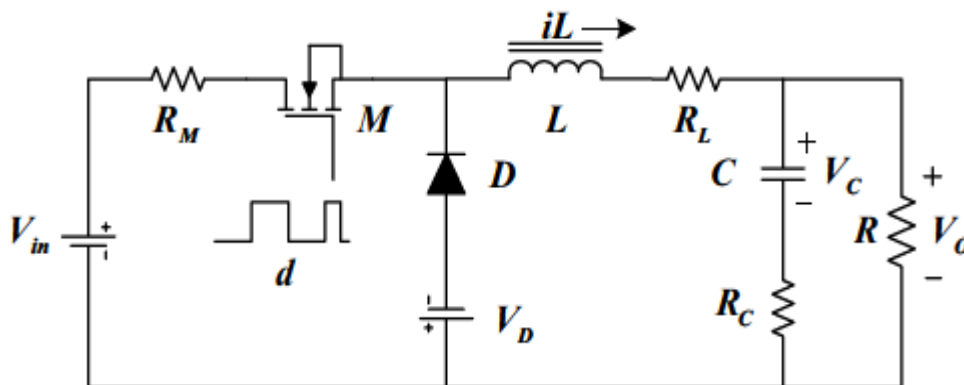
Le modèle appelé « moyen » obtenu en moyennant les deux ou les trois configurations possibles du circuit, selon le mode de fonctionnement (*CCM/DCM*) considéré, sur une période de découpage. Chaque configuration du circuit d'un

convertisseur est représentée par un modèle linéaire à temps continu. Les expressions mathématiques des dynamiques continues sont obtenues en appliquant les lois de Kirchhoff qui décrivent le comportement du convertisseur dans chacune des configurations. Le vecteur d'état des différents modèles est composé par les courants et les tensions des éléments réactifs du circuit qui représentent l'énergie emmagasinée (tels que les inductances et les condensateurs), et l'entrée des modèles est donnée par la tension d'alimentation  $V_{in}$  et la grandeur de commande correspondant au rapport cyclique  $d$ .

Dans ce qui vient on va modéliser le convertisseur dévolteur tenant en considération toutes les pertes inhérentes aux éléments du circuit électrique pour améliorer la précision du modèle; celle-ci consiste habituellement à manipuler des expressions mathématiques complexes [Davo06].

### II.6.1. Modèle moyen de convertisseur dévolteur (Buck) avec pertes inclus.

La figure (II.11) présente le circuit de base équivalent d'un convertisseur dévolteur.



**Figure II.11.** Le circuit équivalent de convertisseur dévolteur (Buck) avec les pertes inhérentes aux éléments du circuit électrique.

#### II.6.1.1. En mode de conduction continu.

En mode de conduction continue ( $CCM$ ), en fonction de la position de l'interrupteur noté  $M$ , il existe deux états du circuit associés aux positions fermée et ouverte, représentés dans l'espace d'état par les dynamiques suivantes :

- $M_{\text{fermé}}$  :

$$\begin{cases} \dot{x} = A_1x + B_1V_{in} \\ y = C_1x + E_1V_{in} \end{cases} \quad (\text{II.15})$$

- $M_{\text{ouvert}}$  :

$$\begin{cases} \dot{x} = A_2x + B_2V_{in} \\ y = C_2x + E_2V_{in} \end{cases} \quad (\text{II.16})$$

Le modèle moyen global prend une expression de la forme :

$$\begin{cases} \dot{x} = A(d)x + B(d)V_{in} \\ y = C(d)x + E(d)V_{in} \end{cases} \quad (\text{II.17})$$

Avec :

$$\begin{aligned} A(d) &= A_1d + A_2(1-d) \\ B(d) &= B_1d + B_2(1-d) \\ C(d) &= C_1d + C_2(1-d) \\ E(d) &= E_1d + E_2(1-d) \end{aligned} \quad (\text{II.18})$$

Le domaine de validité de la modélisation par modèle moyen donnée par les équations (II.17), (II.18) est donné par la condition suivante :

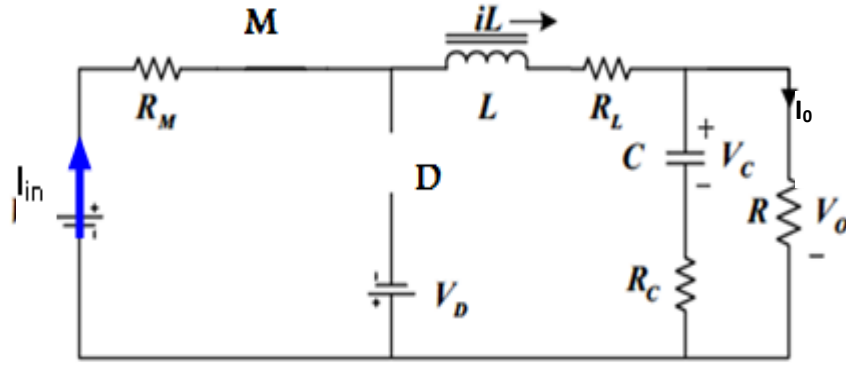
$$\frac{1}{T_e} \gg \omega \quad (\text{II.19})$$

La fréquence de commutation du convertisseur est beaucoup plus importante que la limite haute du domaine de validité.

Dans les équations de notre modèle,  $[i_L \quad v_c]^T$  représente le vecteur d'état du modèle,  $[V_o \quad i_o]^T$  est la sortie et  $V_{in}$  correspond à la tension d'entrée.

Quand l'interrupteur  $M$  se trouve dans la position fermée, la diode est bloquée. Lorsque l'interrupteur passe en position ouvert, la diode se met en conduction. Donc, dans le mode de conduction continue, les états de l'interrupteur et de la diode sont complémentaires.

1- Lorsque ( $u=1$ ) l'interrupteur  $M$  se trouve dans la position fermée et  $D$  est ouvert, Le circuit équivalent d'hacheur abaisseur est comme suit :



**Figure II.12.** Schéma de convertisseur abaisseur (Buck), lorsque M est à l'état ON.

Où  $u$  est l'état de commutation, lorsque  $u=1$ , l'interrupteur  $M$  est fermé, et lorsque  $u=0$ ,  $M$  est ouvert.

Par l'utilisation de la loi de Kirchhoff et les lois du courant on obtient les équations liées aux variables d'état :

$$C \frac{dv_c(t)}{dt} = i_L - \frac{V_o}{R} \quad (\text{II.20})$$

$$V_o = v_c(t) + R_c C \frac{dv_c(t)}{dt} \quad (\text{II.21})$$

$$L \frac{di_L(t)}{dt} = V_{in} - R_M i_L(t) - R_L i_L(t) - V_o \quad (\text{II.22})$$

On substitut l'équation (II.21) dans (II.22) :

$$\left(1 + \frac{R_c}{R}\right) C \frac{dv_c(t)}{dt} = i_L - \frac{v_c(t)}{R} \quad (\text{II.23})$$

Par conséquent :

$$\begin{cases} i_{in} = i_L \\ V_o = \frac{R v_c(t)}{R + R_c} + \frac{R R_c i_L(t)}{R + R_c} \\ i_o = \frac{V_o}{R} = \frac{v_c(t)}{R + R_c} + \frac{R_c i_L(t)}{R + R_c} \end{cases} \quad (\text{II.24})$$

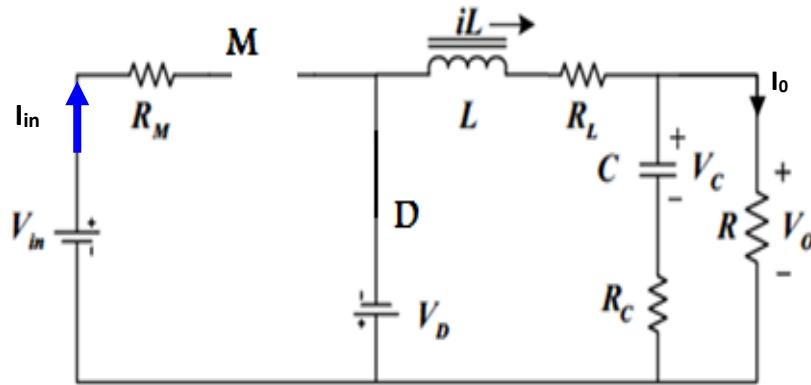
$$L \frac{di_L(t)}{dt} = V_{in} - R_M i_L(t) - \left(R_L + \frac{R R_c}{R + R_c}\right) i_L(t) - \frac{R}{R + R_c} v_c(t) \quad (\text{II.25})$$

$$C \frac{dv_c(t)}{dt} = \frac{R}{R + R_c} i_L(t) - \frac{1}{R + R_c} v_c(t) \quad (\text{II.26})$$

Les matrices d'état sont :

$$\left\{ \begin{aligned} \begin{bmatrix} \frac{di_L}{dt} \\ \frac{dv_c}{dt} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} -\frac{1}{L}(R_M + R_L + \frac{RR_c}{R+R_c}) & -\frac{R}{L(R+R_c)} \\ \frac{R}{C(R+R_c)} & -\frac{1}{C(R+R_c)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_L \\ v_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} V_{in} \\ \begin{bmatrix} V_0 \\ i_0 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \frac{RR_c}{R+R_c} & \frac{R}{R+R_c} \\ \frac{R_c}{R+R_c} & \frac{1}{R+R_c} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_L \\ v_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} V_{in} \end{aligned} \right. \quad (\text{II.27})$$

2- Lorsque ( $u=0$ ) l'interrupteur  $M$  se trouve dans la position ouverte et  $D$  fermée Le circuit équivalent d'hacheur abaisseur est illustré dans la figure (II.13) :



**Figure II.13.** Schéma de convertisseur abaisseur (Buck), lorsque  $M$  est à l'état OFF.

De même façon les équations différentielles qui présentent le modèle d'états dans ce cas sont :

$$\begin{cases} i_m = 0 \\ V_0 = \frac{R v_c(t)}{R+R_c} + \frac{RR_c i_L(t)}{R+R_c} \end{cases} \quad (\text{II.28})$$

$$L \frac{di_L(t)}{dt} = -V_D - R_L i_L(t) - \left( \frac{RR_c}{R+R_c} \right) i_L(t) - \frac{R}{R+R_c} v_c(t) \quad (\text{II.29})$$

$$C \frac{dv_c(t)}{dt} = \frac{R}{R+R_c} i_L(t) - \frac{1}{R+R_c} v_c(t) \quad (\text{II.30})$$

Les matrices d'état sont :

$$\left\{ \begin{array}{l} \begin{bmatrix} \frac{di_L}{dt} \\ \frac{dv_c}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{L}(R_L + \frac{RR_c}{R+R_c}) & -\frac{R}{L(R+R_c)} \\ \frac{R}{C(R+R_c)} & -\frac{1}{C(R+R_c)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_L \\ v_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} V_{in} - \begin{bmatrix} \frac{V_D}{L} \\ 0 \end{bmatrix} \\ \\ \begin{bmatrix} V_0 \\ i_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{RR_c}{R+R_c} & \frac{R}{R+R_c} \\ \frac{R_c}{R+R_c} & \frac{1}{R+R_c} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_L \\ v_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} V_{in} \end{array} \right. \quad (\text{II.31})$$

Le modèle moyen est fourni par la moyenne des représentations linéaires (II.27), (II.31) mentionnés précédemment et suivant l'équation (II.31) on peut écrire le modèle global comme :

$$\left\{ \begin{array}{l} \begin{bmatrix} \frac{di_L}{dt} \\ \frac{dv_c}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{L}(R_L + R_M u + \frac{RR_c}{R+R_c}) & -\frac{R}{L(R+R_c)} \\ \frac{R}{C(R+R_c)} & -\frac{1}{C(R+R_c)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_L \\ v_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L}(u) \\ 0 \end{bmatrix} V_{in} - \begin{bmatrix} \frac{1}{L}(V_D - uV_D) \\ 0 \end{bmatrix} \\ \\ \begin{bmatrix} V_0 \\ i_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{RR_c}{R+R_c} & \frac{R}{R+R_c} \\ \frac{R_c}{R+R_c} & \frac{1}{R+R_c} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_L \\ v_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} V_{in} \end{array} \right. \quad (\text{II.32})$$

Lorsque la fréquence de commutation  $f$  est assez élevée et les ondulations sont petites, si nous supposons que le rapport cyclique d'une période de commutation est  $d$ , alors le modèle moyenne d'espace d'état peut être réécrite comme [Yu11].

$$\left\{ \begin{array}{l} \begin{bmatrix} \frac{di_L}{dt} \\ \frac{dv_c}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{L}(R_L + R_M d + \frac{RR_c}{R+R_c}) & -\frac{R}{L(R+R_c)} \\ \frac{R}{C(R+R_c)} & -\frac{1}{C(R+R_c)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_L \\ v_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L}(d) \\ 0 \end{bmatrix} V_{in} - \begin{bmatrix} \frac{1}{L}(V_D - dV_D) \\ 0 \end{bmatrix} \\ \\ \begin{bmatrix} V_0 \\ i_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{RR_c}{R+R_c} & \frac{R}{R+R_c} \\ \frac{R_c}{R+R_c} & \frac{1}{R+R_c} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_L \\ v_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} V_{in} \end{array} \right. \quad (\text{II.33})$$

On note que le rapport cyclique  $d$  devient l'une des entrées du modèle moyen au même titre que la tension d'alimentation  $V_{in}$ . Cette nouvelle entrée représente également la commande du système qui est utilisée afin de piloter la sortie  $y$ . Donc on peut récrire le modèle global comme :

$$\left\{ \begin{aligned} \begin{bmatrix} \frac{di_L}{dt} \\ \frac{dv_c}{dt} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} -\frac{1}{L}(R_L + \frac{RR_c}{R+R_c})i_L & -\frac{R}{L(R+R_c)}v_c - \frac{V_D}{L} \\ \frac{R}{C(R+R_c)}i_L & -\frac{1}{C(R+R_c)}v_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L}(V_{in} + V_D - R_M i_L) \\ 0 \end{bmatrix} d \\ \begin{bmatrix} V_0 \\ i_0 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \frac{RR_c}{R+R_c} & \frac{R}{R+R_c} \\ \frac{R_c}{R+R_c} & \frac{1}{R+R_c} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_L \\ v_c \end{bmatrix} \end{aligned} \right. \quad (\text{II.34})$$

Le modèle moyen obtenu (II.34) est un modèle non-linéaire, et plus précisément bilinéaire, en raison du produit entre le vecteur d'état  $x$  et le signal de commande  $d$ . Cependant, une dynamique linéaire peut être obtenue en linéarisant le modèle (II.34) autour d'un point de fonctionnement souhaité en régime permanent, mais le but de notre travail est le développement des lois de commande non conventionnelles donc on s'occupe seulement au le modèle non-linéaire donné par l'équation (II.34).

Si on considère que le convertisseur est idéal et les commutateurs  $M$  et  $D$  sans pertes ( $R_c=R_L=0$ , et  $R_M=V_D=0$ ) le modèle du convertisseur dévolteur devient comme suit :

$$\left\{ \begin{aligned} \begin{bmatrix} \frac{di_L}{dt} \\ \frac{dv_c}{dt} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0 & -\frac{1}{L} \\ \frac{1}{C} & -\frac{1}{RC} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{in} \\ 0 \end{bmatrix} d \\ \begin{bmatrix} V_0 \\ i_0 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & \frac{1}{R} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_L \\ v_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} d \end{aligned} \right. \quad (\text{II.35})$$

### II.6.1.2. En mode de conduction discontinu.

Le circuit est décrit par trois configurations différentes. Les deux premières sont identiques avec les configurations mentionnées en CCM, tandis que la troisième configuration apparait si la diode devient bloquée durant le temps que l'interrupteur est dans la position ouverte, à la fin de la période de découpage. Par conséquent, en fonction de l'état passant ou bloqué de ces deux éléments on a trois dynamiques linéaires différentes caractérisant le comportement dynamique du convertisseur :

$$\begin{array}{l} M\_fermé \\ D\_blouquée \end{array} \quad \left\{ \begin{array}{l} \dot{x} = A_1x + B_1V_{in} \\ y = C_1x + E_1V_{in} \end{array} \right. \quad (\text{II.36})$$

$$\begin{array}{l} M\_ouvert \\ D\_passante \end{array} \quad \left\{ \begin{array}{l} \dot{x} = A_2x + B_2V_{in} \\ y = C_2x + E_2V_{in} \end{array} \right. \quad (\text{II.37})$$

$$\begin{array}{l} M\_ouvert \\ D\_blouquée \end{array} \quad \left\{ \begin{array}{l} \dot{x} = A_3x + B_3V_{in} \\ y = C_3x + E_3V_{in} \end{array} \right. \quad (\text{II.38})$$

Dans ce mode de conduction, la moyenne des modèles (II.36), (II.38) est faite avec le rapport cyclique  $d_1 = d$ , (donné par la fraction de la période de commutation où l'interrupteur est dans la position fermé),  $d_2$  (déterminé par la partie de la période de commutation où l'interrupteur est ouvert et le courant par l'inductance est positif), et  $d_3=1-d_1-d_2$  (la partie de la période  $T$  où le courant s'annule lorsque l'interrupteur reste dans la position ouverte). Les deux variables  $d_2$  et  $d_3$  ont des expressions algébriques dépendantes de la valeur du rapport cyclique  $d_1$ , des paramètres du circuit, de la tension d'alimentation  $V_{in}$  et celle de sortie  $V_0$ . Ainsi, tout en gardant l'hypothèse (II.19), le modèle moyen bilinéaire en DCM [Cuk91] présente la dynamique suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{x} = A(d)x + b(d)V_{in} \\ y = C(d)x + E(d)V_{in} \end{array} \right. \quad (\text{II.39})$$

$$\begin{array}{l} \text{Avec :} \\ A(d) = A_1d + A_2(1-d), d_1 = d \\ B(d) = B_1d + B_2(1-d) \\ C(d) = C_1d + C_2(1-d) \\ E(d) = E_1d + E_2(1-d) \end{array} \quad (\text{II.40})$$

Également, le modèle moyen peut être linéarisé autour d'un point de fonctionnement, mais le but de notre travail est le développement des lois de commande non conventionnelles, donc on s'intéresse seulement au modèle non-linéaire donné par l'équation (II.35). Généralement notre modèle montre un comportement proche des convertisseurs réels. Bien que l'ajout des résistances provoque des pertes énergétiques indésirables dans les éléments électroniques utilisées qui affectent le rendement du convertisseur, mais grâce aux lois de commande, on peut ré-augmenter le rendement.

**II.7. Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons entamé la partie la plus importante et la plus délicate de cette étude, qui est le comportement du convertisseur de puissance (*DC-DC*). Dans un premier temps, le comportement non linéaire des convertisseurs dévolteur (Buck) est précisément analysé afin de mieux comprendre et choisir des lois de commande. Ces dernières sont déterminées selon les exigences pour atteindre certains niveaux de performances (précision, rapidité, insensibilité aux bruits, ...) et de robustesse exprimés par le cahier des charges. Pour cela, le modèle moyen (II.35) est utilisé.

Nous estimons que ce modèle reflète suffisamment le comportement souhaitée. Il est alors utilisé pour étudier et synthétiser des lois de commande par des différentes approches détaillées dans les prochain chapitres qu'ils se focalisent sur la synthèse des lois de commande non linéaires.

---

---

# **Chapitre III**

COMMANDE ROBUSTE DES CONVERTISSEURS DC-DC

---

### III.1. Introduction

Dans ce chapitre on se focalise sur deux lois de commandes : (mode glissant, synergétique) et le principe de chacune ensuite on les applique sur notre système (le convertisseur dévolteur) modelé précédemment, on va discuter les résultats obtenus et les avantages et les inconvénients de chaque commande, et on va présenter une étude comparative entre les deux commandes proposé. Après, nous allons introduire la théorie de la commande terminale dans le but de minimiser le temps de convergence. Cependant, il existe deux inconvénients de TSMC qui sont le problème du point de singularité et l'exigence de la limite de l'incertitude. Heureusement, le premier problème a été surmonté par le terminal inversible commande en mode glissant (NTSMC) [Data11], [Utki92], et le deuxième problème peut être résolu par l'estimateur d'incertitude bien conçu [Data11]. On applique le même principe avec la commande synergétique (qui connut sous le nom terminal synergétique) à partir d'un choix de l'équation de la macro-variable soit non linéaire pour obtenir les mêmes raisons, Pour ensuite on inclut le concept de la commande adaptative, adaptative terminal mode glissant et adaptative terminal synergétique, on a utilisé ces contrôleurs pour commander un convertisseur Buck *DC-DC*.

### III.2. La commande par mode glissant

La commande par mode glissant (*Sliding Mode Control, SMC*) est un contrôle de type non linéaire qui a été introduit pour le contrôle des systèmes à structure variable (comme les convertisseurs statique) et il se base sur le concept de changement de structure du contrôleur avec l'état du système afin d'obtenir une réponse désirée.

Dans ce type de commande, l'état du système définit la position de l'organe de commande. L'idée est de diviser l'espace d'état par une frontière de décision appelée surface de glissement cette hyper-surface étant une relation entre les variables d'état du système, elle définit une équation différentielle, et donc détermine totalement la dynamique du système, pourvu qu'il reste sur elle.

Autrement dit, l'objectif est d'arriver à l'état de référence, une fois que l'état du système atteint la surface de glissement (Figure III.1), le système se trouve en régime glissant. Sa dynamique est alors insensible aux perturbations extérieures et les variations paramétriques tant que les conditions du régime glissant sont assurées [Utki92][Kaim96].

Premièrement, pour atteindre cet objectif, il faut assurer *l'attractivité* de la surface de glissement. En d'autre terme il faut que l'état du système dans n'importe quelle position de l'espace d'état se dirige vers la surface de glissement.

Deuxièmement, une fois la surface atteinte, il faut assurer le *glissement* le long de cette surface et la stabilité du système, pour rejoindre la référence. Pour cela, il faut trouver la condition sous laquelle la dynamique du système glisse sur la surface vers l'état de référence désiré.

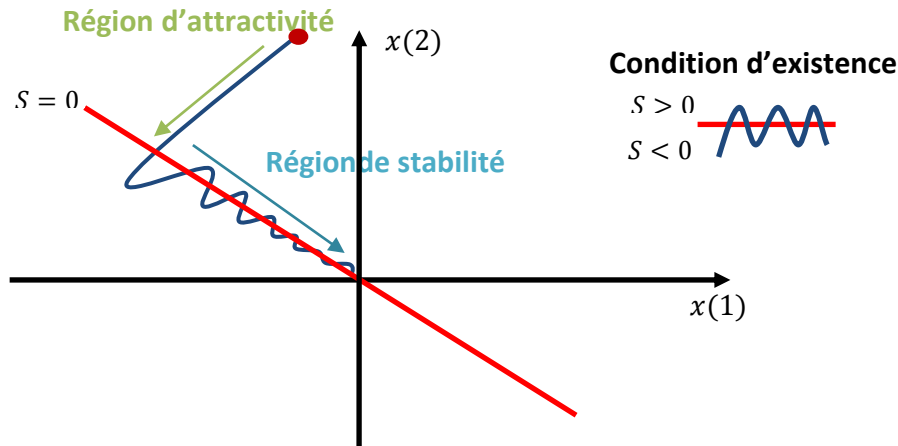


Figure III.1. La surface de glissement.

### III.2.1. Choix de la surface de glissement

Supposons que l'objectif de commande est d'assurer une poursuite de trajectoire d'un signal de référence  $y_d(t)$  par la sortie  $y \in Y \subset \mathcal{R}$  donc de faire tendre l'erreur  $y - y_d$  vers 0.

La surface de glissement  $S(x) = 0$  représente le comportement dynamique désiré du système, J. J. Slotine propose une forme générale pour déterminer la surface de glissement qui assure la convergence d'une variable d'état  $x$  vers sa valeur désirée  $x_d(t)$  cette fonction est donnée par l'équation :

$$S(x, t) = \left( \frac{d}{dt} + \lambda \right)^{r-1} e(x) \quad (\text{III.1})$$

Avec :

$e(x)$  : L'écart entre la variable à régler et sa référence.

$\lambda$  : Constante positive.

$r$  : Degré relatif, il présente le nombre de fois qu'il faut dériver la surface pour faire apparaître la commande.

L'objectif de la commande est de maintenir la surface à zéro cette dernière est une équation différentielle linéaire dont l'unique solution est  $e(x) = 0$  pour un choix convenable du paramètre, ceci revient à un problème de poursuite de trajectoire qui est équivalente à une linéarisation exacte de l'écart tout en respectant la condition de convergence.

### III.2.2. Conditions de convergence et d'existence (stabilité)

Les conditions d'existence et de convergence sont les critères qui permettent aux différentes dynamiques du système de converger vers la surface de glissement et d'y demeurer, indépendamment de la perturbation. Il existe deux considérations pour assurer le mode de convergence : une fonction discrète de commutation et fonction de Lyapunov.

#### III.2.2.1. La fonction discrète de commutation :

Cette approche est la plus ancienne. Elle est proposée et étudiée par EMELYANOV et UTKIN [Tara62][Utki77]. Il s'agit de donner à la surface une dynamique convergente vers zéro. Elle est donnée par :

$$\begin{cases} \dot{s}(x) > 0 & \text{si } s(x) < 0 \\ \dot{s}(x) < 0 & \text{si } s(x) > 0 \end{cases} \quad (\text{III.2})$$

Cette condition peut être formulée comme suit :

$$\dot{s}(x)s(x) < 0 \quad (\text{III.3})$$

Elle est globale mais ne garantit pas en revanche un temps d'accès fini.

#### III.2.2.2. La fonction de Lyapunov

La fonction de Lyapunov est une fonction scalaire positive  $V(x) > 0$  pour les variables d'état du système. La loi de commande doit faire décroître cette fonction  $\dot{V}(x) < 0$ . L'idée est de choisir une fonction scalaire  $s(x)$  pour garantir l'attraction de la variable à contrôler vers sa valeur de référence et de concevoir une commande  $u$  telle que le carré de la surface correspond à une fonction de Lyapunov.

Nous définissons la fonction de Lyapunov comme suit :

$$V(x) = \frac{1}{2} s^T(x)s(x) \quad (\text{III.4})$$

Cette fonction est définie positive de manière évidente et sa dérivée est :

$$\dot{V}(x) = s(x)\dot{s}(x) \quad (\text{III.5})$$

Pour que la fonction  $V(x)$  puisse décroître, il suffit d'assurer que sa dérivée soit négative. Ceci n'est vérifiée que si la condition (III.3) est vérifiée.

L'équation (III.5) explique que le carré de la distance entre un point donné du plan de phase et la surface de glissement exprime par diminue tout le temps, contraignant la trajectoire du système à se diriger vers la surface à partir des deux côtés de cette dernière. Cette condition suppose un régime glissant idéal ou la fréquence de commutation est infinie [Utki77].

L'inégalité (III.3) est appelée condition d'attractivité qui n'est pas suffisante pour assurer une convergence en temps fini vers la surface. Pour assurer une convergence de  $s(x,t)$  vers 0 en temps fini, une condition plus forte doit être respectée. Dans le cas des modes glissants classiques, on utilise généralement la condition d'attractivité non-linéaire dite condition de  $\eta$ -attractivité [Utki92].

$$s\dot{s} \leq -\eta|s| \quad \text{(III.6)}$$

### III.2.3. Synthèse de la loi de commande.

#### III.2.3.1. Commande équivalente :

Une fois la surface de glissement choisi, ainsi le critère de convergence, il reste à déterminer la condition d'attractivité, qu'il est nécessaire pour ramener la variable à contrôler vers la surface et maintenir l'évolution du système sur elle  $s(x,t) = 0$ , ensuite vers son point d'équilibre.

Dans ce qui vient on va montrer de différentes méthodes de la synthèse de structure variables (SSV).

- **Méthode de Philippov :**

L'une des premières approches est la méthode de Philippov. Cette approche est basée sur les résultats des travaux effectués par ce dernier sur les équations différentielles à second membre discontinu. Il propose une loi de commande qui prend deux valeurs suivant le signe de la surface de glissement :

$$u = \begin{cases} u^+ & \text{si } s(x) > 0 \\ u^- & \text{si } s(x) < 0 \end{cases} \quad \text{(III.7)}$$

Les valeurs exactes de  $u^+(x,t), u^-(x,t)$  sont choisies afin qu'une condition d'accès soit vérifiée. C'est à dire telle que la trajectoire d'état atteigne la surface de commutation  $s(x)=0$  en un temps fini.

- **Méthode de Utkin : Méthode de la commande équivalente [Utki77][Utki78]:**

Plusieurs méthodes d'approche ont été utilisées pour décrire le mode de glissement lorsque la trajectoire du système atteint la surface de glissement ( $s(x)=0$ ). Dans ce paragraphe, la méthode adoptée est celle d'UTKIN connue sous le nom de commande équivalente. Cette méthode décrit la dynamique du système sur la surface de glissement. Elle permet de garder la variable contrôlée sur cette surface en imposant la valeur désirée en régime permanent de la grandeur d'entrée. Pour un système contrôlé donné, la première étape pour la réalisation d'une structure de régulation par ajout de la commande équivalente consiste à trouver un vecteur d'entrée équivalent  $U_{eq}$  de sorte que la trajectoire d'état du système à contrôler reste sur la surface de glissement prédéfinie. Une fois la commande équivalente déterminée, la dynamique du système peut être décrite par la substitution de  $U_{eq}$  dans l'équation d'état. En se basant sur la méthode d'Utkin, le calcul de la commande équivalente s'effectue en prenant en considération les conditions d'invariances suivantes :

$$\begin{cases} s(x) = 0 \\ \dot{s}(x) = 0 \end{cases} \quad \text{(III.8)}$$

La commande équivalente est une fonction continue qui sert à maintenir la variable à contrôler sur la surface de glissement  $s(x) = 0$  elle est déduite en considérant que la surface est nulle et donc  $\dot{s}(x) = 0$ . Elle peut être interpréter comme étant un retour d'état particulier jouant le rôle d'un signal de commande appliquée sur le système à commander. Elle peut être aussi interpréter autrement comme étant une valeur moyenne que prend la commande lors de la commutation rapide entre les valeurs  $u_{min}$  et  $u_{max}$ .

Prenons l'exemple d'un système non-linéaire avec une seule entrée, représenté par l'équation d'état suivante :

$$\dot{x} = f(x, t) + g(x, t)u \quad \text{(III.9)}$$

Pour l'existence du mode glissant implique :  $\dot{s}(x) = 0$  après  $s(x) = 0$ .

$$\dot{s}(x(t)) = \frac{\partial s}{\partial t} + \frac{\partial s}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial t} = 0 \quad \text{(III.10)}$$

En remplaçant (III.10) dans (III.9), on trouve :

$$\frac{\partial s}{\partial t} \dot{x} + \frac{\partial s}{\partial x} (f(x, t) + g(x, t)u_{eq}) = 0 \quad \text{(III.11)}$$

Où  $u_{eq}$  est la commande équivalente.

Avec  $s(x(t_0)) = 0$  et pour que la commande équivalente puisse prendre une valeur finie, il faut que  $\frac{\partial s}{\partial t}g(x,t) \neq 0$  (Non singulière), Donc on obtient :

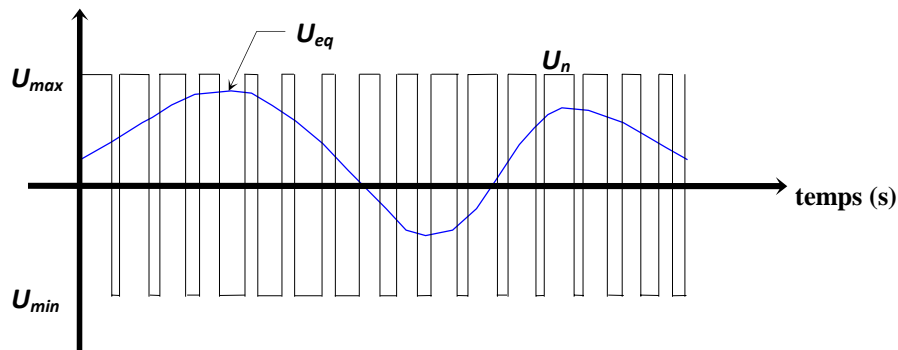
$$u_{eq} = -\left(\frac{\partial S}{\partial t}g(x,t)\right)^{-1}\left(\frac{\partial S}{\partial t}f(x,t)\right) \quad (\text{III.12})$$

Par conséquent, on peut déterminer le mouvement sur la surface de glissement pour tout instant :

$$\dot{x} = \left[1 - g(x,t)\left[\frac{\partial s}{\partial t}g(x,t)\right]^{-1}\frac{\partial s}{\partial t}\right]f(x,t) \quad (\text{III.12})$$

Il est remarquable de constater que les dynamiques du système en mode glissant sont d'ordre inférieur au système original. Cette réduction d'ordre est aisément explicable par le nombre de variables d'état contraintes par la relation  $s(x)=0$ .

La commande équivalente peut être interpréter comme la valeur moyenne que prend la grandeur de commande discontinue lors de la commutation rapide entre  $u_{min}$  et  $u_{max}$ , comme il est représenté sur le schéma suivant :



**Figure III.2.** La commande équivalente.

Ainsi, la commande équivalente est déduite à partir des conditions d'invariances données par (III.12). Cette commande permet d'assurer que la trajectoire de la grandeur contrôlée reste sur sa surface de glissement. Cependant, cette commande n'assure pas le contrôle en dehors de la surface de glissement. C'est pourquoi, il faut ajouter une nouvelle condition pour que l'état du système tende vers cette surface et l'atteigne. Cette nouvelle condition est la condition d'attractivité. Elle est développée dans [Gao93],[Hung93].

### III.2.3.2. Commande de commutation :

La commande de commutation permettant de garantir la condition d'attractivité et responsable du glissement, la forme la plus simple que peut prendre est celle d'un relais.

$$u_c = \dot{S}(x) = -k \text{sign}(S(x)) \quad (\text{III.14})$$

Où :  $k$  est une constante positive qui représente le gain de la commande discontinue

(Figure.III.3)

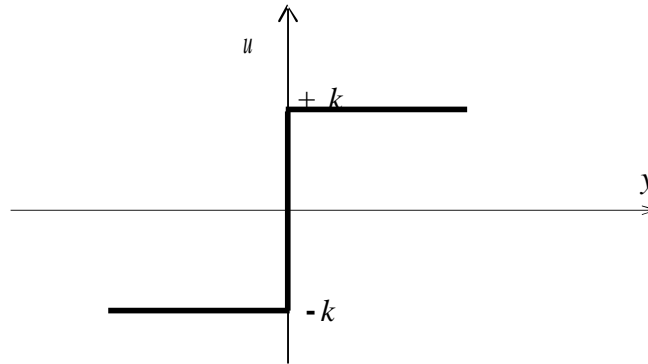


Figure III.3.Représentation de la commande discontinue

#### III.2.4.Les Avantages et les inconvénients de cette commande :

Un des principaux avantages résidant dans l'utilisation de la commande par mode glissant est que tout système commandé par cette technique aura des propriétés implicites de « robustesse », car le système sera contraint à chaque instant à respecter la condition de glissement.

En général, on combine cette technique avec des méthodes de commande à structure variable, dans le but de pouvoir définir de manière explicite la robustesse du système, vis-à-vis des incertitudes paramétriques du modèle et des perturbations du système.

En revanche, théoriquement l'utilisation directe d'une telle commande, impose la nécessité d'appliquer au système un commutateur logique à vitesses infinies. Bien que dans la pratique les actionneurs ne puissent pas produire la commutation à ces vitesses, celle-ci doivent être suffisamment rapide.

Quand l'état du système se trouve à la limite du changement de structure, des commutations successives à fréquences élevées peuvent se produire. Ce phénomène pouvant produire une sollicitation excessive des actionneurs, est appelé **broutement** (en anglais « chattering »).

Pour certaines applications, le broutement n'est pas acceptable pour deux raisons principales :

- Pour des fréquences de broutement élevées, dans certains cas, le

système n'est plus modélisé correctement et peut devenir instable en boucle fermée.

- Le broutement produit une dynamique importante sur les actionneurs (moteurs), ce qui peut réduire leurs « temps de vie » et d'être la cause de vibrations dangereuses.

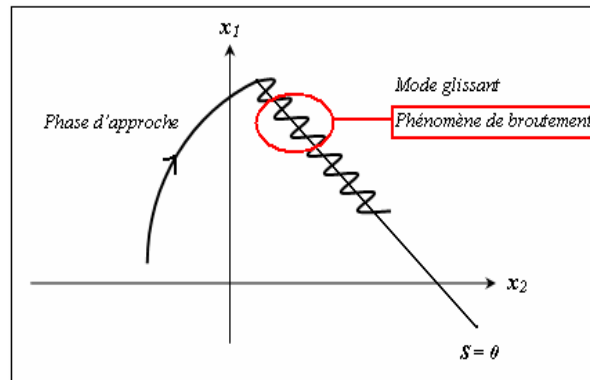


Figure III.4. Illustration du phénomène de broutement

### III.2.5. Commande par mode glissant du convertisseur Buck dc/dc

Prenons le modèle du convertisseur dévolteur d'ordre 2 représenté par l'équation d'état (II.35) développé dans le chapitre précédent,

$$\begin{bmatrix} \dot{i}_L \\ \dot{v}_o \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ \frac{1}{C} & -\frac{1}{RC} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_L \\ v_o \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{V_{in}}{L} \\ 0 \end{bmatrix} u \quad \text{(III.15)}$$

Sélectionner la tension de sortie et de son dérivé en tant que variables d'état du système, comme suit :

$$\begin{cases} x_1 = v_o \\ x_2 = \frac{dv_o}{dt} \end{cases} \quad \text{(III.16)}$$

Ensuite, la représentation d'état décrivant le système est dérivée en tant que

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = -\frac{x_1}{LC} - \frac{x_2}{RC} + \frac{V_{in}}{LC} u \end{cases} \quad \text{(III.17)}$$

Lorsque la fréquence de commutation est suffisamment élevée et les ondulations sont de petite taille, et si nous supposons que le rapport cyclique d'une période de commutation est  $d$ , alors le modèle moyen de l'espace d'état peut être réécrite comme suit :

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = -\frac{x_1}{LC} - \frac{x_2}{RC} + \frac{V_{in}}{LC}d \end{cases} \quad \text{(III.18)}$$

### III.2.5.1. Synthèse de l'algorithme de commande

La synthèse de la loi de commande se fait en deux étapes :

Dans la première étape, la définition d'une surface de glissement  $S$  ayant des dynamiques désirées qui peuvent être choisis comme suit :

$$S = \dot{e} + \lambda e \quad \text{(III.19)}$$

Supposons que la tension désiré est  $r$ , l'erreur de poursuite et sa dérivé sont définis comme

$$\text{suit : } e = x_1 - r; \quad \dot{e} = x_2 - \dot{r}$$

Afin de garantir l'existence du mode glissant, la commande doit satisfaire à la condition

$$S\dot{S} < 0 \quad \text{(III.20)}$$

Dans la seconde étape, la préparation d'une loi de commande de manière à forcer le système d'accès et ensuite de rester sur la surface de glissement jusqu'à ce qu'elle atteigne l'origine du plan de phase. Cette loi de commande se compose de deux parties : Le terme de commande équivalente et discontinue.

La commande équivalente est obtenu par les conditions d'invariance de la surface donnée par :

$$S = 0 \quad ; \quad \dot{S} = 0$$

Par conséquent, l'expression de la commande équivalente est :

$$u_{eq} = \frac{LC}{V_{in}} \left[ \frac{x_1}{LC} + \frac{x_2}{RC} + \lambda \dot{e} + \ddot{r} \right] \quad \text{(III.21)}$$

Le terme du commandement discontinu  $u_s$  fournit la vitesse de glissement et la robustesse vis-à-vis des perturbations extérieures et paramétrique. La partie discontinue de la commande est donnée par :

$$u_s = -k \cdot \text{sign}(S) \quad \text{(III.22)}$$

Où :  $k > 0$

Par conséquent, la commande totale est défini par :

$$d = \frac{-LC}{V_{in}} \left[ \frac{x_1}{LC} + \frac{x_2}{RC} + \lambda \dot{e} + \ddot{r} + k \cdot \text{sign}(S) \right] \quad \text{(III.23)}$$

Une classe de fonctions de Lyapunov classique pour la détermination des conditions d'attractivité et de stabilité est celle des fonctions quadratiques du type :

$$V = \frac{1}{2} s^2 \quad \text{(III.24)}$$

Pour que la fonction de Lyapunov décroisse il suffit de s'assurer que sa dérivée soit négative. Ceci est vérifié par  $\dot{s} < 0$ , on peut dire que le système est stable.

On obtient :

$$\dot{V} = s(-k \cdot \text{sign}(s)) \quad \text{(III.25)}$$

$$\dot{V} \leq -k|s| \leq 0 \quad \text{(III.26)}$$

Alors la stabilité est garantie et (III.26) est satisfaite.

### III.3. Principes généraux de la commande Synergétique

#### III.3.1. Introduction à la commande synergétique :

##### III.3.1.1. Principe de la synergie

La synergie est un effet positif de complémentarité dans une organisation. Elle est communément considérée de nos jours comme un phénomène par lequel plusieurs facteurs ou influences agissant ensemble créent un effet plus grand et plus efficace que la somme de tous les effets appliqués en même temps, et/ou créent un effet que chacun d'entre eux n'aurait pas créé isolément [Yahi11].

##### III.3.1.2. Caractères général

Il est possible de distinguer quatre (4) types de synergies à savoir :

- **La maintenabilité** : la capacité à corriger et modifier simplement une structure, et même, parfois, la possibilité de modifier celle-ci en cours d'utilisation.
- **La mutualisation** : capacité à identifier une fonction et à l'utiliser dans plusieurs contextes différents.
- **La scalabilité** : capacité à pouvoir évoluer par un changement d'échelle, c'est-à-dire de supporter des volumes plus importants de flux sans remettre en cause la structure sous-jacente.
- **La résilience** : est la capacité à continuer de fonctionner en cas de panne, ou détérioration d'un élément du processus [Yahi11].

La synergie découle du grec : syn (sun) et qui signifie « avec et ergazomai » qui veut dire « Je travaille ». Cette notion a été introduite par Émile Littré au XIXe dans son Dictionnaire de la langue française (1872-1877) et cela en la présentant comme ne relevant que du domaine de la physiologie, c-à-d, le « Concours d'action, d'effort, entre divers organes, divers muscles, et/ou Association de plusieurs organes pour l'accomplissement d'une fonction donnée » [Yahi11].

### III.3.1.3 Spécificité par domaine d'application

- **Physiologie** : La synergie musculaire est une contraction coordonnée de plusieurs muscles destinée à exécuter un mouvement précis.
- **Médecine** : Elle correspond à l'action combinée de plusieurs médicaments en produisant des actions additives, qualifiées de synergiques. Les doses peuvent être différentes des doses de ces médicaments pris individuellement.
- **Economie** : en économie, la notion de synergie est due à l'amélioration de l'organisation d'une nation, ou l'entreprise...etc. Un exemple de synergie connue dans ce cas est celle qui existe entre Intel et Microsoft («Wintel») : des microprocesseurs de plus en plus puissants sont associés ou combinés afin d'offrir à l'utilisateur des fonctions plus conviviales. Néanmoins, ces nouvelles fonctions vont à leur tour, à mesure qu'elles sont de plus en plus utilisées, entraîner une demande de microprocesseurs encore plus puissants. Par ailleurs, la baisse des coûts engendre une plus grande demande, qui elle-même va permettre aussi un nouvel abaissement des coûts (cercle vertueux).
- **Industrie** : quand un régulateur unique dans un processus donné joue le même rôle que plusieurs régulateurs associés, on parlera d'action synergétique.

### III.3.1.4 Notion de base de la synergétique

La synergétique, en Grec signifie comme il a été dit précédemment : " travailler pour un but commun". C'est un domaine interdisciplinaire de recherche, lancé par Hermann Haken en 1969. Elle s'intéresse aux systèmes matériels et non matériels composés en général d'un ensemble de parties individuelles [Yahi11].

La synergétique se base sur la spontanéité, c.-à-d. à l'apparition auto-organisée de nouvelles qualités dans le système. Ces qualités peuvent être structurelles ou fonctionnelles. La question de base traitée par la synergétique est : y a-t-il des principes généraux d'auto organisation, qui sont indépendants des natures des différentes parties d'un système et cela malgré la grande variété entre les natures de ces différentes parties, qui peuvent être des atomes, des molécules, neurones, ou mêmes des individus dans une société ? Cette question peut avoir une réponse positive en faveur de beaucoup de classe de systèmes, si l'attention est basée sur les échanges qualitatifs sur les échelles macroscopiques, c.-à-d. sur les échelles spatiales et temporelles entre ces éléments.

D'un autre côté, la synergétique peut prendre place entre les différentes parties d'un système, entre des systèmes ou même entre des disciplines scientifiques. Sa caractéristique

principale réside dans la forte liaison entre l'expérience et la théorie ce qui a été prouvés par plusieurs travaux de recherches et laboratoires.

### III.3.2. Présentation de la théorie de la commande synergétique

Certaines méthodes avancées telles que les techniques de linéarisation ou la commande parmi des glissants, permettent à des concepteurs d'éviter quelques problèmes de non-linéarité, mais la multi-connectivité et la multi-dimensionnalité restent encore insurmontables. Ceci a obligé les chercheurs à s'orienter vers d'autres techniques plus efficaces entre autre celle synergétique [Kola02] En effet, la théorie de ce type de commande dit « synergétique » est l'une des nouvelles options prometteuses dans la théorie des commandes modernes et émergentes. Elle ouvre de nouveaux horizons dans la conception efficace de commande des systèmes non linéaires complexes et autres [Kola02] Cette nouvelle approche permet la conception analytique des lois de commande qui assurent non seulement la stabilité globale du système en boucle fermée, mais aussi la réduction de son ordre par des décompositions successives.

Par conséquent, la théorie de la commande synergétique permet aux concepteurs de résoudre efficacement beaucoup de problèmes difficiles de commande, lesquels n'ont toujours pas été résolus par les méthodes classiques connues [Kola02]. Ces problèmes sont liés non seulement, à la stabilité globale de fonctionnement du système dans une boucle fermée ou à l'optimisation globale du comportement de ce dernier, mais également à la simplification de la transition d'une stratégie de partage de puissance à une autre, ou à la minimisation des pertes de l'énergie dans le système [Kola02].

En général, la théorie de la commande synergétique fournit des méthodes pour concevoir des contrôleurs optimaux pour les systèmes dynamiques, lesquelles ont des secteurs d'attraction qui correspondent au but de la commande utilisée. La représentation de tels secteurs d'attraction des systèmes dynamiques ou attracteurs, est un des concepts principaux de cette théorie de commande.

Un attracteur est une région dans l'espace d'état d'un système dynamique dont la quelle toutes les trajectoires des secteurs voisins de l'espace d'état convergent vers elle comme le montre la figure (III.5).

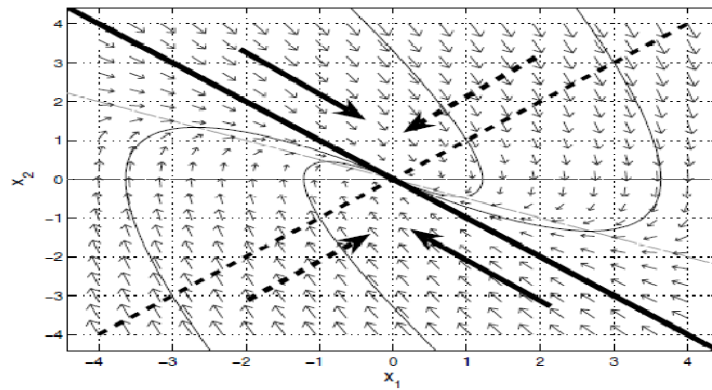


Figure III.5. Orientation vers un manifold de deux variables  $x_1, x_2$

### III.3.3. Principes de la commande synergétique :

La théorie de la commande synergétique est une nouvelle tendance dans le domaine du contrôle des différents processus dans divers domaines d'application, laquelle est basée sur les principes d'auto-organisation orientée et sur l'utilisation des propriétés dynamiques des systèmes non-linéaires.

Les principes de base de la théorie de ce type de commande sont comme suit :

- 1) Les conditions de la réalisation ou de développement sont présentées sous forme d'un ensemble d'invariants (techniques, de puissance, électromagnétique, etc.) qui décrivent les modes de fonctionnement désirés des objets à commander.
- 2) Les attracteurs artificiels - des manifolds invariants – sont formés dans l'espace d'état du système. Sur ces attracteurs, nous assurons l'organisation des qualités dynamiques et statiques désirées de fonctionnement. De plus, la formation des attracteurs est la réflexion d'un processus d'auto-organisation orientée.
- 3) Le principe dominant de la méthode synergétique de synthèse des commandes, correspond au principe de la compression- décompression de l'espace de phase de système à contrôler et cela, par l'imposition des manifolds (Figure III.6)

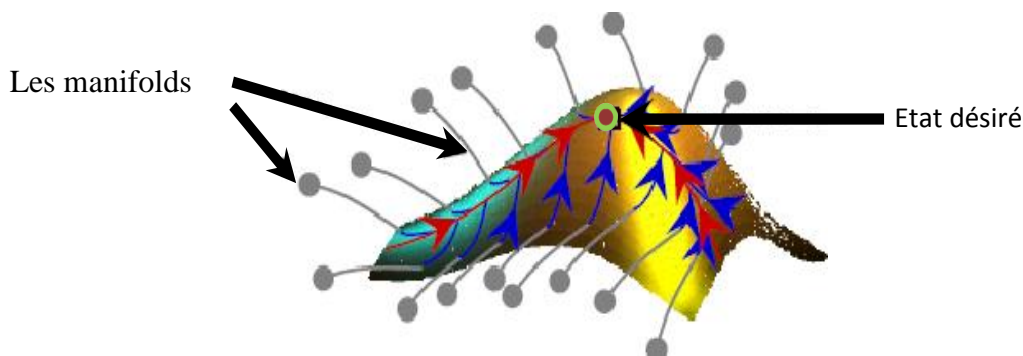


Figure III.6. L'orientation vers l'état désiré du système

Dans la théorie de la commande synergétique les exigences des qualités dynamiques et statiques des systèmes à commander, sont représentées sous forme d'un ensemble d'invariants lesquelles entrent dans la structure des manifolds invariants formés dans l'espace d'état du système selon la méthode de synthèse synergétique qui sera longuement détaillées ici. Ces manifolds servent à attirer le système dans une boucle fermée.

**III.3.4. Procédé général de la commande synergétique**

Supposons que le système à commander soit décrit par un ensemble d'équations non linéaires de la forme suivante :

$$\dot{X} = f(t, X, u) \tag{III.26}$$

Où :  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  : est le vecteur d'état de dimension  $n$ .

$u = (u_1, u_2, \dots, u_m)$  : est le vecteur de commande de dimension  $m$ .

$f(.)$  : est une fonction non linéaire et continue dans le temps.

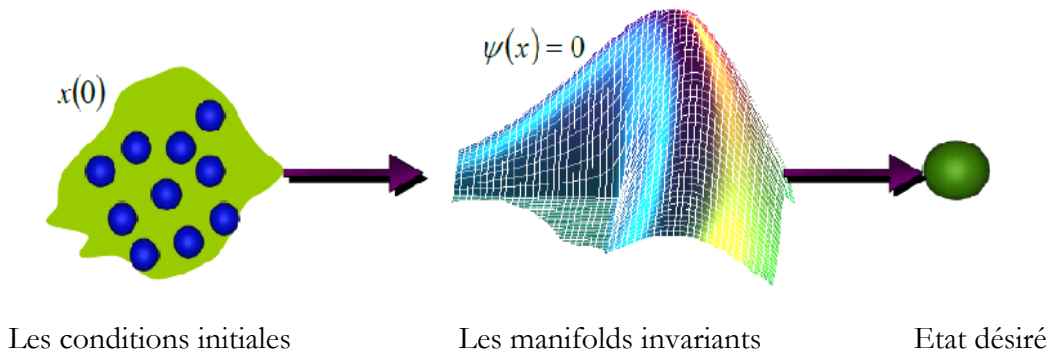
a) La première étape dans la conception d'une commande synergétique réside dans la formation des macro-variables définies en fonction des variables d'état du système, sous forme de relation algébriques entre ces variables qui reflètent les caractéristiques des exigences de la conception. Dans le cas simple, ces macro-variables peuvent être définies sous forme de combinaisons linéaires de ces variables d'état et déterminent les propriétés du mouvement du système (III.26) à partir d'un état initial quelconque à un état d'équilibre désiré dite : manifold.

Le nombre de macro-variables n'excède pas le nombre de variables à contrôler (Figure III.7).

$$\psi_s = \psi_s(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad s = 1, 2, \dots, m$$

$\psi_s$  : représente les manifolds invariants.

$m$  : représente le nombre des manifolds invariants.



**Figure III.7 : formations des manifolds**

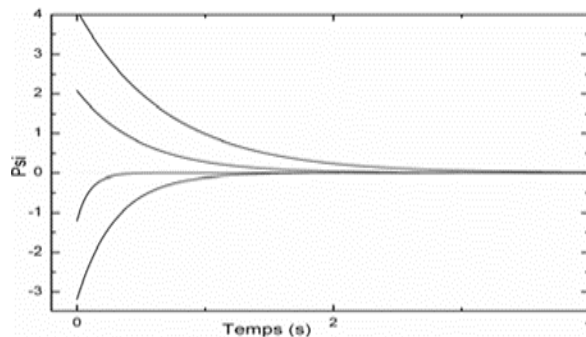
Chaque manifold présente une nouvelle contrainte sur le système dans son espace d'état en réduisant son ordre d'une unité, et en le forçant à converger vers l'état désiré. Par conséquent, la commande forcera le système à opérer sur l'intersection des manifolds ( $\psi_s = 0$ ) [Sana03] [Kocl02].

Le concepteur peut choisir les caractéristiques de ces macro-variables selon des exigences ou des limitations sur quelques-unes des variables d'état.

b) Les caractéristiques de la macro-variable peuvent être choisies par le concepteur, selon les paramètres de commande, le temps de réponse, limitations de la commande, etc... La macro-variable peut être une combinaison linéaire simple des variables d'état, et elle est forcée d'évoluer d'une façon désirée exprimée par une contrainte appelée dans la littérature de la théorie de la commande synergétique, l'équation fonctionnelle, qui a la forme générale suivante

$$T\dot{\psi} + \psi = 0 ; T > 0 \quad (\text{III.28})$$

Le paramètre de conception  $T$  définit la vitesse de la convergence des macro-variables vers l'intersection de manifolds  $\psi_s = 0$ . La vitesse de la convergence se règle par la valeur de ce paramètre (Figure III.8).



**Figure III.8.** Représentation graphique de la solution de l'équation fonctionnelle pour de différentes conditions initiales.

La solution de l'équation (III.28) donne la fonction suivante :

$$\psi(t) = \psi_0 \cdot e^{-\frac{t}{T}} \quad (\text{III.29})$$

Comme le montre la figure (III.8), la macro-variable  $\psi(t)$  converge vers l'attracteur ou le collecteur (la manifold)  $\psi = 0$  pour des conditions initiales différentes de  $\psi_0$ , où  $t$  représente le temps et  $T$  un paramètre de contrôle qui indique la vitesse de convergence du système en boucle fermée vers le domaine indiqué [Juan10].

En tenant compte de la chaîne de la différentiation qui est donnée par :

$$\frac{d\psi(x,t)}{dt} = \frac{d\psi(x,t)}{dx} \cdot \frac{dx}{dt} \quad (\text{III.30})$$

La substitution de (III.30) et de (III.26) dans (III.28) permet d'écrire :

$$T \frac{d\psi(x,t)}{dx} f(x,u,t) + \psi(x,t) = 0 \quad (\text{III.31})$$

En résolvant l'équation (III.31) pour  $u$ , la loi de commande est alors exprimée comme suit :

$$u = g(x, \psi(x,t), T, t) \quad (\text{III.32})$$

À partir de l'équation (III.32), on s'aperçoit que la commande dépend non seulement des variables d'état du système, mais également de la macro-variable et du paramètre de contrôle  $T$ . En d'autres termes, le concepteur peut choisir les caractéristiques du contrôleur en choisissant une macro-variable appropriée et un paramètre de contrôle spécifique  $T$ . Dans la synthèse du contrôleur synergétique montré ci-dessus, il est clair que celui-ci agit sur le système non linéaire et une linéarisation ou une simplification du modèle n'est pas nécessaire comme c'est souvent le cas pour les approches commande traditionnelle.

Par un choix approprié des macro-variables, le concepteur peut obtenir les caractéristiques intéressantes suivantes pour le système final [Boik11] [Juan10] :

- ✓ Stabilité globale
- ✓ Insensibilité vis-à-vis des paramètres
- ✓ Suppression de bruit.

### III.3.5. Conception de la Commande synergétique du convertisseur Buck DC-DC

Dans cette application on utilisera la commande synergétique, commande robuste appropriée aux convertisseurs statiques (dévolteur).

Le comportement dynamique de ce convertisseur est décrit par un modèle non linéaire détaillé dans le chapitre précédent qu'il nécessite une commande robuste et rapide en régime transitoire. Cette commande doit être insensible et stable à la variation de courant de charge. Ces caractéristiques attendues de la commande peuvent être réalisées par une synthèse fondée sur la technique de contrôle synergétique [Mont04].

Il y'a des nombreuse des chercheurs choisissent le principe de la structure en cascade pour définir la macro-variable [Mont03] [Samt02]. Ce principe est justifié par le fait que la dynamique du courant est plus rapide que celle de la tension de sortie [KoKo76].

Cette structure présente des inconvénients liés au fait que le contrôleur synergétique pilote d'une manière indirecte la tension. Ceci affecte les performances du contrôle en termes de robustesse et de réponse dynamique. En réalité, dans la structure en cascade, le courant de référence peut être déduit soit à l'aide d'un correcteur PID soit directement à l'aide des mesures du courant de charge et de la tension d'entrée. Dans le premier cas, il est difficile de trouver une méthode standard pour calculer les valeurs des gains du PID, puisque le contrôleur synergétique est non-linéaire[Samt02][Ghaz12]. Dans les deux cas, la valeur de courant de référence risque d'être mal estimée. C'est pour ces raisons qu'on propose d'étudier un mode de contrôle basé sur une macro-variable faisant intervenir toutes les variables d'état.

### III.3.5.1. Synthèse de l'algorithme de commande

#### III.3.5.1.1. Le choix de la macro-variable.

L'objectif de la commande est de réguler la tension de la sortie  $y$  à une tension de référence  $r$ . On peut choisir  $\psi = y - r$  mais pour ce choix on ne peut pas garantir la réduction de l'erreur statique, Afin d'éliminer ce dernier un terme de dérivé de l'erreur est ajoutée à la définition de macro-variable. La macro-variable choisie est définie comme[Harm12].

$$\psi = k.e + \dot{e} \quad (\text{III.33})$$

Avec :  $e = x_1 - r$  ;  $\dot{e} = x_2 - \dot{r}$

$k$ : est un constant positive représente le régime souhaité.

#### III.3.5.1.2. Loi de commande synergétique.

L'objectif de la commande synergétique est de forcer le système à évoluer sur le domaine choisit au préalable par le concepteur :  $\psi = 0$ .

Le même procédé peut être répété autant de définir variables macro comme voies de commande.

L'évolution dynamique désirée des macro-variables est

$$T\dot{\psi} + \psi = 0 \quad (\text{III.34})$$

Où  $T$  est un paramètre de conception indiquant la vitesse de convergence vers le collecteur spécifié par la macro-variable.

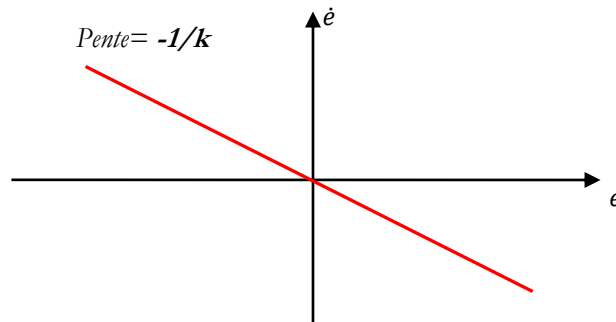
Directement remplaçant le directeur (III.33) et (III.34) du convertisseur abaisseur en (III.18) et en réarrangeant, on obtient la loi de commande qui est donnée par

$$d = \frac{L.C}{V_{in}} \left[ \ddot{r} + \frac{x_1}{L.C} + \frac{x_2}{R.C} + k.\dot{e} + (1/T).\psi \right] \quad (\text{III.35})$$

Et la stabilité est garantie selon la fonction de Lyapunov  $V = \frac{1}{2}\psi^2$  et l'équation (III.34) qui nous donnent

$$\dot{V} = \frac{-1}{T}\psi^2 \Rightarrow \dot{V} \leq 0. \quad (\text{III.36})$$

En se déplaçant sur cette macro-variable, la trajectoire converge vers l'état d'équilibre du convertisseur :  $e = 0$ ,  $\dot{e} = 0$ . Une interprétation géométrique de la loi de commande dans le plan de phase est montrée dans la figure.III.9.



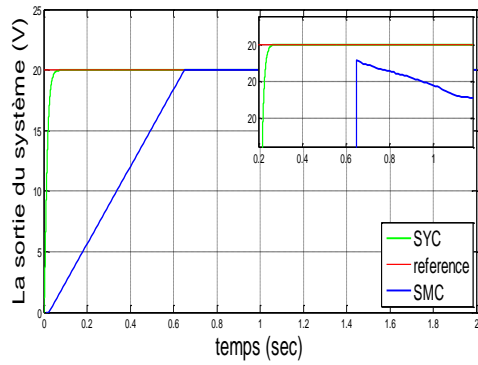
**Figure III.9.** Plan de phase.

### III.3.5.2. Résultats de simulation :

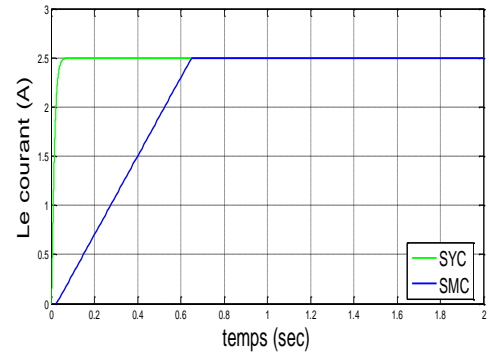
Les contrôleurs proposés ont été utilisés pour le fonctionnement du convertisseur et de la simulation *DC-DC* a été réalisée. Les paramètres du convertisseur DC-DC sont choisis. La tension désiré  $r = 20v$ . L'état initial du système  $x = [0, 0]^T$ . Les principaux paramètres utilisés dans la conception de contrôleur sont :

Les valeurs de  $k$  et  $\lambda$ , sont ajustées par simulation en tenant compte les critères suivants :

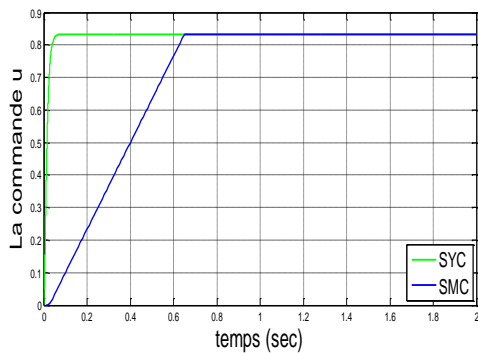
- Rapidité de la réponse sans dépassement important.
- La réduction de l'amplitude des oscillations.
- Réduction de l'erreur statique.



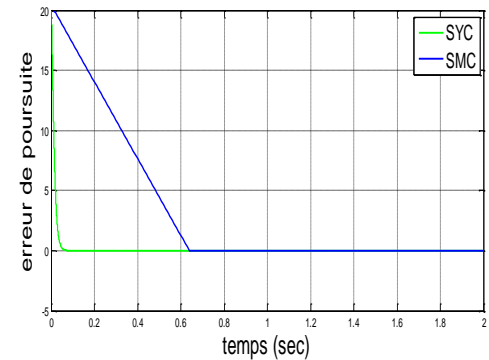
a) la sortie du système et sa référence r.



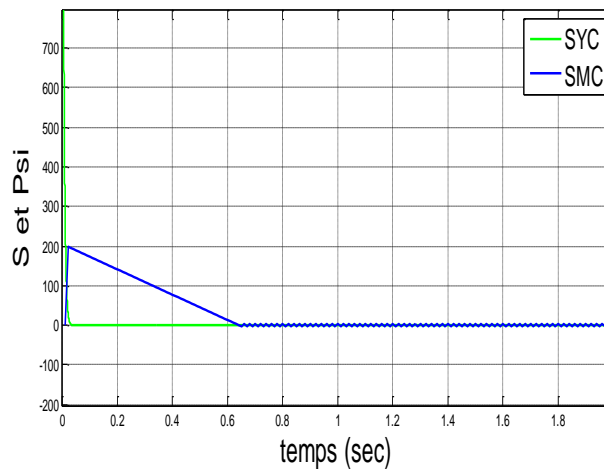
b) courant d'inductance.



c) la commande u.



d) l'erreur de poursuite



e) la surface et la macro-variable

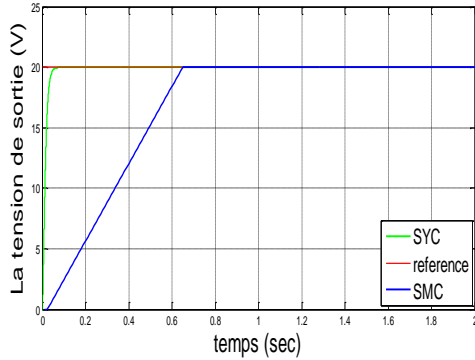
**Figure III.10.** Signaux de simulation de la commande par mode glissant (SMC) et la commande synergétique (SYC).

Les commandes appliquées forcent la sortie du système à suivre le signal de référence. Cette poursuite s'effectue en minimisant l'erreur d'approximation d'une part et en assurant la stabilité du système d'une autre part. et d'après les résultats de simulation, on peut conclure que la loi de commande synergétique montre une bonne performance de poursuite par rapport la commande par mode glissant, et garanti la stabilité asymptotique du système avec une réduction du problème de broutement.

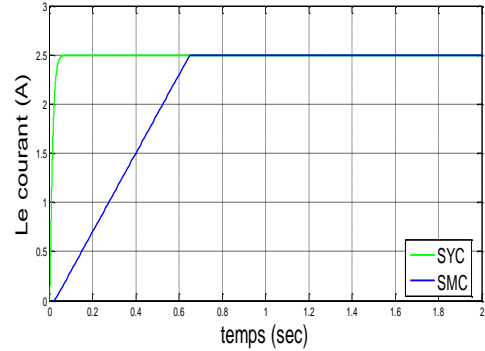
**III.3.5.3. Test de la Robustesse par SMC et SYC :**

Pour tester la robustesse, on va appliquer des perturbations dans l'intervalle [1-1.5]s par exemple la variation de la tension d'entrée de 24v à 35v, ou la variation de la charge de 8 à 20 ohm.

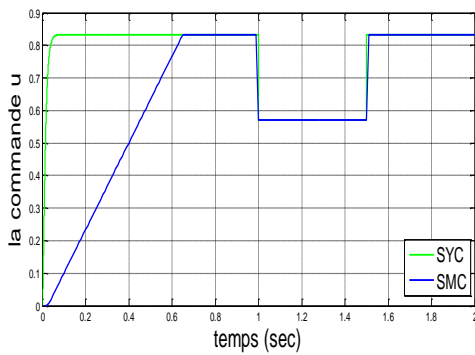
• **Cas de variation de la tension de source**



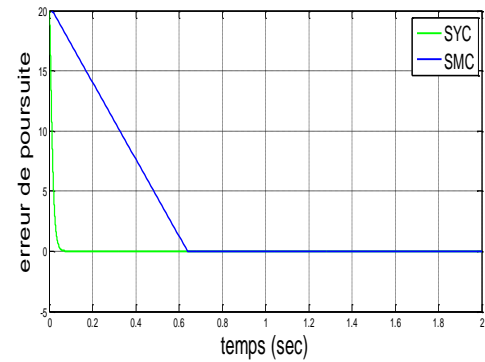
a) la sortie du système et sa référence



b) courant d'inductance.



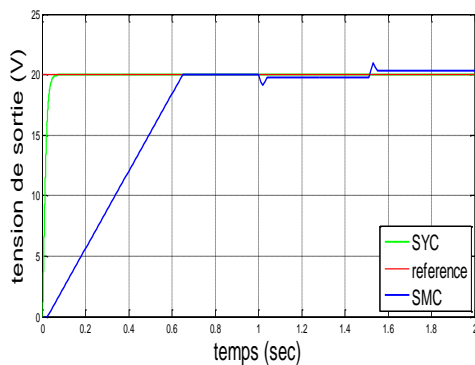
c) la commande u.



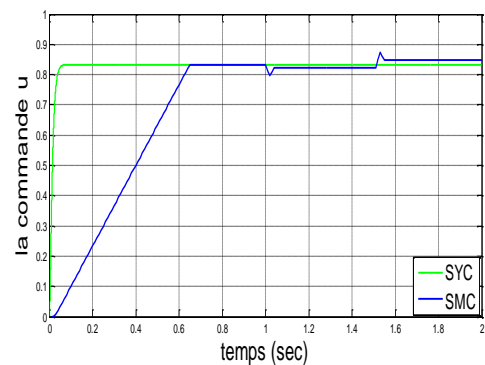
d) l'erreur de poursuite.

**Figure III.11.** Résultats de simulation pour le convertisseur avec variation de la source d'entrée.

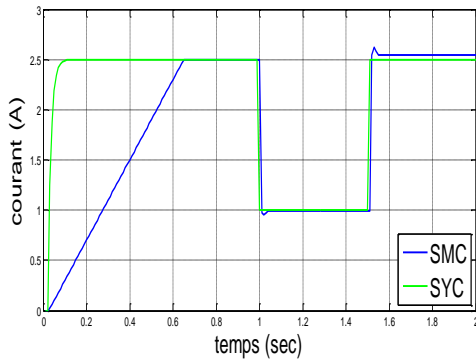
• **Cas de variation de la charge :**



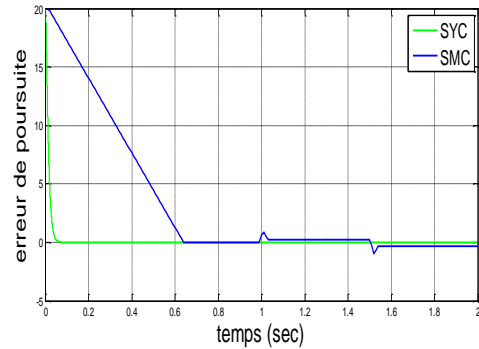
a) la sortie du système et sa référence



c) la commande u.



b) courant d'inductance.



d) l'erreur de poursuite.

**Figure III.12.** Résultats de simulation pour le convertisseur avec variation de la charge.

Les figures (III.11) et (III.12) montrent les profils de réponse de la tension de sortie, du courant dans la charge, de l'entrée de commande et de l'erreur de poursuite des deux contrôleurs avec la variation de la tension d'entrée et la charge respectivement. D'après ces résultats, on peut conclure que les deux commandes sont robuste vis-à-vis les perturbations et les variations paramétriques, comme on peut voir que la tension de sortie de suivi indique un petit temps de montée et une erreur presque nulle.

Les contrôles élaboré garantent seulement une convergence asymptotique de l'état final, d'avoir une convergence plus rapide, il est nécessaire de modifier la surface de glissement et la macro-variable.

#### III.4. La Commande Non-singulier Terminal Mode Glissant

La commande par mode glissant (SMC) est un système de contrôle puissant bien connu qui a été avec succès et largement appliquée pour les systèmes linéaires et non linéaires. En général, la surface de glissement la plus couramment utilisée est la surface de glissement linéaire, ce qui peut garantir la stabilité et la performance asymptotique souhaitée du système de commande en boucle fermée en utilisant le mode de glissement linéaire. Bien que les paramètres de la surface de glissement linéaire peuvent être ajustés de manière appropriée pour obtenir le taux de convergence arbitraire, les états du système ne peuvent pas atteindre le point en temps fini à l'équilibre. Pour pallier cet inconvénient, la commande terminale mode glissant (TSMC) avec la surface non linéaire de glissement est proposée récemment fondée sur le concept d'un attracteur borne. En comparaison avec le SMC conventionnel, TSMC offre des propriétés supérieures comme plus rapide, convergence en temps fini, et plus la précision de contrôle.

##### III.4.1. Introduction à la commande non-singulière terminale mode glissant :

La commande par mode glissant (SMC) est une approche robuste et efficace pour faire face à des problèmes de contrôle de systèmes incertains. Il y'a deux composantes de base de la méthode SMC : une surface de glissement stable qui assure la dynamique voulue, et un effort de contrôle qui pilote les états du système pour atteindre et rester sur la surface de glissement. Habituellement, la surface de glissement est un hyperplan linéaire des états système et que la stabilité asymptotique est assurée sur le collecteur de glissement, ce qui implique que les erreurs de système ne peuvent pas converger vers zéro en un temps fini. Terminal Sliding Mode Control (TSMC) est un système de variante du SMC qui peuvent atteindre la stabilité temps fini [Bhat98] et [Bern00]. En [Gula92], l'attracteur [Zaki89] a été adopté dans la surface de glissement, et TSMC pour le système SISO second ordre a été présenté. En utilisant le mode de glissement non linéaire, TSMC offre une convergence de l'erreur à temps fini. Inspiré par cette idée, les chercheurs ont développé des approches TSMC avec les systèmes d'ordre élevé [Yuan96], les systèmes linéaires MIMO (Yuan97), et les systèmes dynamiques incertains [Wu, Yu98], [Many98]. Cependant, la singularité se produit dans TSMC et cette question a été abordée explicitement dans la littérature [Fen02], [Chang09], où terminale non singulières mode glissant (NTSMC) méthodes avec les mêmes propriétés de convergence que celles de TSMC pour les systèmes incertains ont été proposées.

### III.4.2. Commande Terminal Mode Glissant Du Convertisseur Buck DC-DC

La commande de mode glissant terminal (TSMC : Terminal Sliding Mode Control) est proposée dans le but principal de réduire le temps de convergence, le gain et le broutement (chattering) de la commande par mode glissant par rapport à la commande par mode glissant conventionnelle. Ce type de commande présente plusieurs avantages tels que la rapidité, temps de convergence fini. TSMC utilise spécialement une surface de glissement non linéaire.

#### III.4.2.1. Synthèse de La Loi de Commande

On s'intéresse à l'application de la commande terminal mode glissement sur le convertisseur DC-DC, L'équation dynamique du convertisseur DC-DC Buck est donnée par :

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = -\frac{x_1}{LC} - \frac{x_2}{RC} + \frac{V_{in}}{LC}d \end{cases} \quad \text{(III.37)}$$

La conception de la commande terminal mode glissant est basé sur un choix particulier de la surface de glissement et la détermination d'une loi de commande permettant de conduire

l'état du système sur la surface du glissement, le terminal mode glissant est établie et la convergence en temps finie est garantie.

Dans ce but, on définit une surface de glissement non linéaire comme suit :

$$S = e + \frac{1}{\beta} \dot{e}^{\frac{p}{q}} = (x_1 - r) + \frac{1}{\beta} (x_2 - \dot{r})^{\frac{p}{q}} \quad (\text{III.38})$$

Où  $\beta > 0$ ,  $p$  et  $q$  sont des constantes positives impaires, et  $1 < \frac{p}{q} < 2$ .

Supposons que le temps de  $S(0) \neq 0$  à  $S = 0$  est  $t_r$  quand l'écart de poursuite est nul est  $t_s$ .

Lorsque le système atteint la surface de glissement, il existe

$$S = e + \frac{1}{\beta} \dot{e}^{\frac{p}{q}} = 0 \quad (\text{III.39})$$

En transformant, l'équation suivante peut être dérivée

$$\dot{e} = -\beta^{\frac{q}{p}} e^{\frac{p}{q}} \quad (\text{III.40})$$

Ensuite  $t_s$  peut être obtenu de la manière suivante

$$t_s = \frac{p}{q} \frac{1}{\beta^{\frac{p}{q}} (p-q)} |e(t_r)|^{1-\frac{p}{q}} \quad (\text{III.41})$$

En ajustant  $p$ ,  $q$  et  $\beta$ , le système peut atteindre un état stationnaire dans un temps limité de  $t_s$ .

La fonction de Lyapounov est défini comme suit :

$$V = \frac{1}{2} S^2 \quad (\text{III.42})$$

La condition suffisante pour que l'existence du terminal mode glissant est

$$\dot{V} = \frac{1}{2} \frac{dS^2}{dt} < -\eta |S| \quad (\text{III.43})$$

Où :  $\eta > 0$ .

La condition (III.43) conduit à

$$S\dot{S} < -\eta |S| \quad (\text{III.44})$$

De différentiation (III.39) par rapport au temps et à l'aide de (III.43), on obtient le résultat suivant :

$$\dot{V} = S(x_2 - \dot{r} + \frac{1}{\beta} \frac{p}{q} (x_2 - \dot{r})^{\frac{p}{q}-1} (\frac{-x_1}{LC} - \frac{x_2}{RC} + \frac{V_{in}}{LC} d - \ddot{r})) \quad (\text{III.45})$$

La commande terminale mode glissant est réalisé sous la forme :

$$d = -\frac{LC}{V_{in}} \left( -\frac{x_1}{LC} - \frac{x_2}{RC} - \ddot{r} + \beta \frac{p}{q} (x_2 - \dot{r})^{2-\frac{p}{q}} + (\eta + k) \text{sign}(S) \right) \quad \text{(III.46)}$$

Où :  $k > 0$ .

La substitution de (III.46) dans (III.45) conduit à :

$$\dot{V} = S\dot{S} = \frac{1}{\beta} \frac{p}{q} (x_2 - \dot{r})^{\frac{p-1}{q}} (-(\eta + k)|S|) \quad \text{(III.47)}$$

Parce-que  $1 < \frac{p}{q} < 2$  (III.48)

Donc :  $0 < \frac{p}{q} - 1 < 1$  (III.49)

Et parceque  $p$  et  $q$  sont des constantes positives impairs, quand  $(x_2 - \dot{r}) \neq 0$ , il existe :

$$(x_2 - \dot{r})^{\frac{p-1}{q}} > 0 \quad \text{(III.50)}$$

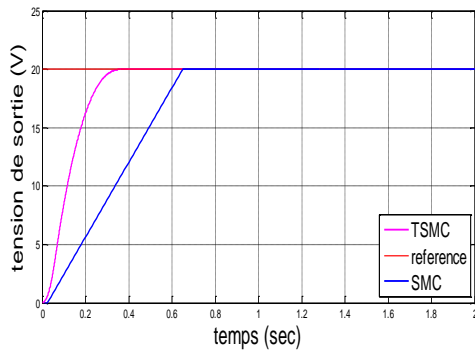
Donc:  $\dot{V} \leq \frac{1}{\beta} \frac{p}{q} (x_2 - \dot{r})^{\frac{p-1}{q}} (-\eta|S|) = \frac{-1}{\beta} \frac{p}{q} (x_2 - \dot{r})^{\frac{p-1}{q}} \eta|S| = -\eta'|S|$  (III.51)

Où  $\eta' = \frac{1}{\beta} \frac{p}{q} (x_2 - \dot{r})^{\frac{p-1}{q}} \eta > 0$  (III.52)

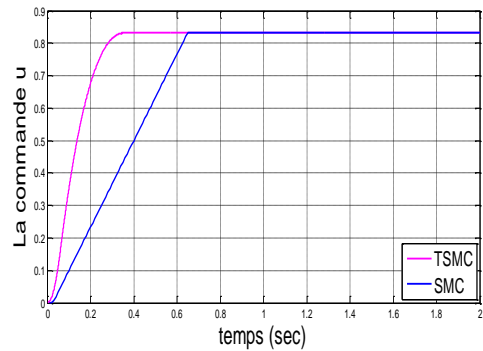
Par conséquent, la stabilité de Lyapunov est satisfaite.

### III.4.2.2. Résultats de simulation :

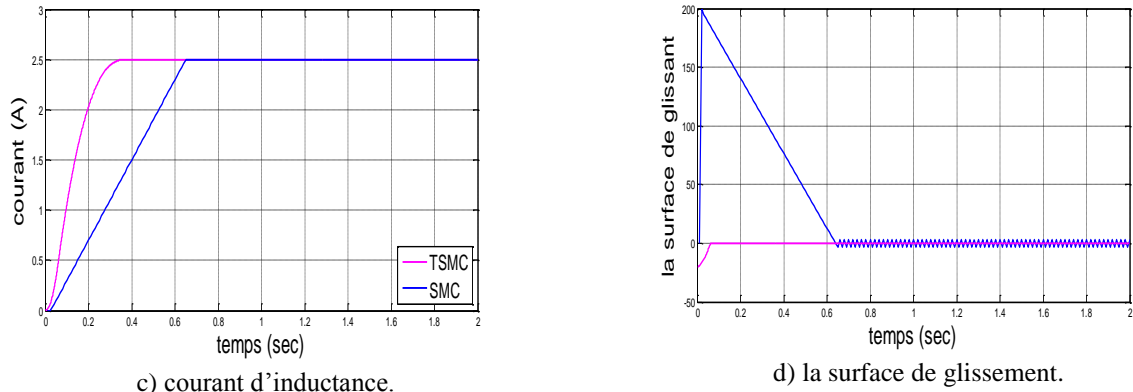
Les résultats obtenus pour la commande par mode glissant (SMC) et la commande terminale mode glissant (TSMC) sont représentés sur les figures ((III.13.a), (III.13.b), (III.13.c), (III.13.d)).



a) la sortie du système et sa référence



b) la commande u.



**Figure III.13.** Signaux de simulation pour la commande terminale mode glissant (TSMC).

Ces résultats montrent que la commande TSMC présente une convergence plus rapide vers l'état souhaité que les SMC. En effet l'erreur de position atteint zéro dans un temps presque égal à 0.6s par SMC alors que par TSMC cette erreur atteint zéro dans un temps de l'ordre de 0.35s.

### III.5. Commande Non-singulier Terminale Synergétique :

La commande terminale synergétique (Terminal Synergetic Control) a l'avantage de convergence en temps fini et minuscule l'erreur statique. La forte robustesse de cette commande joue un rôle très important pour garantir le fonctionnement normal du système.

La conception de la commande terminale synergétique est basée sur un choix particulier de la macro variable qui se traduit par la détermination d'une loi de commande pour forcer le système pour suivre un signal de référence en un temps fini.

#### III.5.1. Commande Terminal Synergétique du Convertisseur DC-DC Buck

Maintenant, le concept d'attraction terminal est inclus ici et synthétisé avec la commande synergétique pour construire le schéma TSYC proposé.

##### III.5.1.1. Synthèse de La Loi de Commande

On applique les règles qui nous ont vu précédemment à commander un convertisseur DC-DC Buck décrit par l'équation différentielle (III.28).

Nous introduisons le concept de la TSYC. On définit l'erreur  $e(t) = V_{ref} - V_0$  et on choisit la macro-variable de terminal synergétique comme suite :

$$\psi(e) = \dot{e} + \alpha.e + \beta.e^{\frac{q}{p}} \tag{III.53}$$

Où :  $\alpha > 0$ ,  $\beta > 0$ , p et q sont des constantes impaires positives telle que  $0 < \frac{p}{q} < 1$ .

Cette surface nous assure que la sortie du système atteint la référence dans un temps fini montré dans l'expression suivante.

$$t_s = \frac{p}{\alpha(p-q)} \ln \left( \frac{\alpha |e(0)|^{1-\frac{p}{q}+\beta}}{\beta} \right) \quad (\text{III.54})$$

En utilisant l'approche synergétique,  $T \dot{\psi} + \psi = 0$  (III.55)

L'équation (III.55) peut être exprimée comme suit :

$$\ddot{e} + \alpha \dot{e} + \beta \frac{q}{p} \dot{e} e^{\frac{q}{p}-1} = -\frac{1}{T} \psi(e) \quad (\text{III.56})$$

L'utilisation des équations (III.53) et (III.56) nous donne la loi de commande suivante :

$$d = \frac{C.L}{V_{in}} \left[ \frac{x(1)}{L.C} + \frac{x(2)}{R.C} + \frac{\psi(e)}{T} + \alpha \dot{e} + \beta \left( \frac{q}{p} \right) \dot{e} e^{\frac{q}{p}-1} \right] \quad (\text{III.57})$$

Pour justifier la stabilité de système de commande, on utilise la fonction de Lyapunov suivante.

$$V = \frac{1}{2} \psi(e)^2 \quad (\text{III.58})$$

Cela conduit, après différenciation puis en utilisant (III.53), à :

$$\dot{V} = \psi(e) \dot{\psi}(e) \quad (\text{III.59})$$

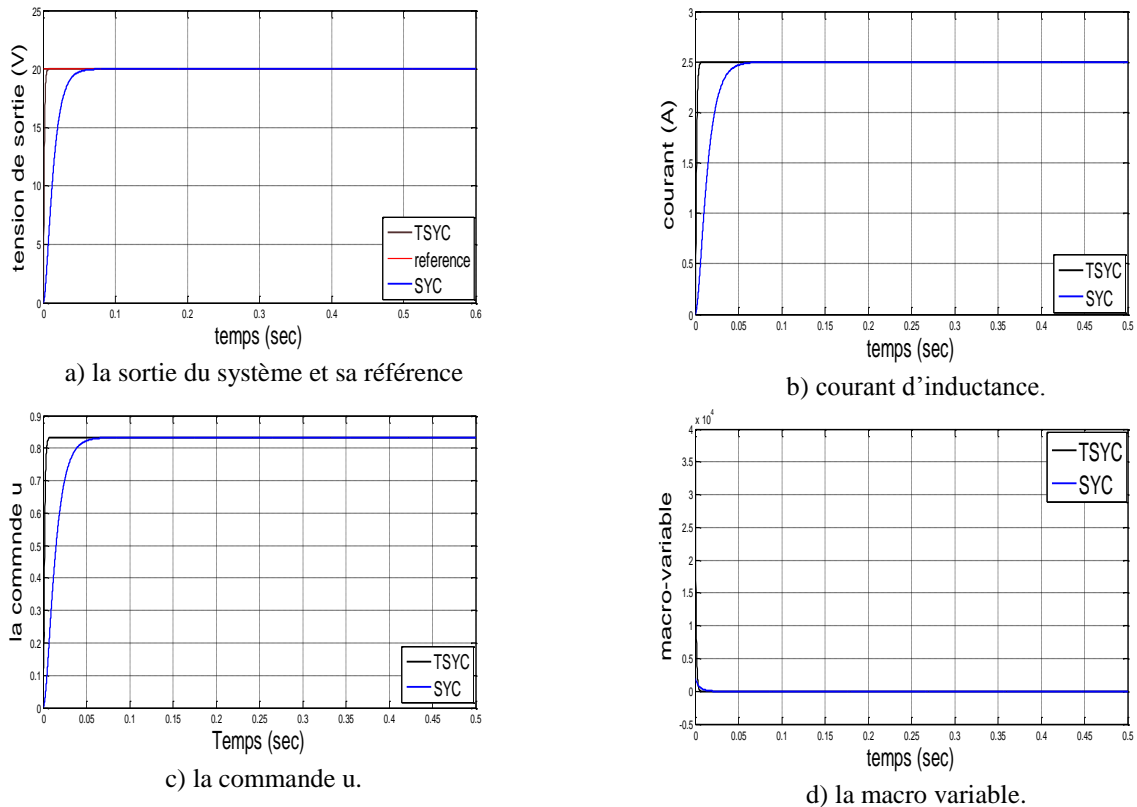
$$\dot{V} = \psi(e) \cdot \left( \ddot{e} + \alpha \dot{e} + \beta \frac{q}{p} \dot{e} e^{\frac{q}{p}-1} \right) = \psi(e) \cdot \left( -\frac{1}{T} \psi(e) \right) \quad (\text{III.60})$$

$$\dot{V} = -\frac{1}{T} \psi(e)^2 < 0 \quad (\text{III.61})$$

Par conséquent, le contrôleur peut répondre à la stabilité de Lyapunov.

### III.5.1.2. Résultats de simulation

Les courbes dans la figure (III.14) montrent les profils de réponse de la tension de sortie, du courant d'inductance, de l'entrée de commande et de la macro variables des deux contrôleurs (SYC) et (TSYC).



**Figure III.14.** Signaux de simulation pour le contrôle synergique terminal (TSYC).

Les résultats montrent que le contrôle terminal synergétique présente une convergence plus rapide vers l'état souhaité que le synergétique conventionnel. En effet l'erreur de position atteint zéro dans un temps proche de 0.1s par la commande synergétique, alors que par la commande Terminal Synergétique, cette erreur atteint zéro dans un temps de l'ordre de 0.01s.

Il est clair que la poursuite (vitesse de convergence) par la commande terminale mode glissant (TSMC) et la commande terminal synergétique (TSYC) est plus rapide que dans le cas de ces commandes conventionnelles.

### III.5.1.3. Test de la Robustesse par TSMC et TSYC :

Afin de tester la robustesse des deux lois de contrôle, nous avons fait varier la tension de source. La tension de la source varie de 24V à 35V au moment de 0,4 s et revient à 24V au moment de 0,6s.

- **Cas de variation de la tension de source**

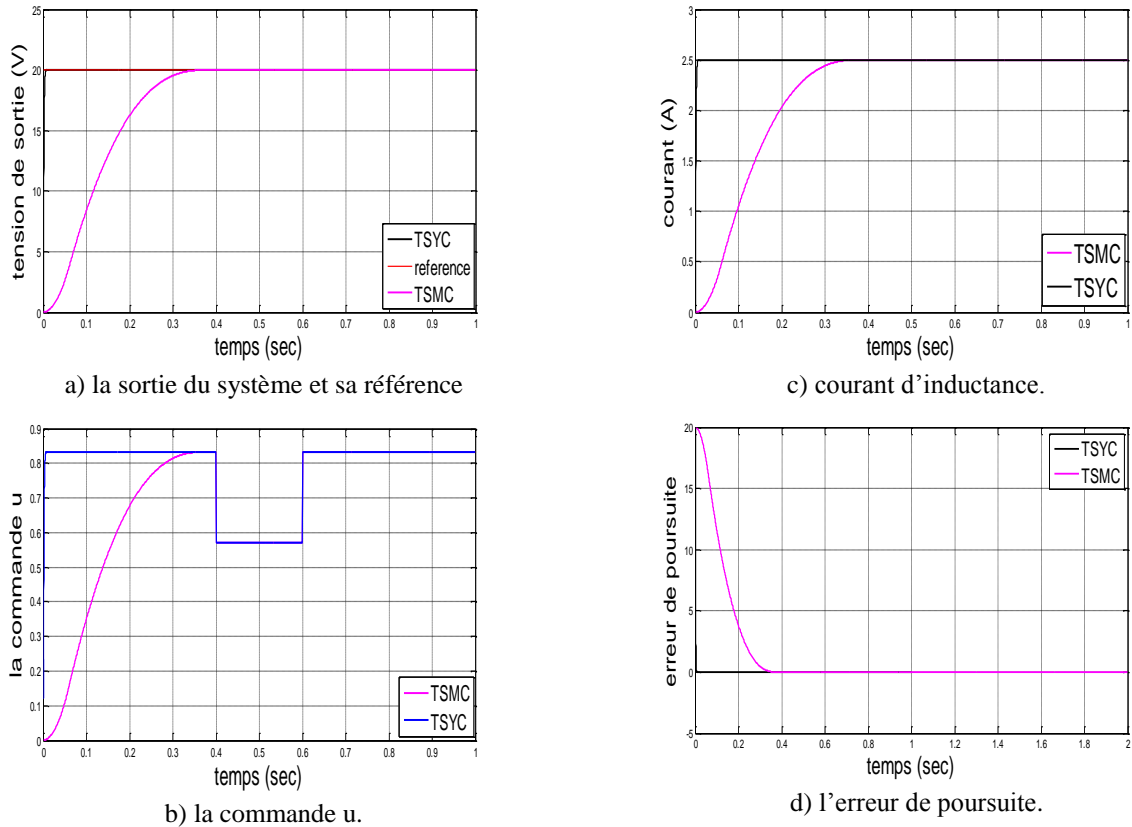
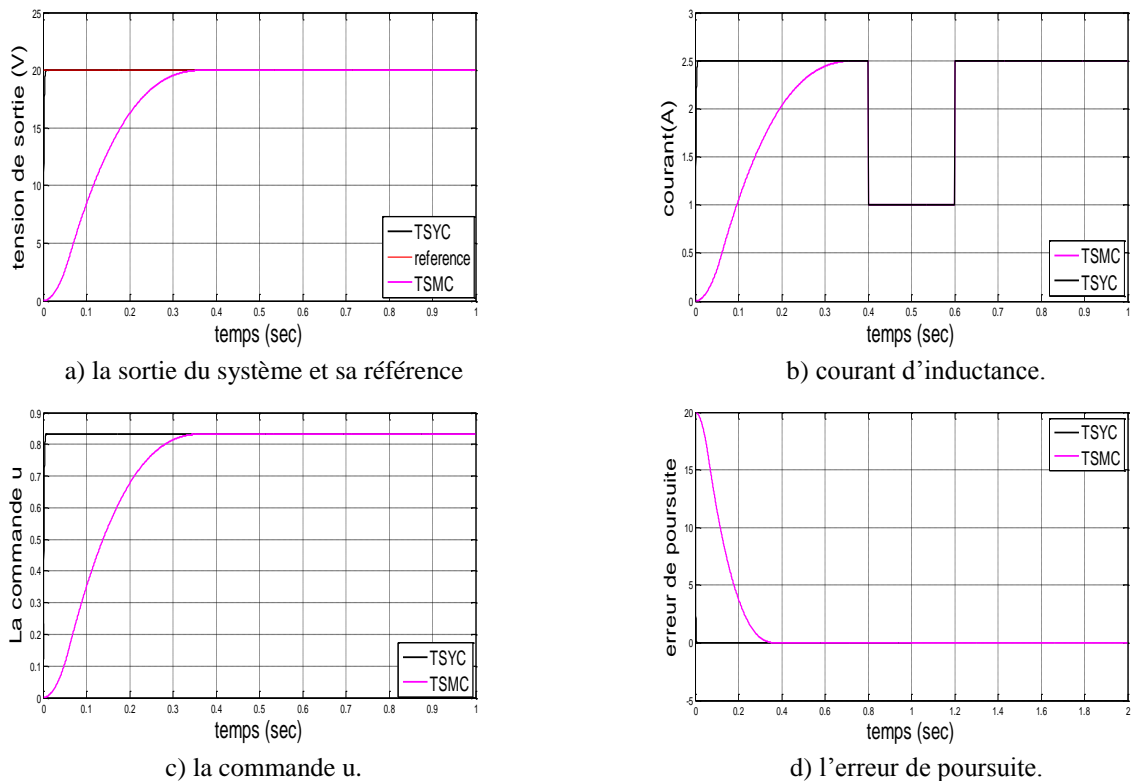


Figure III.15. Résultats de simulation pour le convertisseur avec variation de la tension de source

• Cas de variation de la charge :



**Figure III.16.** Résultats de simulation pour le convertisseur avec variation de la charge

Les figures (III.16) et (III.15) montrent les profils de réponse de la tension de sortie et contrôle l'entrée des deux contrôleurs TSMC et TSYC. Il peut être vu de ces courbes que la commande terminale synergique (TSYC) présente une convergence plus rapide à l'état désiré que la commande terminale mode glissant (TSMC). En effet la position erreur atteint zéro dans un temps presque égal à 0.35s par TSMC alors que TSYC atteint zéro dans un temps de l'ordre de 0,01s.

On peut voir à partir de ces courbes que l'erreur de suivi de sortie de tension est presque nulle et reste constante en ajustant le rapport cyclique  $d$ . Les résultats représentés sur les figures ((III.15.a), (III.15.b), (III.15.c), (III.15.d)) pour les deux commandes TSMC et TSYC.

Les figures ((III.16.a), (III.16.b), (III.16.c), (III.16.d)) montrent les profils de la réponse correspondant à la variation de la charge. La résistance de charge varie de  $8\Omega$  à  $20\Omega$  au moment de 0,4s et revient à  $8\Omega$  au moment de 0,6s. A partir de ces résultats, on peut voir que la tension de sortie de poursuite indique un petit temps de montée et une erreur presque nulle qui sont des performances souhaitées.

L'équation (III.61) est toujours inférieur ou égale à zéro. Ce qu'il fait que la stabilité est garantie mais seulement si n'existe aucune perturbation et l'erreur de modélisation est égal à zéro. Pour éviter ce problème, on s'oriente vers la commande adaptative pour estimer les incertitudes et les variations paramétriques de notre système.

### III.6. Commande Adaptative Terminal Mode Glissant et Synergétique

#### III.6.1. Généralités sur la commande adaptative

La commande adaptative a débutée dans les années 50 comme solution pour contrôler les processus fonctionnant sous des conditions et environnement variables dans le temps. Dans les années 60 plusieurs contributions de la théorie de la commande ont été introduites dans le développement de la commande adaptative, comme par exemple l'approche d'état et les théories de stabilité ...etc. Au début des années 70 les différentes méthodes d'estimation ont été introduites dans la commande adaptative.

L'utilisation en industrie de la commande adaptative a commencé au début des années 80 en parallèle avec une rapide évolution en micro-électronique qui a permis d'implémenter des régulateurs adaptatifs sur des systèmes à microprocesseurs [Moha03].

### III.6.1.1. Concept de la commande adaptative

En général, le système à contrôler possède des paramètres incertains au début de l'opération de commande. Bien que l'effet de cette incertitude paramétrique puisse disparaître en temps fini par un certain mécanisme d'ajustement, elle peut causer une instabilité du système.

Dans d'autre cas, un phénomène inverse se produit, on démarre avec des paramètres connus et certains, mais au cours de fonctionnement, ces paramètres perdent leurs valeurs initiales et deviennent incertains, donc sans une mise à jour continue du régulateur, le régulateur initial s'avère inefficace.

L'objectif principal de la commande adaptative est de maintenir des performances désirées pour un système en présence d'incertitude et des variations paramétriques du procédé [Moha03].

### III.6.1.2. Synthèse de la loi de commande adaptative

L'objectif de la commande est de forcer la sortie  $y$  à suivre un signal de référence borné  $y_m(t)$ , sous la contrainte que tous les signaux impliqués soient bornés. (Le système en boucle fermée soit globalement stable), avec une erreur de poursuite  $e = y_m - y$  aussi petite que possible.

On choisit  $e = (e, \dot{e}, \dots, e^{(n-1)})$  et  $k = (k_n, \dots, k_1)^T \in \mathfrak{R}^n$ , tel que toutes les racines du polynôme  $h(s) = s^n + k_1 s^{n-1} + \dots + k_n$  soient dans le demi-plan gauche de Laplace.

Si les fonctions  $f$  et  $g$  sont connues, la loi de commande est alors déduite comme suit :

On a :  $e = y_m - y \Rightarrow y = x = y_m - e$  alors  $y^{(n)} = x^{(n)} = y_m^{(n)} - e^{(n)}$

On a : 
$$e^{(n)} = -(k_1 e^{(n-1)} + \dots + k_n e) = -k^T e \quad \text{(III.62)}$$

$$y^{(n)} = y_m^{(n)} - (-k^T e) = y_m^{(n)} + k^T e \Rightarrow y_m^{(n)} + k^T e = f(x) + g(x)u \quad \text{(III.63)}$$

D'où la loi de commande (III.63) :

$$u = \frac{1}{g(x)} \left[ -f(x) + y_m^{(n)} + k^T e \right] \quad \text{Pour } g(x) \neq 0 \quad \text{(III.64)}$$

De (III.62) on a  $e^{(n)} = -k^T e$ , la représentation d'état de cette équation différentielle est :

$$\left\{ \begin{array}{l} e_1 = e \\ e_2 = \dot{e} \\ \dots \\ e_n = e^{(n-1)} \end{array} \right\} \Rightarrow \left\{ \begin{array}{l} \dot{e}_1 = \dot{e} = e_2 \\ \dot{e}_2 = e_3 \\ \dots \\ \dot{e}_n = -k_n e - k_{n-1} \dot{e} - \dots - k_1 e^{(n-1)} \end{array} \right\} \quad \text{(III.65)}$$

$$\text{(III.65)} \Leftrightarrow \dot{e} = \begin{bmatrix} \dot{e}_1 \\ \dot{e}_2 \\ \vdots \\ \dot{e}_{n-1} \\ \dot{e}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 1 \\ -k_n & -k_{n-1} & \dots & \dots & \dots & -k_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_{n-1} \\ e_n \end{bmatrix} \Leftrightarrow \dot{e} = A_c e \quad \text{(III.66)}$$

$A_c$  : étant une matrice stable puisque  $|sI - A_c| = s^n + k_1 s^{n-1} + \dots + k_n$  est Hurwitz, alors il existe une matrice  $P$  symétrique définie positive qui vérifie l'équation de Lyapounov :

$$A_c^T P + P A_c = -Q \quad \text{(III.67)}$$

Où  $Q$  est une matrice arbitraire définie positive.

### III.6.2. Commande Adaptative Terminal Mode Glissant du Convertisseur Buck dc/dc :

#### III.6.2.1. Synthèse de la loi de commande

L'équation dynamique du convertisseur DC-DC Buck est donnée par :

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = -\frac{x_1}{LC} - \frac{x_2}{RC} + \frac{V_{in}}{LC} d \end{cases} \quad \text{(III.68)}$$

Considèrent que les perturbations causées par la variation paramétrique peuvent se produire dans les processus en cours d'exécution, le modèle du convertisseur peut être modifié comme

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = -\frac{x_1}{LC} - \frac{x_2}{RC} + \frac{V_{in}}{LC} d + F \end{cases} \quad \text{(III.69)}$$

Où  $F$  désigne l'ensemble perturbations du système souffert.

On suppose que  $F$  est délimitée tel que  $F \leq l_g$  et  $l_g > 0$ .

La surface de glissement de cet adaptatif non singulier terminal mode glissant est choisie comme suit :

$$S = e + \frac{1}{\beta} \dot{e}^p = (x_1 - r) + \frac{1}{\beta} (x_2 - \dot{r})^p \quad \text{(III.70)}$$

Où :  $\beta > 0$ ,  $p$  et  $q$  sont des constantes positives impaires, et

$$1 < \frac{p}{q} < 2 \quad (\text{III.71})$$

Pour rendre la commande du système insensible sur les valeurs limites de perturbation, estimation adaptative de perturbation  $F$  s'effectue, puis la commande non singulière terminal mode glissant est modifié. L'erreur d'estimation est définie comme :

$$\tilde{F} = F - \hat{F} \quad (\text{III.72})$$

Où  $\hat{F}$  est l'estimation de  $F$ .

La fonction de Lyapunov est définie comme :

$$V = \frac{1}{2} s^2 + \frac{1}{2\gamma} \tilde{F}^2 \quad (\text{III.73})$$

Ensuite, la relation suivante peut être dérivée

$$\dot{V} = s(x_2 - \dot{r} + \frac{1}{\beta} \frac{p}{q} (x_2 - \dot{r})^{\frac{p-1}{q}} (-\frac{x_1}{LC} - \frac{x_2}{RC} + \frac{E}{LC} d + \hat{F} - \ddot{r})) - \frac{1}{\gamma} \tilde{F} (\dot{\tilde{F}} - \gamma s \frac{1}{\beta} \frac{p}{q} (x_2 - \dot{r})^{\frac{p-1}{q}}) \quad (\text{III.74})$$

Pour éliminer l'influence que l'erreur estimée amener sur le système, la variable commandée estimée est sélectionnée comme

$$\dot{\tilde{F}} = \gamma s \frac{1}{\beta} \frac{p}{q} (x_2 - \dot{r})^{\frac{p-1}{q}} \quad (\text{III.75})$$

La loi de la commande adaptative non-singulier terminal mode glissant est définie comme suit:

$$d = -\frac{LC}{E} (-\frac{x_1}{LC} - \frac{x_2}{RC} + \hat{F} - \ddot{r} + \beta \frac{q}{p} (x_2 - \dot{r})^{\frac{2-p}{q}} + ws^{\frac{m}{n}} + hs) \quad (\text{III.76})$$

Où  $w > 0, h > 0$ , et  $m < n$ , sont des constants positives impaires. Il n'y a pas le terme de commutation dans cette loi de commande, donc le broutement est éliminé.

La substitution de (III.75) et (III.76) dans (III.74) conduit à

$$\dot{V} = -\frac{1}{\beta} \frac{p}{q} (x_2 - \dot{r})^{\frac{p-1}{q}} (ws^{\frac{m+n}{n}} + hs^2) \quad (\text{III.77})$$

Parce que l'équation (III.77) est satisfaite, et tantque  $p$  et  $q$  sont des constants positives

impaires, donc quand  $x_2 - \dot{r} \neq 0$  vient en existences, l'équation  $(x_2 - \dot{r})^{\frac{p-1}{q}} > 0$  est satisfaite.

De l'autre côté, puisque  $m < n$ , et  $m, n$  sont des constants positives impaires, donc quand  $s \neq 0$  vient en existences, la condition suivante est satisfaite.

$$s^{\frac{m+n}{n}} > 0 \quad (\text{III.78})$$

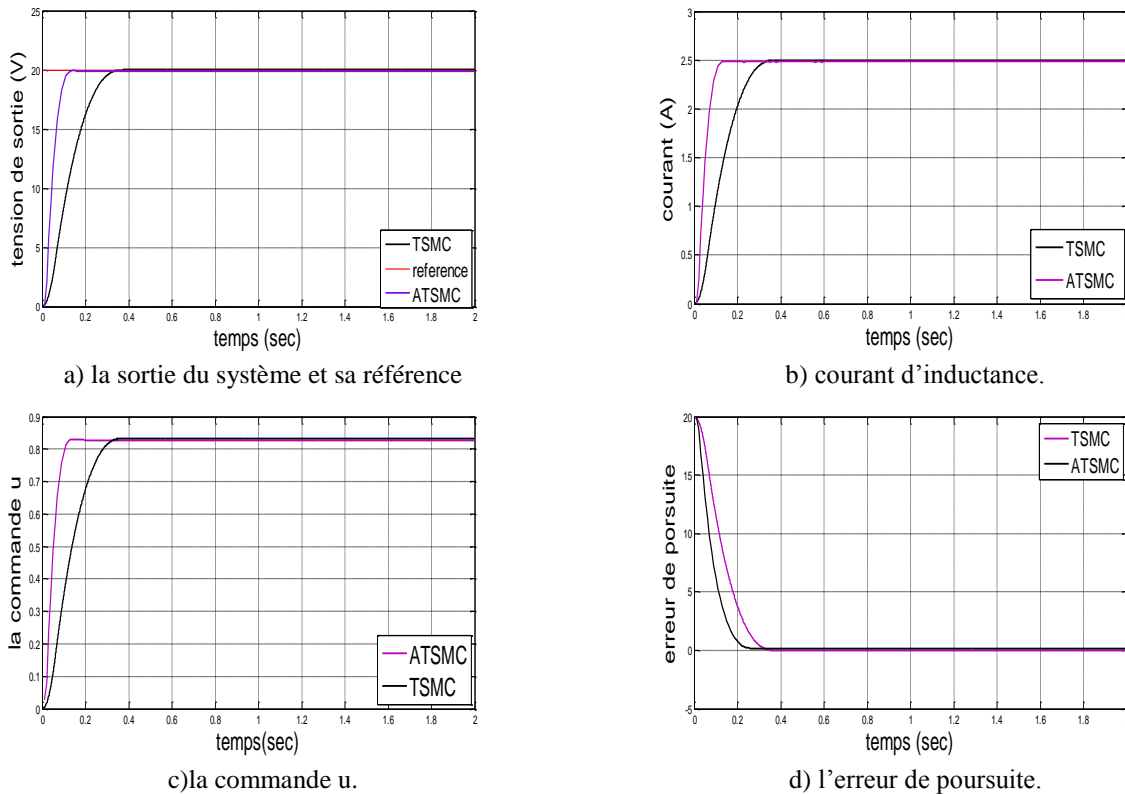
Avec la condition :  $x_2 - \dot{r} \neq 0$ , on a

$$\dot{V} = -\frac{1}{\beta} \frac{p}{q} (x_2 - \dot{r})^q \left( ws \frac{m+n}{n} + hs^2 \right) \leq 0 \tag{III.79}$$

Donc la stabilité de Lyapunov est satisfaite.

**III.6.2.2. Résultats de simulation**

La figure (III.17) montre les profils de réponse de la tension de sortie, de l'entrée de commande, de l'erreur de poursuite, et du courant inducteur, correspondant à la commande terminal mode glissant, et la commande adaptatif terminal mode glissant pour le convertisseur Buck dc/dc.



**Figure III.17.**Résultats de simulation pour le contrôle adaptatif terminal mode glissant(ATSMC)

Il peut être vu de ces courbes que l'erreur de la tension de sortie est presque zéro, et la commande adaptatif terminal mode glissant (ATSMC) présente une convergence plus rapide à l'état désiré que la commande terminale mode glissant (TSMC). En effet la position erreur atteint zéro dans un temps presque égal à 0.35s par TSMC alors que la commande ATSMC atteint zéro dans un temps de l'ordre de 0,1s. Le TSMC intégré avec l'estimation de perturbation adaptative peut surmonter l'influence que les perturbations de frontière inconnues provoquent sur le système contrôlé.

### III.6.3. Commande Adaptative Terminal Synergétique

#### III.6.3.1. Synthèse de la loi de commande

Commençons par la définition d'un designer macro variable choisie comme

$$\psi = \dot{e} + \alpha e + \beta e^{\frac{q}{p}} \quad (\text{III.80})$$

Avec:  $e = r - x(1)$  ;  $\dot{e} = \dot{r} - x(2)$

La commande va forcer le système d'exploitation sur le collecteur  $\psi = 0$  .

Le concepteur peut choisir les caractéristiques de cette macro-variables selon les spécifications de contrôle (par exemple, la limitation de la sortie de commande, et ainsi de suite).

L'évolution dynamique désirée des macro-variables est

$$T\dot{\psi} + \psi = 0 \quad (\text{III.81})$$

Où  $T$  est un paramètre de conception indiquant la vitesse de convergence vers le collecteur spécifié par la macro-variable.

Pour rendre le système de commande pas fondée sur les valeurs limites de perturbation, estimation adaptative de perturbation s'effectue, puis le contrôleur terminal synergétique est modifié. L'erreur d'estimation est définie comme suit :

$$\tilde{F} = F - \hat{F} \quad (\text{III.82})$$

Où  $\hat{F}$  est l'estimation de  $F$  .

La définition de la fonction de Lyapunov est comme suit :

$$V = \frac{1}{2}\psi^2 + \frac{1}{2\gamma}\tilde{F}^2 \quad (\text{III.83})$$

La dérivé de cette fonction est donné par :

$$\dot{V} = \psi \left( \frac{x_1}{LC} + \frac{x_2}{RC} - \frac{E}{LC}d - \hat{F} + \ddot{r} + \alpha \dot{e} + \beta \frac{q}{p} \dot{e} e^{\frac{q}{p}-1} \right) - \frac{1}{\gamma} \tilde{F} (\dot{\hat{F}} - \gamma \psi) \quad (\text{III.84})$$

Pour éliminer l'influence de l'erreur estimée amener sur le système, la variable commandée estimée est sélectionnée comme

$$\dot{\hat{F}} = \gamma \psi \quad (\text{III.85})$$

Par conséquent La loi de commande est donné par :

$$d = \frac{LC}{V_{in}} \left( \frac{x_1}{LC} + \frac{x_2}{RC} + \frac{1}{T}\psi + \alpha \dot{e} + \beta \frac{q}{p} \dot{e} e^{\frac{q}{p}-1} - \hat{F} + w\psi^{\frac{m}{n}} + h\psi \right) \quad (\text{III.86})$$

Où :  $w > 0, h > 0, m < n$  , sont des constants impaires.

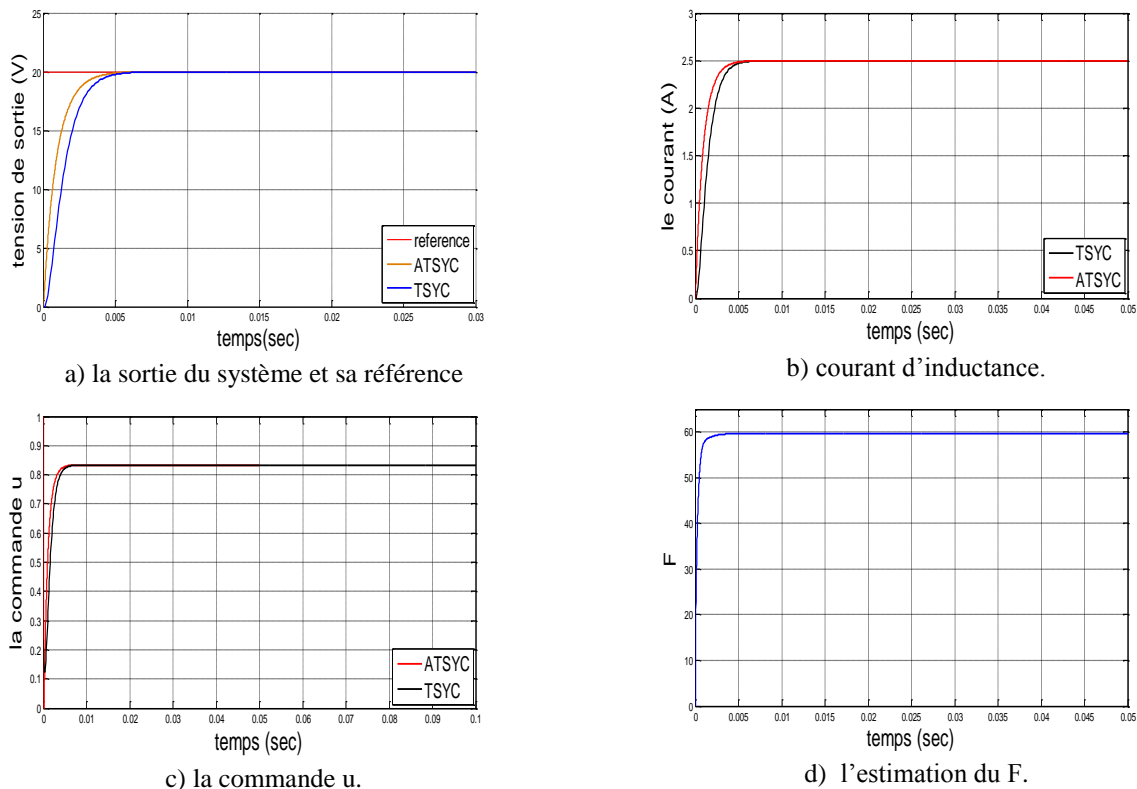
La substitution de (III.86) et (III.85) dans (III.84) conduit à :

$$\dot{V} = -\left( \omega \psi^{\frac{m+n}{n}} + \left( h + \frac{1}{T} \right) \psi^2 \right) \leq 0 \quad \text{(III.87)}$$

Donc la stabilité de Lyapunov est satisfaite.

### III.6.3.2. Résultats de simulation

La figure(III.18) montre les profils de la réponse de la tension de sortie, de l'entrée de commande, du courant inducteur et de l'estimation du  $F$  de la commande adaptative terminale synergétique comparé avec les résultats de simulation de la commande terminale synergétique.

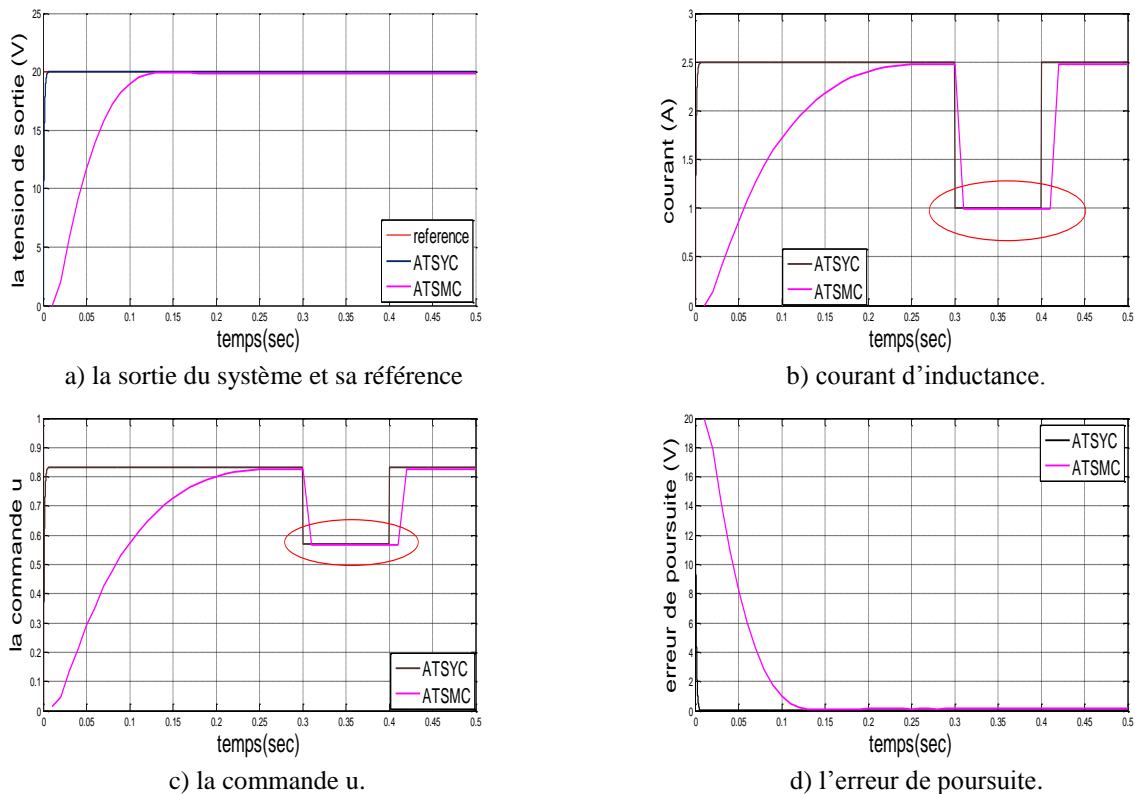


**Figure III.18.** Résultats de simulation de la commande adaptative terminale synergétique (ATSYC)

On peut voir à partir des courbes que l'erreur de suivi de sortie de tension est presque nulle, et la commande adaptative terminal synergétique(ATSYC) présente une convergence plus rapide à l'état souhaité que le contrôle terminal synergétique. En effet l'erreur de position atteint zéro dans un temps presque égal à 0.01s par TSYC, alors que par ATSYC atteint zéro dans un temps de l'ordre de 0.005s. D'après la figure (III.18.d), on peut voir que la valeur de l'estimation de  $F$  ne doit pas dépasser 60, donc la valeur de  $l_g = 60$ .

### III.6.3.3. Test de la Robustesse par ATSMC et ATSYC :

Afin de tester la robustesse des lois de commande ATSYC et ATSMC, une perturbation est introduite à l'instant 0.02s, Nous avons varié la tension source de 24V à 35V, et la charge 8 à 20 ohm en même temps, les résultats obtenus sont montrés sur la figure (III.19).



**Figure III.19.** Résultats de simulation pour le convertisseur Buck dc/dc avec variation de la tension de source et de la charge

Les figures ((III.19.a), (III.19.b), (III.19.c), (III.19.d)) montrent les profils de réponse de la tension de sortie, de l'entrée de commande, du courant de l'inductance et de l'erreur de poursuite des deux contrôleurs ATSMC et ATSYC. Il peut être vu à partir de ces courbes que la tension de sortie peut suivre la référence avec une erreur presque nulle et la commande adaptatif terminal synergique (ATSYC) présente une convergence plus rapide à l'état souhaité que la commande adaptative mode glissant (ATSMC). En effet l'erreur de position atteint zéro dans un temps presque égal à 0.25s par ATSMC alors que par ATSYC atteint zéro dans un temps de l'ordre de 0.005s. Comme la tension de sortie est proportionnelle au produit du cycle de service et de la tension de la source, lorsque la tension de la source change, la tension

de sortie de poursuite reste constante en ajustant le rapport cyclique  $d$ . le convertisseur DC-DC garde des bonnes performances dynamiques malgré la variation de la charge ou la tension d'entrée et le broutement est éliminé dans ce système. Les résultats de simulation obtenus montrent que la loi ATSYC vérifie la propriété de robustesse aux perturbations et variation paramétrique.

### **III.7. Conclusion**

A partir notre étude approfondie dans ce chapitre on a conclu que Les deux commande synergique et commande par mode glissant ont le même but de forcer le système à suivre le signal de référence, cette poursuite s'effectue en minimisant l'erreur d'approximation d'une part, et en assurant la stabilité du système d'autre part. mais l'inconvénient de la commande par mode glissant c'est le broutement qui présente un grand problème à l'implémentation numérique [Mont04].

La commande synergétique nous a permis d'éviter ce problème en outre, elle est moins sensible au bruit à haute fréquence et impose un comportement dynamique bien contrôlée hors de manifold selon l'équation. (III.28). On remarque aussi que le temps de réponse de ces deux commandes est un peu grand, donc ce problème fait appel aux commandes à temps fini, et c'est ce que nous avons voir dans ses résultats de simulation. Malheureusement, on constate une diminution de robustesse de la commande terminale mode glissant car sa sensibilité aux écarts entre les paramètres du modèle et du système physique. La solution de ce dernier est l'utilisation des commandes adaptatives qui montrent des bonnes performances et robustesse pour la commande ATSYC que pour la commande ATSMC.

---

---

# **Chapitre IV**

TECHNIQUES INTELLIGENTES DEDIEES A LA  
COMMANDE DES CONVERTISSEURS DC-DC

---

## **IV.1. Introduction**

Dans ce chapitre, nous allons présenter et analyser quelques structures intelligentes basées sur les concepts tels que la logique floue, les réseaux de neurones, et les réseaux neuro-floues. Cette démarche est menée afin de lever une contrainte on contrôle relative 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 commande conventionnelle traité sur le chapitre précédent.

Dans la première partie, nous étudierons les principes de la commande par la logique floue et ses applications dans le domaine du réglage, puis nous décrirons les différentes solutions pour un organe de commande basé sur les principes flous.

Dans la deuxième partie de ce chapitre, nous discuterons du principe de la commande prédictive et des algorithmes dites « réseaux de neurones ». Nous présenterons les propriétés des réseaux de neurones, en tenant compte de leurs caractéristiques dans le traitement des problèmes posés.

Ensuite, dans la troisième partie de ce chapitre, nous nous concentrerons en particuliers sur la projection des systèmes flous dans un réseau de neurone afin de former un système neuro-flou en tirons les profits de la logique floue et des réseaux de neurones. L'esprit de ces réseaux est d'intégrer à priori, une connaissance même imparfaite, mais permettant un apprentissage plus rapide qu'avec des poids initiaux aléatoires.

A la fin de la synthèse de chaque type de commande, nous présenterons les résultats de simulations du système commandé avec les preuves de perturbation et de variations paramétrique.

## **IV.2. Rappels sur les systèmes flous**

### **IV.2.1. Principe de la logique floue**

Historiquement, La logique floue, ou plus généralement le traitement des incertitudes, est l'une des classes de l'intelligence artificielle. Elle a pour objet l'étude et la représentation des connaissances imprécises et le raisonnement approché [Gold89]. Elle a été présentée par le philosophe Max Black dès 1937, le concept de la logique floue fut réellement introduit en 1965 par Lotfi Zadeh, un professeur d'électronique à l'université de Berkeley (USA). Sa théorie "Fuzzy Set Theory" n'eut pas un succès immédiat. Elle fut développée surtout en Europe et au Japon. L'idée de base a pris naissance lorsqu'on a constaté la difficulté de programmer un automate en vue de la réalisation d'une tâche, cependant jugée simple à réaliser par un être

humain. Le mode de raisonnement humain et le moyen de formaliser la connaissance humaine dans un langage accessible à une machine constituent, donc, les deux principaux sujets de réflexion qui ont mené à l'apparition de la logique floue. Freinée par la réticence à appréhender un nouveau concept et par des difficultés de réalisation pratique, la logique floue ne débouche réellement qu'en 1990 avec l'apparition de produits et de systèmes utilisant cette technique [Mora99], [Muri02]. Et en 1995 grâce à Jang, l'application de la logique floue s'élargit aux systèmes à réseaux de neurones et à l'intelligence artificielle. Aujourd'hui, la logique floue est arrivée à maturité et est utilisée dans de nombreux produits destinés au "grand public" notamment au Japon. Sa mise en œuvre est maintenant facilitée par la disponibilité de microprocesseurs dédiés et d'outils puissants de développement. La logique floue ne remplace pas nécessairement les systèmes classiques de régulation. Elle est complémentaire et utilisée particulièrement lorsqu'on ne dispose pas de modèle mathématique précis du processus à commander, ou lorsque ce dernier présente de forts non linéarités ou imprécisions. De plus, l'intérêt de la logique floue réside dans sa capacité de traiter l'imprécis, l'incertain et le vague. Ainsi, le succès de la commande en logique floue trouve en grande partie son origine dans sa capacité à traduire une stratégie de contrôle d'un opérateur qualifié en ensemble de règles linguistiques facilement interprétables.

Le concept de logique floue vient de la constatation que la variable booléenne, qui ne peut prendre que deux valeurs (vrai ou faux) est mal adaptée à la représentation de la plupart des phénomènes courants. En effet, cette logique classique considère qu'une proposition est soit vraie soit fausse. Cela permet de répondre à de nombreuses situations, mais dans certains cas une transition «abrupte» est gênante. En revanche la logique floue distingue une infinité de valeurs de vérité (entre 0 et 1).

#### **IV.2.2. Domaines d'application**

Les systèmes flous ont été utilisés dans une large variété d'applications industrielles, gestionnaires, et médicales. Parmi ses principaux domaines de recherche et d'application on peut citer [Mora99] :

- Systèmes audio-visuels (appareils de photos autofocus, caméscope à stabilisateur d'images, photocopieurs, ...)
- Appareils électroménagers (lave-linge, aspirateurs, autocuiseurs, ...etc.)
- Systèmes autonomes mobiles

- Systèmes de transport (train, métro, ascenseur, ...)
- Systèmes de conditionnement d'ambiance.
- Automatisation de la production du fer et de l'acier, purification de l'eau, chaînes de montage et robots de fabrication.
- Commande des instruments (capteurs, et instruments de mesure), et reconnaissance de voix et de caractère.
- Conception, jugement et décision (consultation, investissement et développement, horaires de train), diagnostic, reconnaissance.
- Commande des unités arithmétique, micro-ordinateurs, et réalisation des opérateurs. Traitement d'information telles que les données, recherche de l'information, modélisation de systèmes,...etc.
- Systèmes de contrôle/commande dans la plupart des domaines industriels de production, transformation, traitement de produit et déchet

#### **IV.2.3. Avantages et inconvénient de la commande par la logique floue**

La commande par logique floue réunit un certain nombre d'avantages et de désavantages.

Les avantages essentiels sont :

- Le non nécessité d'une modélisation mathématique rigoureuse du processus.
- La possibilité d'implanter des connaissances (linguistiques) de l'opérateur de processus
- La maîtrise du procédé avec un comportement complexe (fortement non-linéaire et difficile à modéliser).
- La réduction du temps de développement et de maintenance.
- La simplicité de définition et de conception.

Par contre les inconvénients sont [Muri02] :

- Le manque de directives précises pour la conception d'un réglage (choix des grandeurs à mesurer, détermination de la fuzzification, des inférences et de la défuzzification)
- L'approche artisanale et non systématique (implantation des connaissances des opérateurs souvent difficile)
- La difficulté de montrer la stabilité dans tous les cas.
- La cohérence des inférences non garantie a priori (apparition de règles d'inférence

contradictoires possible).

### IV.3. Commande ATSYC basé sur les systèmes floue du convertisseur Buck DC/DC

Après avoir montré les bases de la logique floue ainsi que la constitution d'un système flou (dans l'annexe A), notre intérêt est de concevoir un contrôleur adaptatif terminal synergétique basés sur les systèmes flou appliqués aux convertisseurs statiques DC/DC. C'est-à-dire on montre d'une façon constructive, comment développer des contrôleurs Adaptatif terminal synergétique qu'on utilisera des systèmes flous afin d'obtenir une commande qui assure une forte robustesse vis-à-vis les variations paramètres et les perturbations externe.

L'objectif de cet étude est la synthèse d'une loi de commande  $d$  utilisant des systèmes flous afin de forcer la sortie du système  $V_0$  de suivre le mieux possible la valeur de référence  $y_{ref}$ .

On considère le modèle du convertisseur Buck  $dc/dc$  présenté par la relation :

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = -\frac{x_1}{LC} - \frac{x_2}{RC} + \frac{V_{in}}{LC}d + F \end{cases} \quad (IV.1)$$

Où  $F$  désigne l'ensemble perturbations du système.

Dans le chapitre précédent, On a montré que la loi de la commande adaptative non-singulier terminal synergétique est définit comme :

$$d = \frac{LC}{V_{in}} \left( \frac{x_1}{LC} + \frac{x_2}{RC} + \frac{1}{T}\psi + \alpha\dot{e} + \beta \frac{q}{p} \dot{e}e^{\frac{q-1}{p}} - \hat{F} + w\psi^{\frac{m}{n}} + h\psi \right) \quad (IV.2)$$

Tel que le choix de la macro-variable a été comme suit :

$$\psi(e) = \dot{e} + \alpha e + \beta e^{\frac{q}{p}} \quad (IV.3)$$

D'après les résultats obtenus de cette commande appliquée au convertisseur Buck DC-DC, on a conclu que si la valeur des variations paramétriques et des perturbations dépasse 60, le système va endommager et la vitesse de la sortie ne pourra pas suivre sa référence.

Dans cette étude on va remplacer la fonction non-linéaire de la macro-variable  $\psi(e)$  dans la commande par un système floue afin d'améliorer la robustesse de la commande ATSYC et garder les bonnes performances de notre système.

La valeur de la commande peut être obtenue comme suit :

1. Calcul de l'erreur et de la variation de l'erreur utilisant comme des entrées du système floue.

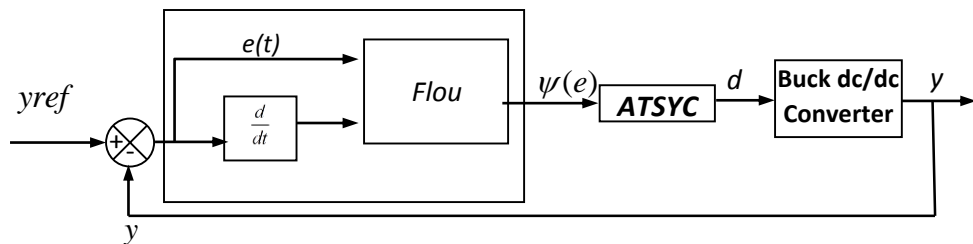
2. Normalisation de l'erreur et sa variation à l'aide des facteurs d'échelles ou gains correspondants :

$$\begin{aligned} e^* &= G_e \cdot e \\ de^* &= G_{de} \cdot de \end{aligned} \tag{IV.4}$$

3. Fuzzification ou conversion des valeurs obtenues en variables floues.
4. Lecture du niveau de quantification du sous-ensemble floue à partir de mécanisme d'inférence floue.
5. Défuzzification ou conversion en valeur agrégée normalisée :

$$y^* = G_y y_{flou} \tag{IV.5}$$

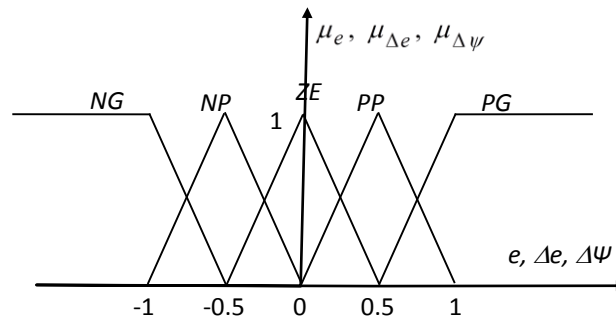
6. Détermine la commande appliquée à l'entrée du processus à partir de la sortie du système flous et la loi de commande ATSYC.
7. Application de cette commande au convertisseur Buck DC/DC.



**Figure IV.1.** Schéma bloc du control ATSYC basé sur les systèmes Floue

L'univers du discours pour le système floue est ramène sur l'intervalle  $[-1,1]$ , leur entrées c'est l'erreur et sa dérivé, en utilisant deux gains d'entrée  $G_e, G_{de}$ .

Nous avons défini, pour chaque entrée, cinq ensembles flous : Négative Grand (*NG*), Négative(*NP*), Zéro (*EZ*), Positive (*PP*) et Positive Grand (*PG*), décrits par des fonctions d'appartenance triangulaire uniformément distribuées sur l'univers de discours, La fonction d'appartenance triangulaire est utilisée pour la simplicité et aussi pour réduire les calculs.



**Figure IV.2 :** les Fonctions d'appartenance avec cinq ensembles pour la variable « erreur, sa dérivé, et la sortie».

Les règles 25 d'inférence sont récapitulées tableau suivant (II.1).

$e \backslash \Delta e$	<i>PG</i>	<i>PP</i>	<i>ZE</i>	<i>NG</i>	<i>NP</i>
<i>PG</i>	<i>PG</i>	<i>PG</i>	<i>PG</i>	<i>PP</i>	<i>ZE</i>
<i>PP</i>	<i>PG</i>	<i>PG</i>	<i>PP</i>	<i>ZE</i>	<i>NP</i>
<i>ZE</i>	<i>PG</i>	<i>PP</i>	<i>ZE</i>	<i>NP</i>	<i>NG</i>
<i>NG</i>	<i>PP</i>	<i>ZE</i>	<i>NP</i>	<i>NG</i>	<i>NG</i>
<i>NP</i>	<i>ZE</i>	<i>NP</i>	<i>NG</i>	<i>NG</i>	<i>NG</i>

**Tableau IV.1.** Règles d'inférences floues de l'estimateur de  $\Psi$

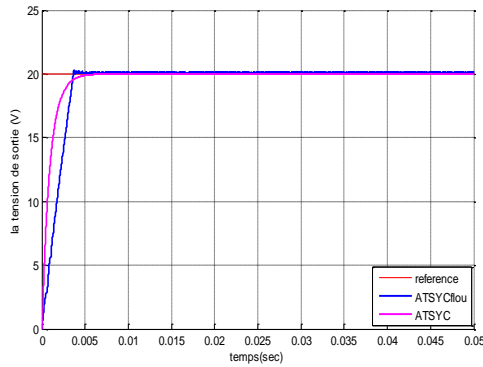
En utilisant toutes les combinaisons possibles, on obtient 25 règles avec le produit comme moteur d'inférence et le centre de gravité pour la défuzzification, on obtient la sortie du système flou peut être donnée par :

$$y_{flou} = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_{ci} x_{Gi} S_i}{\sum_{i=1}^n \mu_{ci} S_i} \quad (IV.6)$$

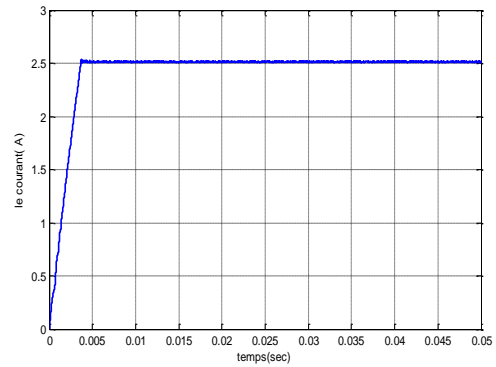
L'évaluation des gains  $G_e$ ,  $G_{de}$  et  $G_{yflou}$  provient de l'expérience. En jouant sur les gains on assure la stabilité et on établit les performances dynamiques et statiques désirées.

### IV.3.1. Résultats de simulation

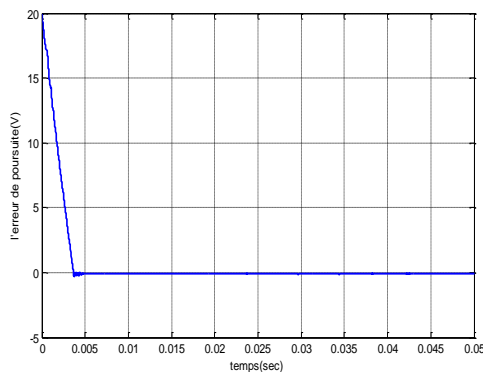
Pour évaluer les performances des contrôleurs proposés, on présentera les résultats de régulation de la tension de sortie des convertisseurs Buck DC/DC.



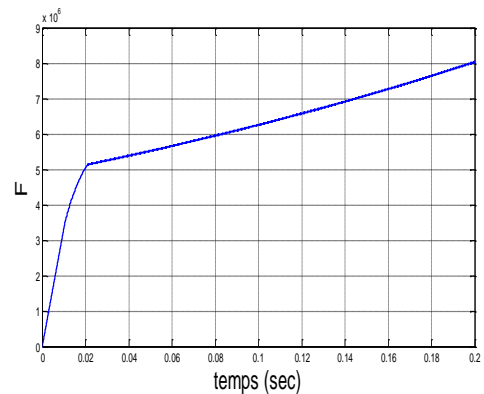
a) la tension de la sortie



c) Le courant dans la charge



b) l'erreur de poursuite



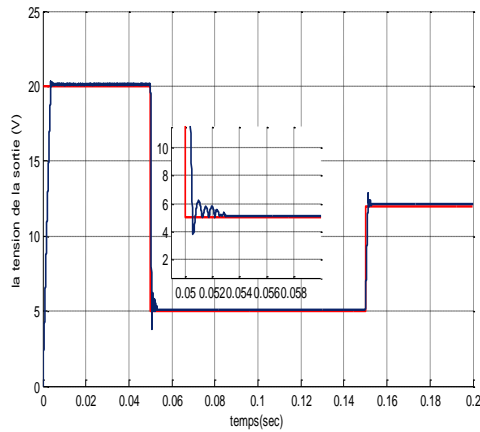
d) l'estimation de  $F$

**Figure IV.3 :** Commande Floue-ATSYC du convertisseur Buck DC-DC

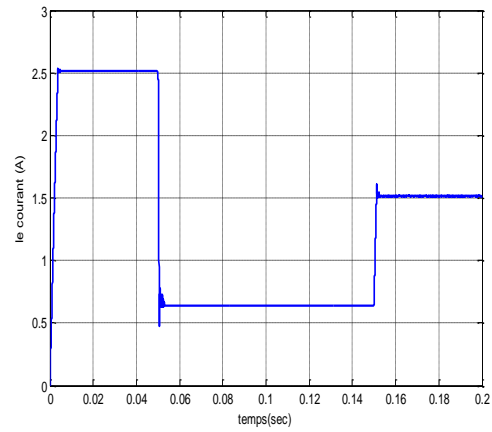
La commande appliquée force la sortie du système à suivre le signal de référence. Cette poursuite s'effectue en minimisant l'erreur d'approximation d'une part et en assurant la stabilité du système d'une autre part. D'après les résultats de simulation, on remarque qu'on utilise l'approche floue, la commande présente un petit temps par rapport l'approche ATSYC conventionnelle, en même temps augmente la valeur  $lg$  de  $F$  qui rendre la commande plus robuste vis-à-vis les variations paramétriques, c'est notre objectif.

#### IV.3.2. Test de robustesse :

Pour tester la robustesse de la commande adaptative terminale synergétique basé sur les systèmes floue, nous avons également étudié l'influence de la variation de la tension de référence et la valeur de la charge. Pour cela nous avons simulé le système pour une variation de tension de référence égale à  $5v$  à l'instant  $t=0.05s$ ,  $r=12v$  à l'instant  $t=0.15s$ , et une variation de la charge égale  $30\Omega$  à l'intervalle  $[0.05 0.15]$ .

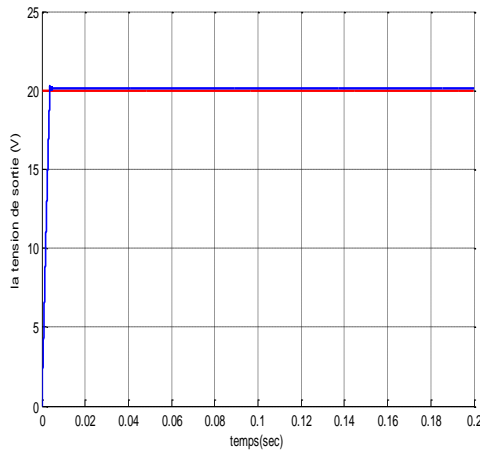


a) la tension de la sortie

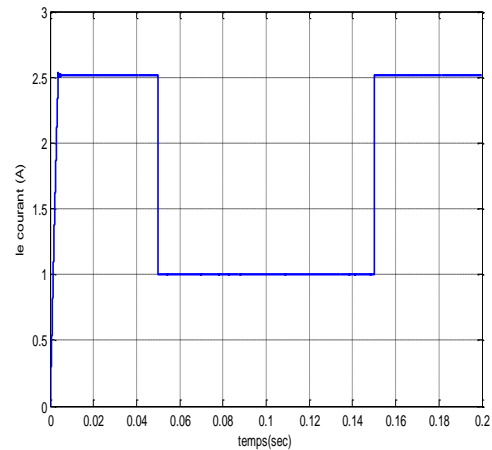


b) Le courant dans la charge

**Figure IV.4 :** Commande ATSYC Floue du convertisseur Buck *DC-DC* avec variation de la consigne.



a) la tension de la sortie



b) Le courant dans la charge

**Figure IV.5 :** Commande Floue ATSYC du convertisseur Buck *DC-DC* avec variation de la charge.

D'après les résultats de simulation dans les figure (IV.4), (IV.5), nous observons que, malgré la présence des perturbations, la sortie du système suivi sa référence, ceci montre une sensibilité de cet régulateur aux perturbations et variation paramétrique du système.

Cependant, un système flou est difficile à appréhender. Sa commande et son réglage peuvent être relativement long. Il s'agit parfois beaucoup plus de tâtonnement que d'une réelle réflexion. Il manque donc à la logique floue un moyen d'apprentissage performant pour régler un système flou, c'est les réseaux de neurones qui feront l'objet de la section suivant.

## **IV.4. Commande Prédicative Neuronal**

### **IV.4.1. Principe de base de la commande prédictive**

Le principe de la commande prédictive consiste à créer pour le système à commander un effet anticipatif par rapport à une trajectoire à suivre connue à l'avance, en se basant sur la prédiction du comportement futur du système et en minimisant l'écart de ces prédictions par rapport à la trajectoire au sens d'une certaine fonction coût, tout en respectant des contraintes de fonctionnement. Cette idée est simple et pratiquée de façon assez systématique dans la vie quotidienne. Par exemple, le conducteur d'une véhicule connaît la trajectoire de référence désirée à l'avance (la route) sur un horizon de commande fini (son champ visuel), et en prenant en compte les caractéristiques de la voiture (modèle mental du comportement du véhicule), il décide quelles actions (accélérer, freiner ou tourner le volant) il faut réaliser afin de suivre la trajectoire désirée. Seule la première action de conduite est exécutée à chaque instant, et la procédure est répétée à nouveau pour les prochaines sections [Said06].

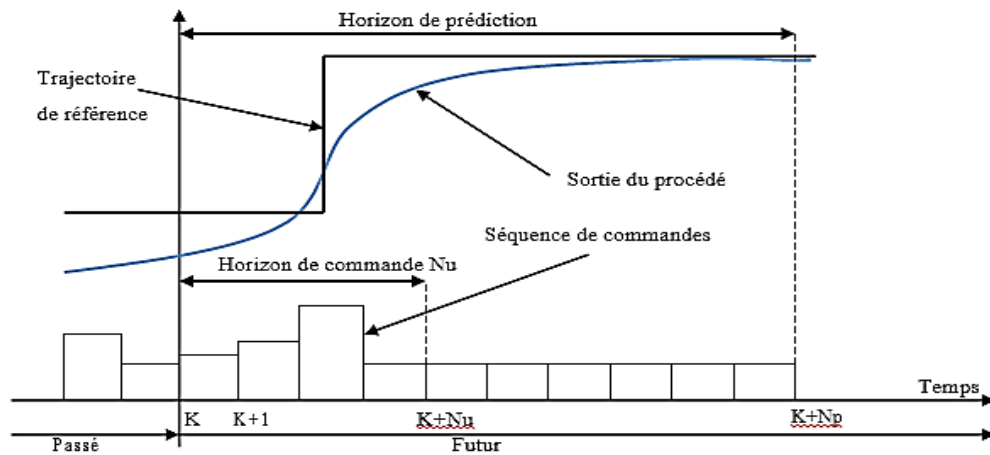
La commande MPC (Model Prédicative Control) présente un certain nombre d'avantages par rapport aux autres méthodes, parmi lesquels on trouve :

- Elle peut être utilisée pour commander une grande variété de processus, ceux qui sont avec des dynamiques simples à ceux plus complexes, par exemple, les systèmes à retard, ou instable.
- Le réglage de ses paramètres relativement facile la rend accessible aux personnes avec des connaissances limitées en automatique.
- Son caractère prédictif permet de compenser les retards et les temps morts.
- Le traitement de contraintes imposées sur le système à commander peut être inclus dans l'obtention de la loi de commande.
- Elle est très performante lorsque les consignes ou trajectoires à suivre sont connues à l'avance (ce qui est le cas dans plusieurs processus industriels comme les machines numériques et les robots).

La détermination de la loi de commande prédictive se fait par résolution, d'un problème de commande optimale à horizon fini comme il est illustré dans la figure suivante. À partir d'une trajectoire de référence à suivre connue à l'avance, en faisant à chaque période d'échantillonnage les étapes suivantes :

1. Calculer les prédictions des variables de sortie  $y$  sur un horizon de prédiction sur la sortie  $N_p$ .
2. Minimiser un critère à horizon fini en fonction de : erreurs de prédictions futures, écarts entre la sortie prédite du système et la consigne future.
3. Obtenir une séquence de commandes futures sur un horizon de commande inférieure ou égale à  $N_p$ .
4. Appliquer uniquement la première valeur de cette séquence sur le système.
5. Répéter ces étapes à la période d'échantillonnage suivante, selon le principe de l'horizon fuyant.

L'ensemble est résumé sur la figure suivante :



**Figure IV.6 :** Stratégie de la commande prédictive.

**Remarque :**

Dans le cas général d'un système sous contraintes, la minimisation du critère prédictif nécessite la résolution effective d'un problème d'optimisation en ligne. Seule la commande prédictive des systèmes linéaires invariants dans le temps, restreinte au cas sans contraintes, ne nécessite pas la résolution effective de ce problème d'optimisation en ligne, car le correcteur est à son tour linéaire invariant et sa description analytique peut être obtenue hors-ligne. Malheureusement, le type du système à commander envisagé dans ce travail, non-linéaire et sous contraintes, implique qu'il faut s'orienter vers des techniques prédictives non-linéaires nécessitant la mise en œuvre d'une stratégie d'optimisation qui prend en compte les contraintes imposées sur le système, comme envisagé ci-dessous.

**IV.4.2. Eléments de la Commande Prédictive**

Les difficultés liées à l'implémentation d'une commande prédictive non linéaire ont conduit au développement d'une stratégie de commande à optimisation sur un horizon fini. Cette nouvelle commande porte différentes dénominations (commande optimale non linéaire à horizon fini, commande non linéaire par horizon glissant ou commande prédictive non linéaire). Nous retenons pour la suite comme dénomination la commande prédictive non linéaire qui implique les trois aspects suivants :

- **Modèle de prédiction** : un modèle du système pour prédire l'évolution future des sorties sur l'horizon de prédiction  $N_p$  :

$$\hat{Y} = [\hat{y}(k)\hat{y}(k+1)\dots\hat{y}(k+N_p)]. \quad (\text{IV.7})$$

- **Méthode d'optimisation** : pour calculer une séquence de commandes sur l'horizon de commande :

$$\theta = [u^*(k)u^*(k+1)\dots u^*(k+Nu)] \quad (\text{IV.8})$$

qui minimise le critère d'optimisation  $J$  en satisfaisant les contraintes imposées par l'utilisateur, sachant que

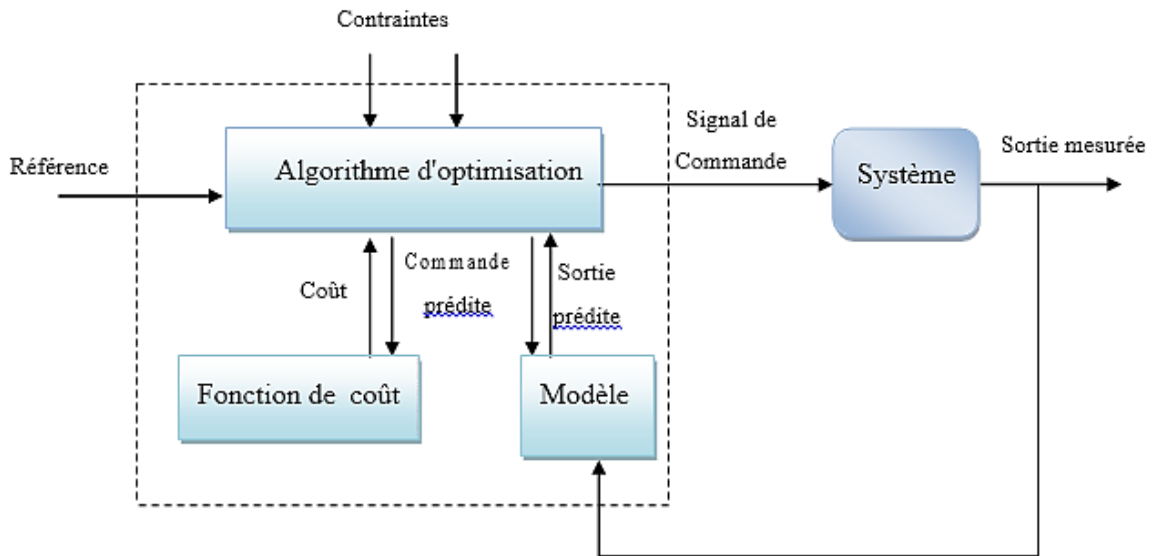
$$u(k+i) = u(k+Nu) \text{ pour } Nu \leq i \leq N_p. \quad (\text{IV.9})$$

- **Principe de l'horizon glissant** : qui consiste à déplacer l'horizon  $k \rightarrow k+1$  à chaque période d'échantillonnage après l'application de la première commande  $u^*(k)$  de la séquence optimale ainsi obtenue.

**Remarque :**

Généralement, une des raisons principales du succès de la commande prédictive sur les procédés relativement lents est le temps suffisamment long pour pouvoir résoudre le problème d'optimisation associé avant la fin de la période d'échantillonnage  $[k, k+1]$  (le temps réel). Par contre si le système à commander est relativement rapide où le critère associé au problème d'optimisation est non convexe, la période d'échantillonnage est trop courte pour permettre le calcul de la séquence de commandes recherchée.

Dans la figure (IV.7) on montre la structure basique, de la stratégie de commande prédictive.



**Figure IV.7** : Structure de base d'une commande prédictive

Pour l'implémentation de la stratégie prédictive, la structure de base de la figure (IV.6) est mise en œuvre. Un modèle sert à prédire les futures sorties du système, grâce aux valeurs courantes et passées de la commande et aux commandes optimales futures. Ces dernières sont calculées par une méthode d'optimisation, qui prend en compte la fonction de coût (qui dépend aussi des consignes futures), et éventuellement des contraintes. Donc, Le modèle du système à commander joue un rôle central dans la commande prédictive. Le modèle choisi doit être capable de prendre en compte la dynamique du processus pour prédire précisément les sorties futures, les éléments de la commande prédictive qui doit intervenir lors de la conception sont traités dans les paragraphes suivants[Said06].

#### IV.4.2.1. Fonction Objectif

Dans le cas général, la commande prédictive consiste à minimiser une fonctionnelle  $J$  appelée critère de performance, fonction de coût ou fonction objectif :

$$J_Q(u, y, w) = \int_T F(u(T), y(T), w(T))dT \quad (\text{IV.10})$$

Ce critère dépend des commandes appliquées (l'entrée du système)  $u$ , des grandeurs de sortie du système  $y$  et du comportement désiré  $w$ . Toutes ces grandeurs évoluent en fonction du temps.

Pour un système continu,  $T$  est un intervalle continu  $[t, t + T]$  où  $T$  représente le temps futur de prédiction. L'ensemble  $Q$  regroupe les contraintes sur la sortie et la commande imposées le long de l'horizon. Ces contraintes sont liées à la dynamique du système et, d'autre part, des contraintes fonctionnelles agissant sur les entrées et les sorties du système.

Dans ce cas où, on utilise un prédicteur non linéaire, il n'existe pas de solution analytique,

la résolution du problème de commande prédictive est obtenue, par un algorithme d'optimisation numérique implémenté sur un ordinateur, donc, le problème est ramené à un problème d'optimisation en dimension finie.

L'objectif principal consiste à faire en sorte que la sortie future pour l'horizon de prédiction considéré s'approche de la meilleure façon possible de la trajectoire de référence tout, en même temps, pénalisant l'effort de commande nécessaire.

#### **IV.4.2.2.Modélisation**

Les différentes stratégies du MPC emploient différents modèles pour représenter la relation entre la sortie et l'entrée du système. Donnons une vision rapide de ces types de modélisation qui peut se faire selon deux méthodes :

##### **IV.4.2.2.1.Modèle de connaissance :**

Il s'agit ici de tenir en compte des phénomènes physiques mis en jeu. On fait alors intervenir des bilans d'énergie, de masse, etc. Le modèle est dans ce cas rarement simple en termes d'entrée-sortie. Il est principalement non linéaire, décrit par un ensemble d'équations différentielles avec seulement la variable temps comme variable indépendante. Ce modèle est décrit par des équations aux dérivées partielles.

##### **IV.4.2.2.2.Modèle de comportement global entrée-sortie**

À partir d'un modèle de type boîte noire, choisi a priori, il s'agit ici d'effectuer une estimation de ses paramètres. Ceux-ci sont déterminés en fonction de données expérimentales d'entrée-sortie. L'avantage de l'approche peut s'avérer plus simple et plus rapide que dans le cas précédent. Par ailleurs, il peut être très difficile, de mettre en équation le comportement de nombreux systèmes. Le modèle n'a a priori aucune signification physique, surtout s'il est de nature complexe. D'autre part, et contrairement à la première méthode, on peut plus difficilement simuler le comportement d'un procédé ayant d'autres caractéristiques physiques et dimensionnelles. [Said06].

##### **IV.4.2.2.3.Modèle de prédiction du processus :**

Le modèle du système joue donc un rôle central dans la commande prédictive. Le modèle choisi doit être capable de rendre compte de la dynamique du processus pour prédire précisément les sorties futures et aussi doit être simple à implémenter et à comprendre.

La méthodologie prédictive requiert la définition d'un prédicteur à  $Np$ -pas en avant qui

permette d'anticiper le comportement du processus dans le futur sur un horizon fini. Pour cela, à partir de la forme du modèle, on détermine la sortie estimée à l'instant  $k+z$ , connaissant la sortie à l'instant  $k$ .

Dans cette étude, un modèle neuronal est utilisé pour l'approximation du modèle entrée/sortie d'un système dynamique non linéaire. Dans cette structure de prédiction, les valeurs passées des entrées et des sorties sont utilisées pour prédire la sortie actuelle du système.

### IV.4.3.Optimisation

#### IV.4.3.1.Types des contraintes

Les différentes méthodologies de la commande MPC permettent d'anticiper la violation des restrictions compte tenu de leur caractère prédictif.

- **Restrictions sur l'amplitude du signal de commande :** Les restrictions sur l'amplitude du signal de la commande, peuvent s'exprimer au moyen de l'inégalité suivante :

$$u_{\min} \leq u(k) \leq u_{\max} \quad (\text{IV.11})$$

Où :  $U(k) = [u(k)u(k+1)...u(k+Nu-1)]^T$  le vecteur de dimension  $Nu$ .

- **Restrictions sur la vitesse de variation du signal de commande :** Les restrictions sur l'augmentation du signal de commande prennent une forme très simple, et peuvent être exprimées au moyen de l'inégalité :

$$\Delta u_{\min} \leq \Delta u(k) \leq \Delta u_{\max} \quad (\text{IV.12})$$

Sachant que

$$\Delta u(k) = u(k+1) - u(k) \quad (\text{IV.13})$$

- **Restrictions sur l'amplitude de la sortie :** Il est très fréquent de trouver comme spécification désirée dans les processus commandés que leur sortie se trouve dans une plage autour d'une trajectoire désirée, par exemple, dans les cas de poursuite d'un certain profil avec une certaine tolérance. Ce type de condition peut être introduit pour le système de commande le forçant à ce que la sortie du système soit à tout moment comprise dans la bande constituée par la trajectoire indiquée plus ou moins la tolérance ceci se traduit par une inégalité de la forme [Said06]:

$$y_{\min} \leq y(k) \leq y_{\max} \quad (\text{IV.14})$$

- **Restrictions sur la vitesse de variation du signal de sortie :** Les restrictions sur l'augmentation du signal de sortie peuvent être exprimées au moyen de l'inégalité :

$$\Delta y_{\min} \leq \Delta y(k) \leq \Delta y_{\max} \quad (\text{IV.15})$$

Avec : 
$$\Delta y(k) = y(k) - y(k-1) \quad (\text{IV.16})$$

#### IV.4.3.2. Optimisation sous contraintes

Pour un problème d'optimisation sous contraintes, en notant :

$$\theta = [u(k)u(k+1)\dots u(k+Nu-1)]^T \quad (\text{IV.17})$$

$\theta$  : est l'argument d'optimisation, en un instant  $k$ , les problèmes présentés se ramènent au suivant

$$\min_{\theta \in \mathbb{R}^{Nu}} J(\theta) \text{ avec } \begin{cases} gi_{\min} \leq gi(\theta) \leq gi_{\max} / i = 1, \dots, m \\ h_i(\theta) = 0 / i = 1, \dots, r \\ J : \mathbb{R}^{Nu} \rightarrow \mathbb{R} \end{cases} \quad (\text{IV.18})$$

Où :

$m$  est le nombre de  $g(\theta)$  contrainte de tout type inégalité.

$r$  est le nombre de  $h(\theta)$  contrainte de tout type égalité.

Les contraintes décrites précédemment *est* peuvent s'écrire sous la forme :

$$gi_{\min} \leq gi(\theta) \leq gi_{\max} \quad (\text{IV.19})$$

- **Principe de la méthode:**

Le principe est de remplacer le problème primal par un problème pénalisé. À partir du problème (IV.28), on définit une fonction de pénalité à valeurs positives  $l$  liée aux contraintes. Elle est alors ajoutée, par pondération d'un coefficient de pénalité positif  $M$ , au critère de performance  $J$ , ce qui permet de définir la nouvelle fonction coût  $J_{tot}$  à minimiser. Le nouveau problème non contraint, mais pénalisé est :

$$\begin{cases} \min_{\theta} J_{tot}(\theta) = J(\theta) + M.l(g_i(\theta), h_j(\theta)) \\ \theta \in \mathbb{R}^{Nu} \end{cases} \quad (\text{IV.20})$$

Le principe est alors de rechercher la solution à ce problème d'optimisation pénalisé et de choisir le poids  $M$  pour que la quantité  $M.l(g_i(\theta), h_j(\theta))$  soit suffisamment prise en compte au cours de la résolution du problème.

Il n'y a aucune méthode générale pour prendre en compte des contraintes. La méthode utilisée dans notre travail est basée sur les fonctions de pénalités. Si aucune violation des contraintes ne se produit, c'est-à-dire, si toutes les contraintes sont satisfaites, alors  $(\theta)$  est mise à zéro ; sinon on pose  $P(\theta)$  égale à une valeur positive donnée par Michalewicz [Gold89], comme suit :

$$P(\theta) = M \cdot \left[ \sum_{i=1}^m (g_i^+(\theta))^2 + \sum_{i=1}^r (h_i(\theta))^2 \right] \quad (\text{IV.21})$$

Où:

$M$ : est un paramètre de pénalité positif.

$$g_i^+(\theta) = \text{Max}(0, g_i(\theta)), \text{ pour } 1 \leq i \leq m. \text{ et } h_i(\theta), \text{ pour } 1 \leq i \leq r$$

**Algorithme :**

Après la reformulation du problème d'optimisation de la commande prédictive, les étapes de calcul du MPC restent les mêmes :

1. À chaque instant  $k$ , en disposant d'un modèle de connaissance de la sortie du système, on fait la prédiction de la sortie pour un certain horizon  $Np$ , les sorties prédites sont dénotées  $y(k+i/k)$  où  $k=1,2,\dots,Np$ .
2. La prédiction de la sortie, est utilisée pour calculer le vecteur des futurs signaux de commande  $\{u(k+i/k), i=0,1,\dots,Nu-1\}$  à travers l'optimisation d'une fonction objectif.
3. Le premier élément  $\{u(k)\}$  du vecteur du signal de commande optimale  $\{u(k+i/k), i=0,1,\dots,N-1\}$  issu du problème précédent est appliqué au système et le reste est rejeté car à l'instant suivant, la nouvelle sortie  $\{y(k+1)\}$  est disponible et en conséquence l'étape 1 est répétée selon le concept de l'horizon fuyant (glissant).

**IV.4.4. Rappels sur les réseaux de neurones artificiels (RNA)**

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit.

**IV. 4.4.1. Neurone formel**

Le premier modèle du neurone formel a été présenté par Culloch et Pitts (figure IV.8). D'une façon générale, un neurone formel est un élément de traitement qui fait une sommation pondérée de  $n$  entrées  $p_1, \dots, p_R$ . Si cette somme dépasse un certain seuil (fonction d'activation  $f$ ), le neurone est activé et transmet une réponse dont la valeur est celle de son activation. Si le neurone n'est pas activé, il ne transmet rien, comme il est indiqué par la figure suivante :

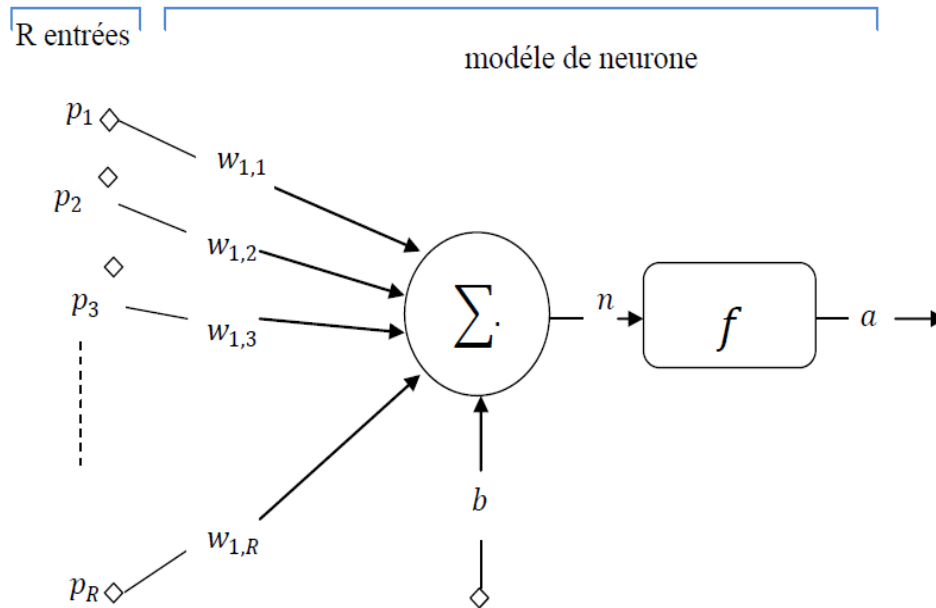


Figure IV.8 : représentation du neurone artificiel

Avec:

- $P_{1, \dots, R}$ : entrées.
- $W_{1,1, \dots, R}$ : poids sur les entrées.
- $b$ : biais; (déplacement horizon. def).
- $n=net$ : niveau d'activation.
- $f$ : fonction de transfert.
- $a = out$ : sortie du neurone.

Les entrées du neurone sont désignées par  $P_j$  ( $j = 1, n$ ). Les paramètres  $W_j$  reliant les entrées aux neurones sont appelées poids synaptique ou tout simplement poids. La somme pondérée des signaux d'entrée constitue l'activation du neurone. C'est une fonction qui définit l'activité du neurone, elle est appelée aussi fonction de seuillage ou de transfert.

#### IV.4.4.2. La fonction d'activation (transfert)

Dans le domaine des réseaux de neurones artificiels, la fonction d'activation est une fonction mathématique appliquée à un signal en sortie d'un neurone artificiel. Le terme de "fonction d'activation" vient de l'équivalent biologique "potentiel d'activation", seuil de stimulation qui, une fois atteint entraîne une réponse du neurone. L'objectif de cette fonction dite aussi fonction d'activation est de rendre la sortie bornée.

#### **IV.4.4.3. Définition des réseaux de neurones artificiels (RNA)**

Un réseau de neurones est une structure de traitement parallèle et distribuée d'information, comportant plusieurs éléments, de traitement (neurones), avec topologie spécifique d'interconnexion entre ces éléments, et une loi d'apprentissage pour adapter les poids des connexions. Chaque élément de traitement à une sortie unique branchée à plusieurs connexions collatérales qui transmettent le même signal, qui est la sortie du neurone. Dans un réseau de neurones donné, l'information est traitée par un grand nombre très important d'autres processeurs.

#### **IV.4.4.4. Apprentissage**

L'apprentissage est donc défini comme étant tout algorithme d'ajustement des coefficients synaptiques (poids). Donc, les variables modifiées pendant la phase d'apprentissage sont généralement les poids des connexions entre neurones. Le réseau est testé plusieurs fois au fur et à mesure que l'on ajuste les poids, avant qu'il satisfasse à une réponse désirée. Une fois le but est réalisé les poids seront fixé et on peut alors passer à la phase d'utilisation du réseau, principalement il existe deux types :

**IV.4.4.4.1. Apprentissage supervisé :** Dans ce type d'apprentissage, on présente au réseau une entrée et la sortie désirée correspondante, les coefficients synaptiques sont alors ajustés dans le but de minimiser un critère de coût. Une fois l'apprentissage est effectué, le réseau est apte à accomplir la tâche prévue. Les performances du réseau sont évalués à l'aide d'un ensemble d'exemples (de même nature que l'ensemble apprentissage ou d'entraînement) dit *ensemble de test*. La méthode la plus utilisée pour ce type d'apprentissage est la rétropropagation.

#### **IV.4.4.4.2. Apprentissage non supervisé :**

Dans ce type d'apprentissage l'adaptation des coefficients synaptiques n'est pas basée sur la comparaison avec une certaine sortie désirée, mais c'est le réseau qui organise lui-même les entrées qui lui sont présentées de façon à optimiser une certaine fonction de coût, sans lui fournir d'autres éléments de réponses désirées. Cette propriété est dite Auto-organisation (self organisation).

#### **IV. 4.4.5. La rétropropagation :**

L'algorithme de rétro-propagation du gradient qui est le plus connu pour réaliser l'adaptation des réseaux multicouches. Il s'agit d'une méthode d'apprentissage supervisé, fondée

sur la modification des poids du réseau dans le sens contraire à celui du gradient de l'erreur par rapport à ces poids.

#### **IV.4.5. Commande prédictive neuronal du convertisseur Buck DC/DC**

La stratégie de la commande prédictive neuronale est basée sur la combinaison de l'avantage des réseaux de neurones de modéliser n'importe quel système non linéaire et de celui de la commande prédictive généralisée de pouvoir commander des systèmes complexes par la sélection des valeurs des paramètres de synthèse.

L'objectif de l'utilisation d'un réseau de neurones artificiels, pour modéliser un système non linéaire, est de construire un modèle mathématique qui peut être utilisé dans la conception d'un prédicteur non linéaire. À partir d'une connaissance préalable sur le système et ses entrées/sorties, le réseau de neurones peut décrire le comportement d'un système à dynamique non linéaire sans nécessité de connaître ses paramètres.

Le prédicteur associé est donné par :

$$y_p(k) = f[y(k-1), \dots, y(k-n_a), u(k-n_k), \dots, u(k-n_b-n_k+1)] \quad (\text{IV.22})$$

Le vecteur de régression du réseau de neurones s'écrit :

$$\varphi(k) = [y(k-1), \dots, y(k-n_a), u(k-n_k), \dots, u(k-n_b-n_k+1)] \quad (\text{IV.23})$$

La sortie prédite est paramétrée en fonction des poids et des biais  $w$  du réseau :

$$y_{RN}(k) = f_{RN}[\varphi(k), w] \quad (\text{IV.24})$$

Où

$y_{RN}$  : est la prédiction d'un pas en avant de sortie.

$f_{RN}$  : est la fonction du réseau.

$n_a, n_b, n_k$  : sont respectivement les ordres du système et le retard.

Le modèle non linéaire réalisé par un réseau de neurones dépend des valeurs des coefficients de pondération (poids et biais des neurones) de ce réseau. Pour qu'un réseau effectue une tâche donnée, il faut ajuster les valeurs de ses coefficients. La procédure d'ajustement des coefficients, de telle sorte que les sorties du réseau soient proches des sorties désirées, est appelée apprentissage. Un apprentissage supervisé a pour point de départ un ensemble d'apprentissage, c'est-à-dire un ensemble d'exemples, ou couples {valeurs des entrées- valeurs des sorties désirées correspondantes}, tels les couples {commande- sortie mesurée du processus} en modélisation. Le principe général des algorithmes d'apprentissage repose sur la minimisation d'une fonction de coût quadratique des différences entre les sorties du réseau et celles désirées.

$$J(w) = \sum_{k=1}^P \left[ \sum_{j=1}^O (y_{dj}(k) - y_{RNj}(k))^2 \right] \quad (\text{IV.25})$$

Où  $w$  représente le vecteur des paramètres (poids et biais) du réseau de neurones,  $y_{dj}(k)$  la valeur désirée de la  $j^{\text{ième}}$  sortie et le  $k^{\text{ième}}$  couple entrées-sorties,  $y_{RNj}(k)$  la valeur de la sortie du modèle neuronal de la  $j^{\text{ième}}$  sortie et le  $k^{\text{ième}}$  couple entrées-sorties,  $O$  le nombre des sorties du réseau et  $P$  est le nombre de couples entrées-sorties.

La structure du réseau de neurone et la méthode d'apprentissage sont définies pour l'identification du système non linéaire. Une fois le model neuronal est validé, il est utilisé pour prédire à chaque instant la sortie du système le long d'un horizon fuyant, un critère dépendant des erreurs entre la sortie prédite et le signal de référence est minimisé pour déterminer le signal de commande [Said06].

La sortie du réseau de neurones est donnée par :

$$y(k) = F^N [U(k-d-1), Y(k-1)] \quad (\text{IV.26})$$

Où  $F^N$  est la fonction de transfert entrée- sortie de la fonction non linéaire  $F$  dans (IV.5), et  $U(k-d-1)$ ,  $y(k-1)$  ont les vecteurs qui contiennent respectivement  $m$  et  $n$  élément décalés de  $u$  et  $y$  à partir de l'instant  $(k-1)$  :

$$\begin{aligned} U(k-d-1) &= [u(k-d-1), u(k-d-2), \dots, u(k-d-m)]^T \\ Y(k-1) &= [y(k-1), y(k-2), \dots, y(k-n)]^T \end{aligned} \quad (\text{IV.27})$$

Pour un réseau à deux couches, la sortie est définie par l'expression ci-dessous :

$$y(k) = \sum_{j=1}^N w_j \sigma_j (W_j^u U(k-d-1) + W_j^y Y(k-1) + b_j) + b \quad (\text{IV.28})$$

$N$  : nombre de neurones dans la couche cachée.

$\sigma_j$  : fonction d'activation du  $j$ -ème neurone de la couche cachée.

$W_j^u$  : vecteur poids pour le  $j$ -ème neurone par rapport aux entrées stockées dans  $U(k-d-1)$ .

$W_j^y$  : vecteur poids pour le  $j$ -ème neurone par rapport aux entrées stockées dans  $Y(k-1)$ .

$b_j$  : biais pour le  $j$ -ème neurone de la couche cachée.

$w_j$  : poids pour la couche de sortie correspondant au  $j$ -ème neurone de la couche de Sortie.

$b$ : biais pour la couche de sortie.

A partir de l'équation (IV.8), on peut écrire :

$$y(k+1) = \sum_{j=1}^N w_j \sigma_j (W_j^u U(k-d) + W_j^y Y(k) + b_j) + b \quad (\text{IV.29})$$

Où

$$\begin{aligned} U(k-d) &= [u(k-d), u(k-d-1), \dots, u(k-d+1-m)]^T \\ Y(k) &= [y(k), y(k-1), \dots, y(k+1-n)]^T \end{aligned} \quad (\text{IV.30})$$

L'expression (IV.29) représente un prédicteur à un pas.

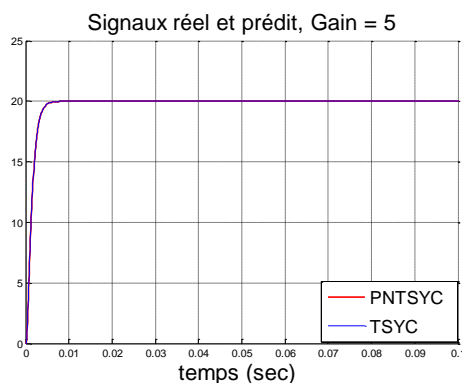
L'algorithme est défini par les étapes suivantes.

1. Générer la trajectoire de référence.
2. Initialiser le vecteur de commande et déterminer le comportement futur du système en utilisant le modèle.
3. Calculer la nouvelle commande qui minimise la fonction coût.
4. Répéter les étapes 2 et 3 jusqu'à ce que la minimisation soit achevée.
5. Appliquer la première commande au système.
6. Répéter tout le processus pour chaque pas d'échantillonnage.

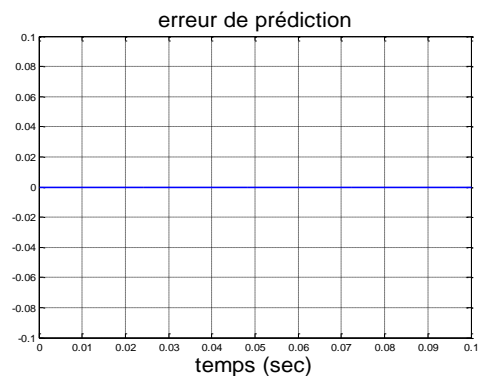
#### IV.4.5.1. Résultats de simulation

L'objectif de cette simulation est de tester cette technique sur un convertisseur Buck DC-DC. Le réseau statique multicouche utilisé comme contrôleur neuronal possède une couche d'entrée de 4 neurones, une couche cachée de 5 neurones et une couche de sortie à 1 neurone. Les fonctions d'activation des deux premières couches est la fonction sigmoïde, tandis que la fonction linéaire est utilisée pour la couche de sortie.

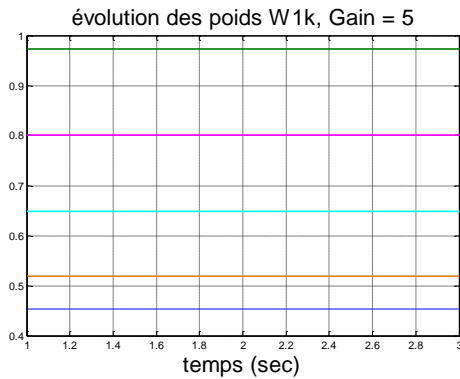
Son apprentissage est réalisé à l'aide de l'algorithme de rétro-propagation du gradient basé sur l'erreur  $e$ , avec un taux d'apprentissage adaptatif.



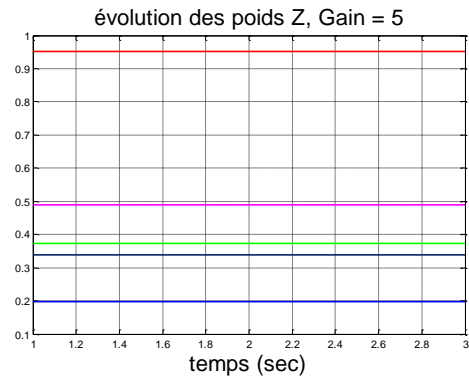
a) la tension de sortie



b) erreur de prédiction



b) évolutions des poids  $W_{i,k}$



d) évolutions des poids de sortie

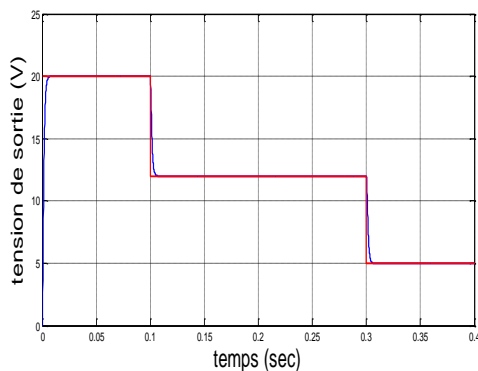
**Figure IV.9 :** résultats de simulation de la commande prédictive neuronale

Les simulations ont permis de valider notre approche en termes de convergence et de respect des contraintes et de stabilité du prédicteur. L'architecture génère une commande qui force le système à suivre la référence en respectant les contraintes.

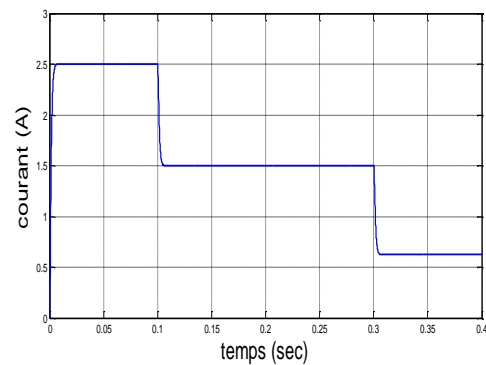
Les résultats de simulation présentés dans les figures (IV.9.a), (IV.9.b), (IV.9.c) et (IV.9.d) montrent que le régulateur prédictif neuronal offre une meilleure poursuite de la référence, comparativement au régulateur Floue présenté dans la section précédente.

#### IV.4.5.2. Test de la robustesse :

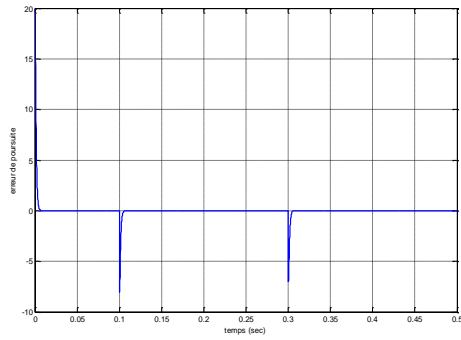
Dans le but de tester la robustesse de la commande par les régulateurs prédictifs neuronaux, nous avons également étudié l'influence de la variation de la tension de référence, et la variation paramétrique. Pour cela nous avons simulé le système pour une variation de tension de référence égale à  $12v$  à l'instant  $t=0.1s$ ,  $r=5v$  à l'instant  $t=0.3s$ . et pour une variation de la tension d'entrée  $V_{in}=30v$ , et la valeur de la charge  $R=20\Omega$  dans l'intervalle  $[0.2 0.4]s$  en même temps.



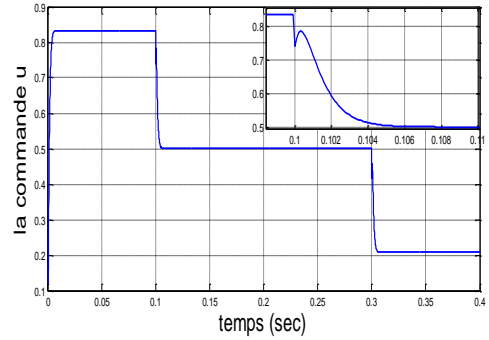
a) la tension de la sortie



b) le courant de la charge

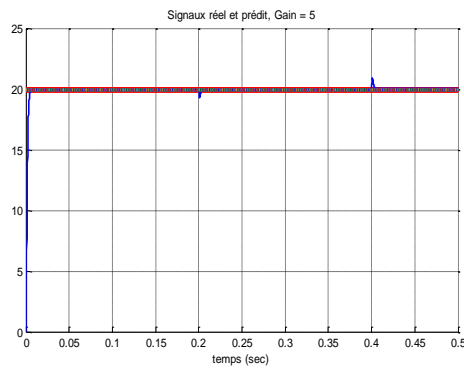


c) l'erreur de poursuite

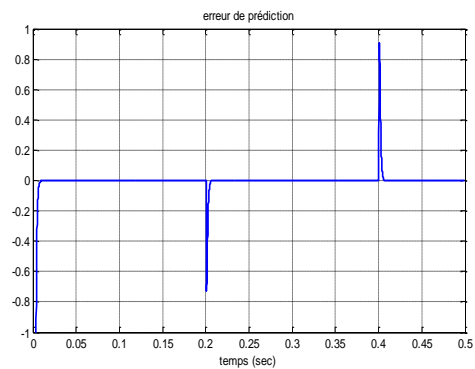


d) La commande u

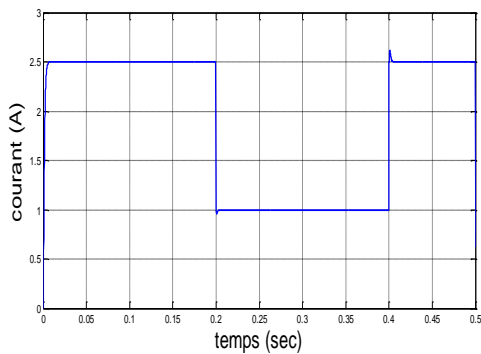
**Figure IV.10** : résultats de simulation pour le régulateur prédictive neuronal avec variation de la consigne



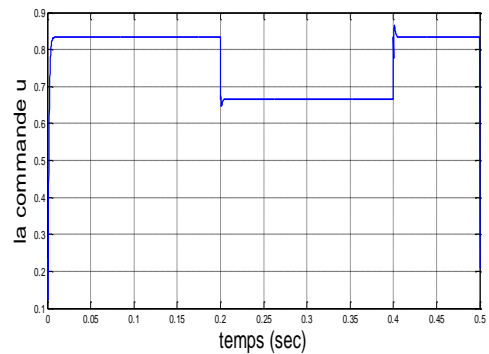
a) la tension de la sortie



c) l'erreur de prédiction



b) le courant de la charge



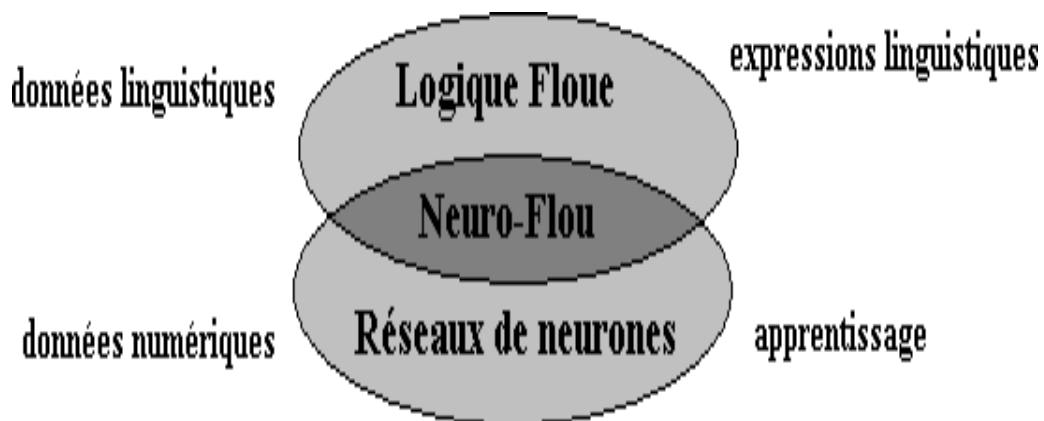
d) La commande u

**Figure IV.11** : résultats de simulation pour le régulateur prédictive neuronal avec variation paramétriques

Les figures (IV.10), (IV.11) illustrent les résultats du test de simulation. Nous observons d'après ces résultats un temps de réponse de 0.002 s, ceci montre une sensibilité du régulateur neuronal aux perturbations. Les résultats du test de robustesse montrent que le régulateur neuronal présente une amélioration satisfaisante concernant la robustesse, et la supériorité du régulateur prédictive neuronale utilisé par rapport au régulateur flou.

### IV.5. Systèmes Neuro-flous

Les systèmes Neuro-flous permettent de combiner les avantages de deux techniques complémentaires. Les systèmes flous fournissent une bonne représentation des connaissances. L'intégration de réseaux de neurones au sein de ces systèmes flous améliore leurs performances grâce à la capacité d'apprentissage de réseaux de neurones. Inversement, l'injection des règles floues dans les réseaux de neurones, souvent critiques pour leur manque de lisibilité, clarifie la signification des paramètres du réseau et facilite leur initialisation, ce qui représente un gain de temps de calcul considérable pour leur identification.



**Figure IV.12** : Principe du système Neuro-flou.

Afin de clarifier les définitions, nous proposons dans cette section une présentation bref des quelques types des systèmes Neuro-flous.

#### IV.5.1 Définition

Les systèmes Neuro-flous sont des systèmes flous formés par un algorithme d'apprentissage inspiré de la théorie des réseaux de neurones. La technique d'apprentissage opère en fonction de l'information locale et produit uniquement des changements locaux dans le système flou d'origine comme il est montré sur la figure suivante.

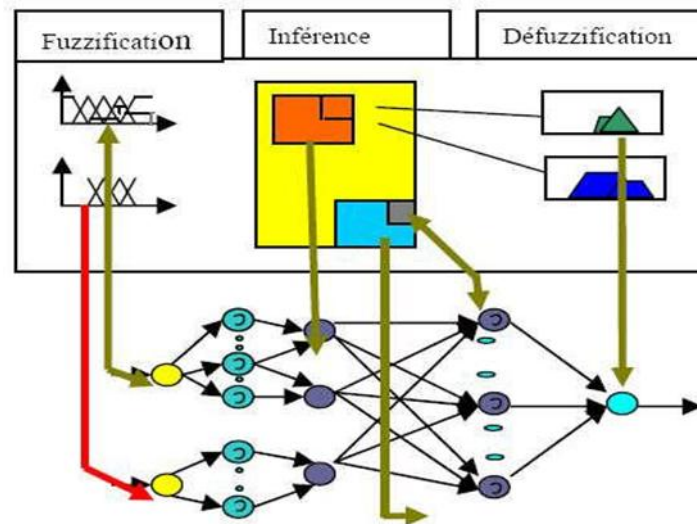


Figure IV.13 : Principe de fonctionnement d'un Réseau Neurofou.

#### IV.5.2. Méthodes des combinaisons neuro-floues

Il existe quatre grandes catégories de combinaisons des réseaux de neurones avec la logique floue [Vasi08] :

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.
2. **Système neuronal/flou simultanément** : Le réseau de neurone et le système flou fonctionnent ensemble sur la même tâche, mais sans s'influencer, c à d. ni l'un ni l'autre n'est employé pour déterminer les paramètres de l'autre. Habituellement le réseau neuronal traite les entrées, ou post-traite les sorties du système flou.
3. **Modèles neuro-flous 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 des systèmes neuro-flous.
4. **Modèles neuro-flous hybrides** : Les approches neuro-floues 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. [Bezz13].

IV.5.3. Quelques types des systèmes neuro-flous :

Diverses associations des méthodes et architectures neuro-floues ont été développées depuis 1988, [Vasi08]. La suivante montre quelques modèles des systèmes neuro-flous. FALCON (a) et GARIC (b) interprètent la règle floue avec une structure à 5 couches, NEFCLASS (c) interprète la règle floue avec une structure à 3 couches et ANFIS (d) interprète la règle floue avec une structure à 6 couches. [Bezz13].

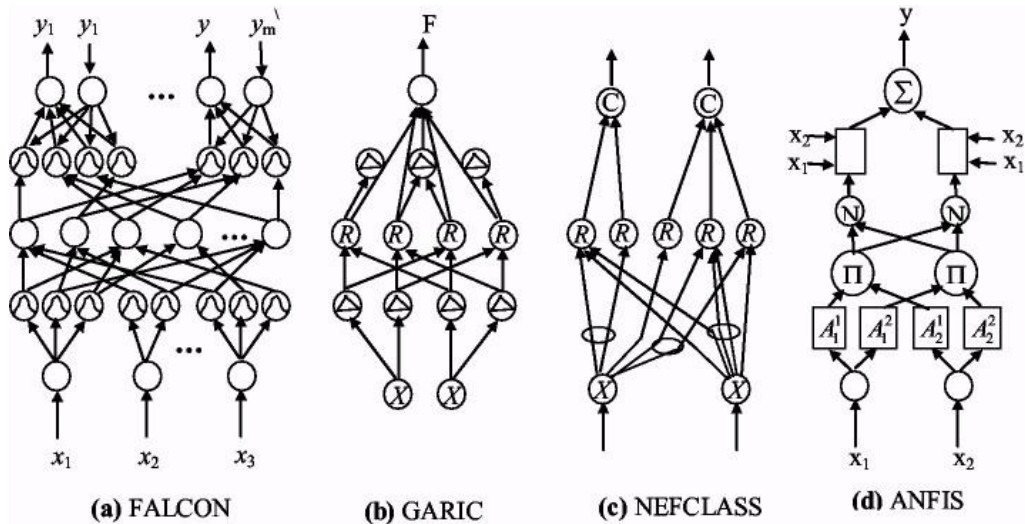


Figure IV.14 : Différents types des systèmes neuro-flous

- **FALCON (Fuzzy Adaptive learning Control Network):**

Il s'agit de modèles à 5 couches, utilisant la fuzzification en entrée et la défuzzification en sortie. Ceci correspond à l'interprétation juste de la technique de Mamdani. La précision accrue des résultats provoque une lenteur dans l'exécution du système. Ce modèle est rarement utilisé en pratique mais il reste le meilleur pour la commande [Vasi08].

- **NEFCLASS:**

Modèle utilisé généralement en classification, il est constitué de 3 couches : Une couche d'entrée avec les fonctions d'appartenance, une couche cachée représentée par des règles et une couche de sortie définissant les classes [Vasi08]. Ce modèle est facile à mettre en application, il évite l'étape de défuzzification, tout en étant précis dans le résultat final, avec une rapidité bien supérieure aux autres architectures types.

- **NEFPX (Neuro Fuzzy function approximator) :**

Modèle obtenu par l'association des deux architectures NEFCLASS et NEFCON, il est utilisé dans différentes applications comme la classification et l'approximation de fonctions [Vasi08]. NEFCLASS utilise un algorithme supervisé pour définir les règles floues, le NEFCON utilise un algorithme d'apprentissage non supervisé avec le calcul de l'erreur de sortie. Les deux modèles emploient la rétropropagation afin de définir les sous-ensembles flous. Comparé au modèle ANFIS, NEFPROX est beaucoup plus rapide, mais ANFIS donne de meilleurs résultats en approximation. Le NEFPROX est, le premier système interprétable et lisible, dédié à l'approximation de fonction. Néanmoins, ses résultats en classification restent moins bons que ceux donnés par le NEFCLASS.

- **ANFIS (Adaptative-Network-based Fuzzy Inference System):**

ANFIS représente un système à inférence floue mis en application dans le cadre des réseaux adaptatifs. Il utilise la procédure d'apprentissage hybride. Cette architecture affine les règles floues obtenues par des experts humains pour décrire le comportement d'entrée-sortie d'un système complexe. Ce modèle donne de très bons résultats en poursuite de trajectoire, approximation non linéaire, commande dynamique et traitement du signal.

#### **IV.5.4. Modèle de l'ANFIS**

Notre travail traite plus spécifiquement le système ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) proposé par Jang [Roff07]. Le système ANFIS est une classe de réseau adaptatif. Il peut être vu comme un réseau de neurones non bouclé pour lequel chaque couche est un composant d'un système neuro-flou et, à ce titre, c'est un "approximateur" universel. Il est ainsi utilisé dans différentes applications de prédictions.

Un système ANFIS réalise une approximation linéaire de la variable de sortie en décomposant l'espace des entrées en différents espaces flous. [Bezz13]

##### **IV.5.4.1. Architecture de l'ANFIS**

ANFIS (Adaptive Network Based Fuzzy Inference System) c'est un système d'inférence adaptatif neuro-flou qui consiste à utiliser un réseau neurone à 5 couches pour lequel chaque couche correspond à la réalisation d'une étape d'un système d'inférence floue de type Takagi Sugeno. Pour la simplicité, nous supposons que le système d'inférence flou à deux entrées  $x$  et  $y$ , et  $z$  comme une sortie. Supposer que la base de règle contient deux règles floues de type Takagi-Sugeno.

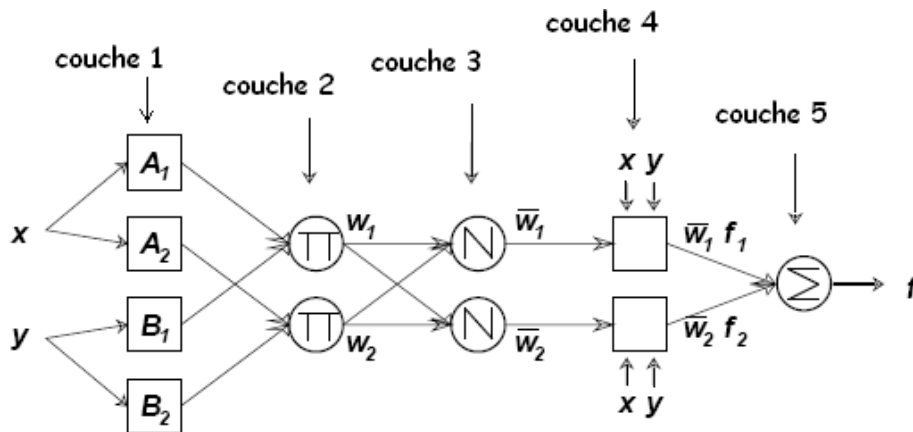
Règle1 :

$$\text{SI } x \text{ est } \mathbf{A1} \text{ et } y \text{ est } \mathbf{B1} \text{ ALORS } z1 = 1.x + q1.y + r1. \quad (\text{IV.31})$$

Règle2 :

$$S \text{ est } \mathbf{A2} \text{ et } y \text{ est } \mathbf{B2} \text{ ALORS } z2 = 2.x + q2.y + r2 \quad (\text{IV.32})$$

L'ANFIS à une architecture posée par cinq couches comme représenté sur la figure suivante :



**Figure IV.15** : L'Architecture de l'ANFIS.

**1. la première couche (Fuzzification) :**

Cette couche (layer 1) permet la "fuzzification "des entrées  $x$  et  $y$ . Chaque neurone dans cette couche correspond à une variable linguistique. Les entrées  $x$  et  $y$  sont passées par la fuzzification en utilisant des fonctions d'appartenances des variables linguistiques  $A_i$  et  $B_j$ , (généralement sont des formes triangulaires, trapézoïdales ou Gaussiennes). Par exemple, la fonction d'appartenance Gaussienne est définie par :

$$\mu_{A_i}(x) = \exp \left[ -\frac{1}{2} \frac{(x - \bar{x}_i)^2}{\sigma_{y_j}^2} \right] \quad (\text{IV.33})$$

$$\mu_{B_j}(y) = \exp \left[ -\frac{1}{2} \frac{(y - \bar{y}_j)^2}{\sigma_{y_j}^2} \right] \quad (\text{IV.34})$$

Où  $\bar{x}$  est le centre et  $\sigma$  la largeur de la fonction d'appartenance.

Les sorties de la première couche sont :

$$\begin{aligned} x_{1,i} &= \mu_{A_i}(x) \text{ pour } i = 1, 2 \\ y_{1,j} &= \mu_{B_j}(y) \text{ pour } j = 1, 2 \end{aligned} \quad (\text{IV.35})$$

Alors, la valeur obtenue  $\mu_{A_i}(X)$  représente le degré d'appartenance de la valeur  $x$  à l'ensemble  $A$ .

## 2. La deuxième couche (règles) :

Chaque nœud correspond à une T-Norme floue (l'opérateur T-Norme permet de réaliser l'équivalent d'un "ET" booléen). Il reçoit la sortie des nœuds de fuzzification et calcule sa valeur de sortie grâce à l'opérateur produit (Cet opérateur est généralement utilisé mais il en existe d'autres : max, min ...).

La fonction d'activation des neurones  $i$  de la première couche :

$$w_i = \min \{ \mu_{A_i}(x), \mu_{B_j}(y) \}, i = 1, 2 \text{ et } j = 1, 2 \quad (\text{IV.36})$$

$$\text{Où } w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_j}(y), i = 1, 2; j = 1, 2 \quad (\text{IV.37})$$

## 3. La troisième couche (Normalisation) :

Cette couche normalise les résultats fournis par la couche précédente. Les résultats obtenus représentent le degré d'implication de la valeur dans le résultat final.

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^2 w_i} \quad (\text{IV.38})$$

L'ensemble des sorties de cette couche sont appelées : les poids normalisés.

## 4. La quatrième couche (conséquence)

Chaque nœud de cette couche est relié aux entrées initiales. On calcule le résultat en fonction de son entrée et d'une combinaison linéaire du premier ordre des entrées initiales (Approche de TAKAGI - SUGENO).

$$f_i^4 = y_i = \bar{w}_i \times (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i) \quad (\text{IV.39})$$

Où  $w_i$  est la sortie de la troisième couche, et  $p_i, q_i, r_i$  sont l'ensemble des paramètres désignés sous le nom : conséquents.

5. La couche de sortie (somme)

Elle est constituée d'un seul neurone qui calcule la somme des signaux de la couche précédente, alors :

$$y = \sum_{i=1}^2 y_i \tag{IV.40}$$

La figure suivante représente un système ANFIS à 2 entrées, chaque entrée repartie en trois sous ensemble floue et 9 règles.

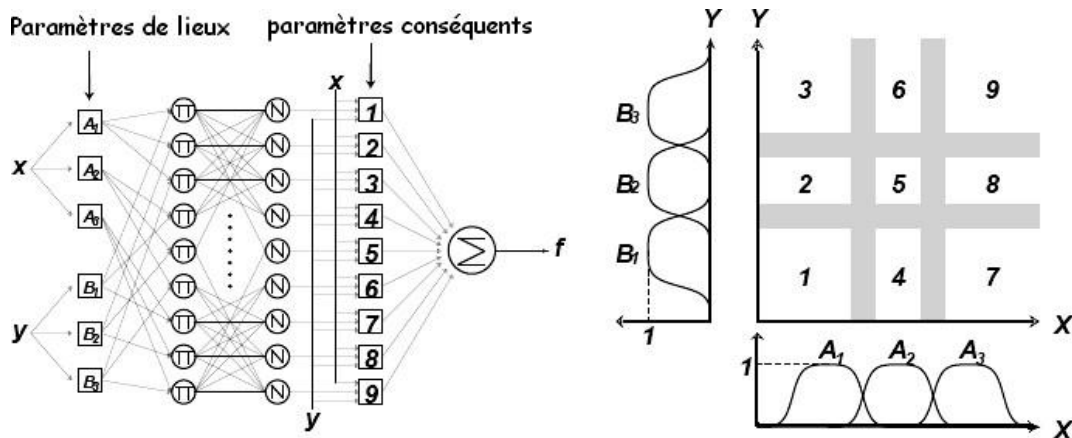


Figure IV.16 : Exemple ANFIS à 2 entées avec 9 règles

Les différentes couches	Type des couches	Nbre. de neurone dans la couche
<b>Couche 0</b>	Les entrées	$n$
<b>Couche 1</b>	Fuzzification	$(p. n)$
<b>Couche 2</b>	Les règles	$p$ $n$
<b>Couche 3</b>	La normalisation	$p$ $n$
<b>Couche 4</b>	Linéarisation des fonctions	$p$ $n$
<b>Couche 5</b>	Somme	1

Tableau IV.2 : les différentes couches d'un système ANFIS

Tel que :

$n$  : le nombre des entrées.

$p$  : le nombre des sous-ensembles flous d'entrée (partition flou).

Noter que les neurones dans ANFIS ont différentes structures :

- Valeurs [fonction d'appartenance définie par différentes formes].
- Règles [habituellement produit].
- Normalisation [division de somme et d'arithmétique].
- Fonctions [régressions linéaires et multiplication avec  $\bar{w}$ , tel que  $\bar{w}$  est la normalisation du poids  $w$ ].
- La sortie [Somme Algébrique].

#### **IV.5.4.2. Algorithme d'apprentissage**

En supposant des ensembles flous du type gaussien, le réseau ANFIS décrit, ci avant comporte 14 paramètres devant être optimisés (8 concernant les fonctions gaussiennes et 6 à la linéarisation des sorties des règles). À cette fin, une base d'apprentissage est nécessaire.

L'apprentissage consiste en la correction des paramètres (prémises et conséquents) du réseau afin de généraliser une fonction de transfert (inconnue a priori) entre les entrées et la sortie du réseau. Celle-ci est constituée d'un ensemble de couples "entrées /sortie "connus (relevé de données). Le déploiement des algorithmes d'apprentissage sur cette base de données permet de construire une fonction d'approximation de la sortie (sortie désirée) à partir des nouveaux vecteurs d'entrée.

Les points forts de l'ANFIS consistent dans le mécanisme d'inférence distributif, et par contre les règles sont non interprétables et l'apprentissage se fait hors ligne. Les résultats de simulations présentés dans la section suivante, va montrer l'efficacité du modèle ANFIS dans la modélisation des systèmes non linéaires.

#### **IV.6. Commande ANFIS du convertisseur Buck DC/DC**

Les systèmes d'inférences flous (FISs) et les réseaux de neurones artificiels (RNA) ont chacun des avantages particuliers. Les méthodes hybrides neuronales et floues permettent de tirer les avantages de l'une et de l'autre.

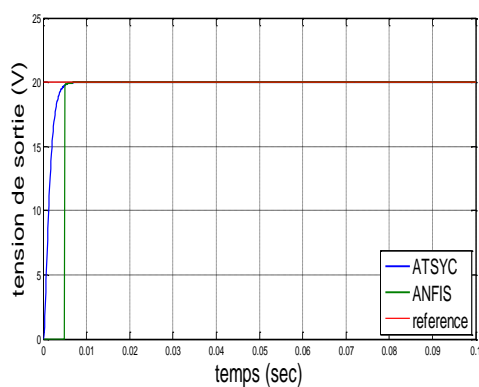
Principalement, des capacités d'apprentissage des RNA et de la lisibilité et la souplesse des SIFs. Le principal type d'association entre les réseaux de neurones et les systèmes flous est le cas où un système d'inférence flou est mis sous la forme d'un réseau multicouche, dans lequel les poids correspondent aux paramètres du système d'inférences floues.

Dans ce travail, on va présenter une modèle ANFIS qui va appliquer pour contrôler la tension de sortie du convertisseur Buck DC/DC. Le système hybride ANFIS (Adaptive Network Based Fuzzy Inference System) est un système d'inférence neuro-flou adaptatif qui consiste à utiliser un réseau de neurone à 5 couches pour laquelle chaque couche est destinée à la réalisation d'une étape d'un système d'inférence floue de type Takagi Sugeno.

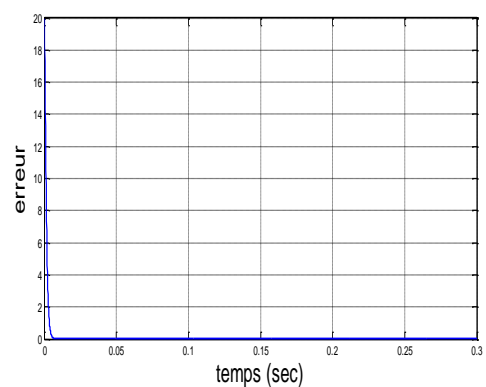
En simplifiant, Les paramètres du modèle ANFIS sont prend par défaut, utilisant 5 fonctions d'appartenances pour chaque entrée (erreur et dérivé de l'erreur).

#### IV.6.1. Résultats de simulation

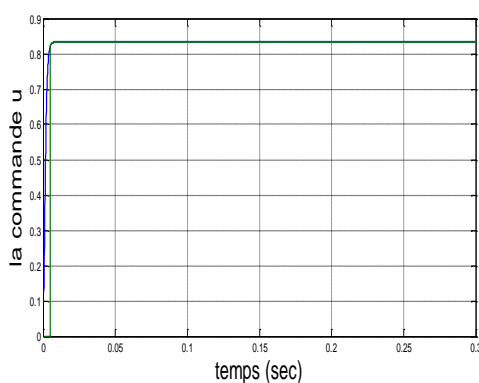
Pour évaluer les performances de la technique proposés, on présentera les résultats de simulation de la tension de sortie des convertisseurs Buck *DC/DC*.



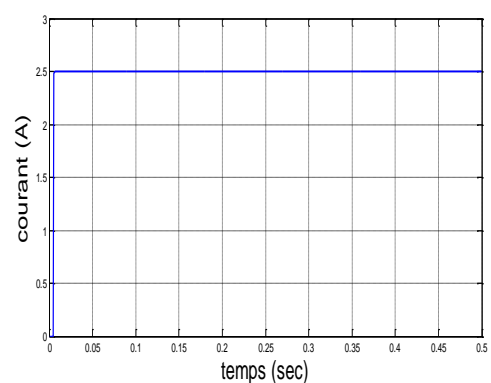
a) la tension de sortie



c) l'erreur de poursuite



b) la commande ANFIS



d) le courant dans l'inductance

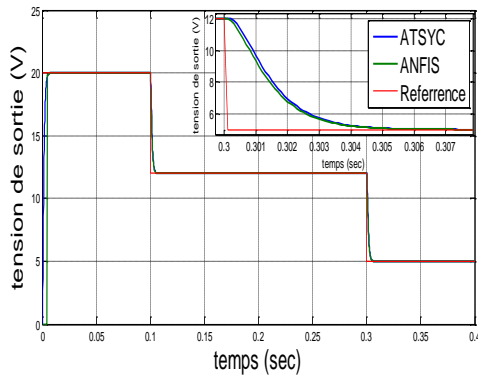
**figure IV.17 :** résultats de simulation de la commande ANFIS du convertisseur *DC/DC*

Nous pouvons constater à partir figures dans (IV.17) que les performances de poursuite de la sortie de notre système sont très satisfaisantes, et nettement amélioré au niveau dynamique

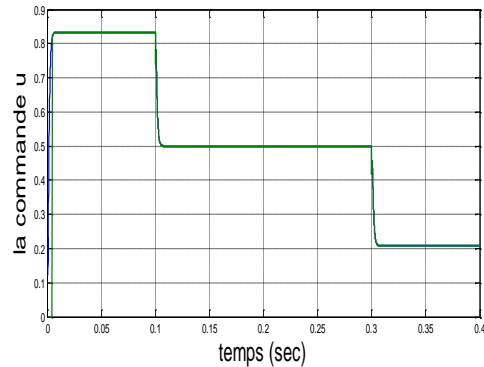
par rapport aux régulateurs conventionnelle. L'amélioration que porte l'ANFIS par rapport au FLC est dans le choix des paramètres des fonctions d'appartenance pour les variables d'entrée et de sortie, et l'amélioration de l'ANFIS par rapport au contrôleur neuronal est la simplification de l'apprentissage qui ne s'établit que progressivement couche par couche.

**IV.6.2. Test de la robustesse**

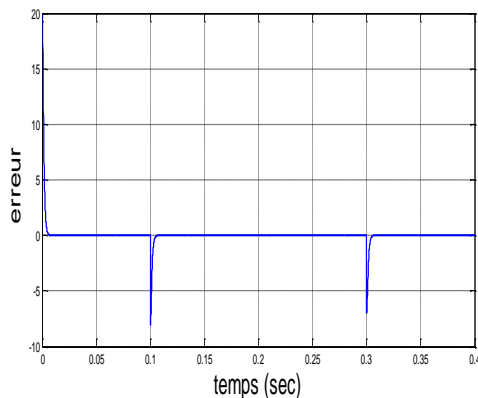
Dans le but de tester la robustesse de la commande basée sur le modèle ANFIS, nous avons également étudié l'influence de la variation de la tension de référence. Pour cela nous avons simulé le système pour une variation de tension de référence égale à 12v à l'instant  $t=0.1s$ ,  $r=5v$  à l'instant  $t=0.3s$ . et pour une variation de la tension d'entrée  $V_{in}=30v$ , et la valeur de la charge  $R=20\Omega$  dans l'intervalle  $[0.1\ 0.3] s$  en même temps.



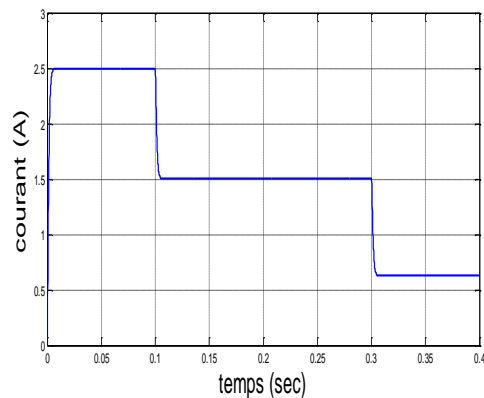
a) la sortie du système



c) la commande ANFIS

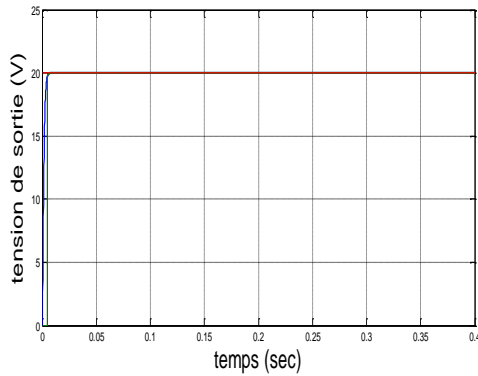


b) l'erreur de poursuite

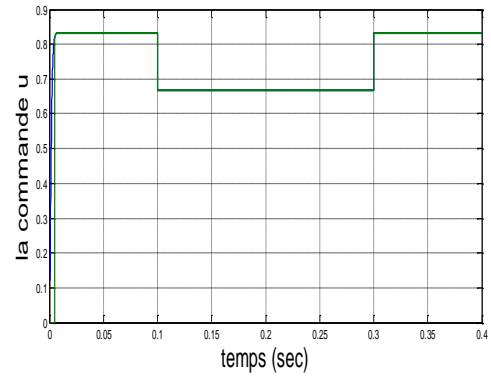


d) le courant de la charge

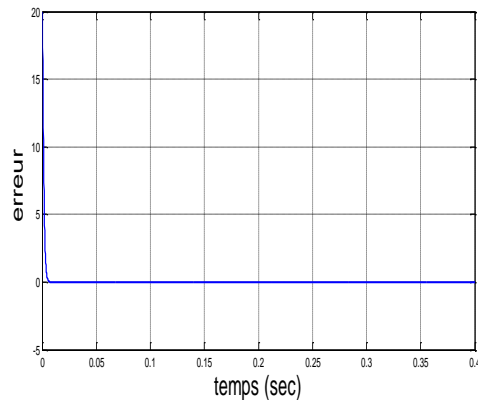
**figure IV.18** : commande ANFIS du convertisseur Buck *DC/DC* avec variation de la tension de référence



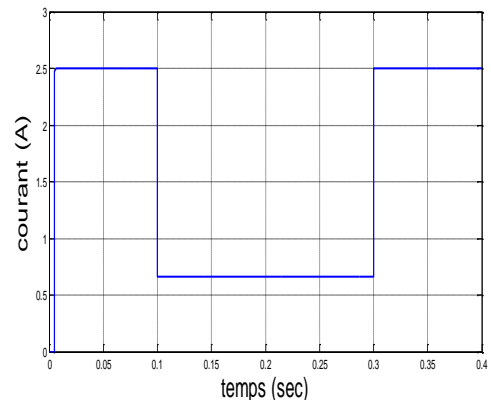
a) la sortie du système



c) la commande ANFIS



b) l'erreur de poursuite



d) le courant de la charge

**Figure IV.19:** commande ANFIS du convertisseur Buck *DC/DC* avec variation paramétriques

On a vu que le contrôleur ANFIS présente une poursuite très satisfaisante de la référence et une très bonne maîtrise du régime dynamique d'une part, d'autre part, on a évité l'imprécision et le simple tâtonnement dans le choix des paramètres des fonctions d'appartenances, et ainsi la divergence de la méthode neuronale grâce aux avantages des outils neuronaux et de la logique floue qui ont été mis à l'œuvre conjointement dans le cadre du système neuro-flou.

#### **IV.7.Conclusion**

Nous avons présenté dans ce chapitre une description générale réseaux de neurones, la théorie floue, et Neuro-floue et nous nous sommes intéressés principalement aux systèmes ANFIS, alors nous pouvons dire que : L'utilisation conjointe des méthodes neuronales et floues permet de tirer l'avantage des qualités de l'une et de l'autre. Principalement, des capacités d'apprentissage des premières et de la lisibilité et la souplesse des dernières. L'architecture du système neuro-flou adopté dans ce chapitre montre des bonnes performances dans les simulations du contrôle du convertisseur Buck *DC/DC*.

---

---

# **Chapitre V**

OPTIMISATION META-HEURISTIQUE DES COMMANDES  
DU CONVERTISSEURS DC/DC.

---

### **V.1. Introduction :**

En ingénierie plusieurs problèmes nécessitent l'utilisation des méthodes d'optimisation pour s'approcher ou avoir la solution optimale. Les méthodes déterministes semblent avoir rempli ce besoin, mais le problème des optimums locaux constitue un véritable piège pour accéder à l'optimum global. D'où, l'utilisation des méthodes stochastiques dites méta heuristiques qui, en général, évitent ce problème et ayant une grande capacité de trouver l'optimum global [Muri02]. Parmi ces techniques, celles basées sur l'intelligence collective, inspirées de la nature, les plus répandus sont à savoir : les algorithmes de colonies de fourmis (ACO), les algorithmes génétiques (AGs), les essaims de particules (OEP) par soit en anglais (Particle Swarm Optimization) (PSO), et plus particulièrement l'écholocation des chauves-souris (Bat Algorithme).

Ce chapitre, présentera brièvement le principe de fonctionnement des AGs, PSO et le comportement d'écholocation des chauves-souris, comme exemple d'application on applique ces méthodes pour optimiser les gains des commandes robustes et intelligents du convertisseur Buck *DC/DC*.

### **V.2. Fondements, définition et principe de base des Algorithmes Génétiques :**

Les Algorithmes Génétiques (AGs) sont des techniques de recherche robustes. Ils représentent une famille assez riche et très intéressante d'algorithmes stochastiques d'optimisation qui sont fondés sur les mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique. Le principe de ces algorithmes est de procéder par une recherche stochastique sur un espace important et à travers une population de pseudo-solutions [Ramo01]. La robustesse est l'une des caractéristiques principales des algorithmes génétiques ; ils permettent de fournir une ou plusieurs solutions de «bonne» qualité (pas nécessairement optimales, mais suffisantes en pratique) à des problèmes très variés, en sollicitant un investissement (temps et puissance de calcul) assez faible. Les algorithmes génétiques recherchent aléatoirement la solution globale (extrema d'une fonction) sous un espace de données (pool génétique) par l'optimisation d'une fonction appelée fonction de coût, d'adaptation ou d'adéquation, ou encore fonction objective (*fitness*). Ils sont donc formulés à maximiser ou à minimiser cette fonction [Ramo01].

En effet, une grande partie de fonctionnement de l'AG est basée sur le hasard. Bien qu'ils utilisent le hasard, les AGs ne sont pas purement aléatoires. Ils exploitent efficacement l'information obtenue précédemment pour spéculer sur la position de nouveaux points à explorer, avec l'espoir d'améliorer la performance.

Le choix des AGs parmi d'autres méthodes se justifie en fonction des propriétés suivantes [Ramo01] :

- Les AGs utilisent un codage des paramètres et non les paramètres eux-mêmes.
- Les AGs travaillent sur une population de points, au lieu d'un point unique.
- Les AGs n'utilisent que les valeurs de la fonction étudiée, pas sa dérivée ou une autre connaissance auxiliaire.
- Les AGs possèdent l'habilité de traiter des problèmes complexes et variés.
- Les algorithmes génétiques ne sont pas déterministes, ils utilisent des règles de transition probabilistes.

Les applications des AG sont multiples : optimisation de fonctions numériques difficiles (discontinues...), traitement d'image (alignement de photos satellites, reconnaissance de suspects...), optimisation d'emplois du temps, optimisation de design, contrôle de systèmes industriels, apprentissage des réseaux de neurones, etc.

Les AGs peuvent être utilisés pour contrôler un système évoluant dans le temps (chaîne de production, centrale nucléaire...) car la population peut s'adapter à des conditions changeantes. Ils peuvent aussi servir à déterminer la configuration d'énergie minimale d'une molécule.

Les AG sont également utilisées pour optimiser des réseaux (câbles, fibres optiques, mais aussi eau, gaz...), des antennes ... Ils peuvent être utilisés pour trouver les paramètres d'un modèle petit-signal à partir des mesures expérimentales.

### **V.2.1. Principes généraux des Algorithmes Génétiques :**

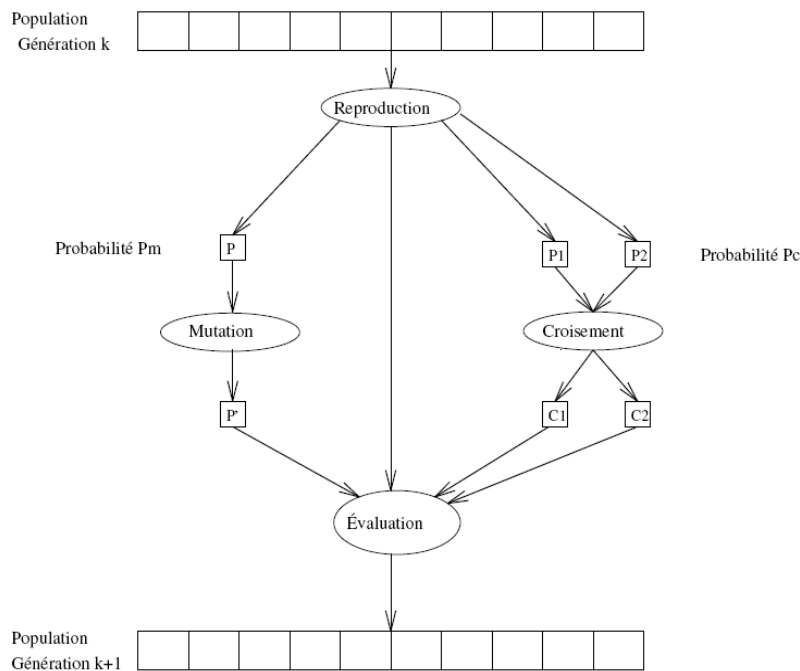
Les algorithmes génétiques tentent de simuler le processus d'évolution naturelle suivant le modèle darwinien dans un environnement donné. Ils utilisent un vocabulaire similaire à celui de la génétique naturelle. Cependant, les processus naturels auxquels ils font référence sont beaucoup plus complexes. On parlera ainsi d'individu dans une population. L'individu est représenté par un chromosome constitué de gènes qui contiennent les caractères héréditaires de l'individu. Les principes de *sélection*, de *croisement*, de *mutation* s'inspirent des processus naturels de même nom [Ramo01].

Pour un problème d'optimisation donné, un individu représente un point de l'espace d'états, une solution potentielle. On lui associe la valeur du critère à optimiser, son *adaptation*. On génère ensuite de façon itérative (figure V.1) des populations d'individus sur

lesquelles on applique des processus de sélection, de croisement et de mutation. La sélection a pour but de favoriser les meilleurs éléments de la population pour le critère considéré (les mieux *adaptés*), le croisement et la mutation assurent l'exploration de l'espace d'états.

On commence par générer une population aléatoire d'individus. Pour passer d'une génération  $k$  à la génération  $k+1$ , les opérations suivantes sont effectuées. Dans un premier temps, la population est reproduite par *sélection* où les bons individus se reproduisent mieux que les mauvais. Ensuite, on applique un *croisement* aux paires d'individus (les parents) d'une certaine proportion de la population (probabilité  $P_c$ , généralement autour de 0.6) pour en produire des nouveaux (les enfants). Un opérateur de *mutation* est également appliqué à une certaine proportion de la population (probabilité  $P_m$ , généralement très inférieure à  $P_c$ . Enfin, les nouveaux individus sont évalués et intégrés à la population de la génération suivante. Plusieurs critères d'arrêt de l'algorithme sont possibles : le nombre de générations peut être fixé a priori (temps constant) ou l'algorithme peut être arrêté lorsque la population n'évolue plus suffisamment rapidement.

Pour utiliser un algorithme génétique sur un problème d'optimisation on doit donc disposer d'un principe de codage des individus, d'un mécanisme de génération de la population initiale et d'opérateurs permettant de diversifier la population au cours des générations et d'explorer l'espace de recherche.



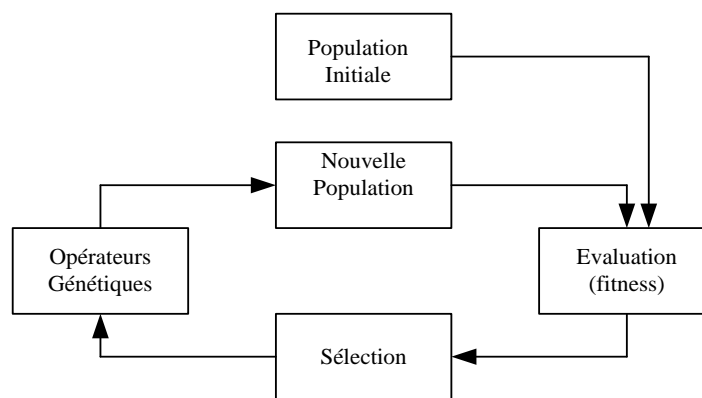
**Figure V.1.** Principe général des algorithmes génétiques.

### V.2.2. Fonctionnement d'un Algorithme Génétique :

Un algorithme génétique fonctionne typiquement à travers un cycle simple de quatre étapes [Ramo01] :

- Une représentation génétique ou chromatique d'une solution au problème.
- Création d'une population de chromosomes.
- Evaluation de chaque chromosome selon une fonction d'adaptation basée sur les performances souhaitables.
- Sélection des meilleurs chromosomes.
- Manipulation génétique, en utilisant des opérateurs génétiques pour créer une nouvelle population de chromosomes.

La figure suivante illustre le cycle génétique de fonctionnement d'un algorithme génétique :



**Figure V.2 :** Cycle génétique.

Le cycle décrit par la figure (V.2) est inspiré de la terminologie génétique. Les AGs fonctionnent avec une population regroupant un ensemble d'individus. Cette population est créée aléatoirement ou à partir d'une connaissance précédente concernant le problème à étudier. Chaque chromosome est constitué d'un ensemble de *gènes*. Pour chaque individu, on attribue une valeur calculée par une fonction appelée fonction d'adaptation ou *fitness*, c'est l'étape de l'évaluation. Ceci permet de sélectionner les chromosomes les plus adaptés. Ces chromosomes appelés "*parents*" sont soumis à des opérations génétiques (croisement, mutation) pour la production d'autres chromosomes appelés "*enfants*" constituant la nouvelle génération. Les étapes de l'AG sont répétées durant  $t$  cycles, l'arrêt de l'algorithme est fixé d'après un *critère d'arrêt*.

### **V.2.3. Opérateurs et paramètres de l'Algorithme génétique :**

Cette section sera consacrée à une brève présentation des différents opérateurs des algorithmes génétique, ainsi que les étapes de la conception de ces derniers.

#### **V.2.3.1. Codage des chromosomes :**

Dans l'algorithme génétique de base fondé par Holland, un chromosome était représenté sous forme de chaînes de bits contenant toute l'information nécessaire à la description d'un point dans l'espace, ce qui permettait des opérateurs de mutation et de croisement simples. Les gènes sont formés de 1 et 0. Dans ce cas, chaque valeur réelle (paramètre à optimiser) est codé par son équivalent en binaire. Ce type de codage est appelé le *Codage binaire*. Il est assez simple à implémenter et les opérateurs de mutation et de croisement sont facilement construits, mais son utilisation nécessite un mécanisme de décodage. Ceci est l'inconvénient majeur de ce type de codage [Ramo01].

De nouvelles versions d'algorithme génétique apparues. Elles ne se basent plus sur le codage binaire mais elles travaillent directement sur les paramètres réels, on parle donc de *Codage réel*. Ce type de codage permet d'augmenter l'efficacité de l'algorithme génétique et d'accélérer la recherche d'une part et offre d'autre part l'avantage d'éviter des opérations de décodage supplémentaires et de rendre plus facile le couplage avec d'autres méthodes d'optimisation [Ramo01].

#### **V.2.3.2. Initialisation de la population :**

La génération de la population initiale consiste à choisir des individus représentant une solution possible du problème donné. Cette initialisation se fait aléatoirement et les gènes sont tirés au hasard [Ramo01]. Ce choix conditionne la rapidité de l'algorithme. Si la position de l'optimum dans l'espace d'état est totalement inconnue, il est naturel d'engendrer aléatoirement des individus en faisant des tirages uniformes sur chacun des domaines associés aux composantes de l'espace d'état. Si par contre, des informations a priori sur le problème sont disponibles, il paraît bien évidemment naturel d'engendrer les individus dans un sous-domaine particulier afin d'accélérer la convergence.

#### **V.2.3.3. La fonction d'adaptation :**

La fonction d'adaptation ou aussi dite fonction d'évaluation dont elle est la fonction utilisée pour calculer le coût d'un point de l'espace de recherche, a pour but d'orienter l'ensemble de la recherche génétique vers la "meilleure" solution. Elle permet de mesurer et d'évaluer les performances et la capacité d'un individu à survivre. Le résultat fourni par la

fonction d'évaluation va permettre de sélectionner ou de refuser un individu pour ne garder que les individus ayant le meilleur coût en fonction de la population courante [Ramo01].

#### **V.2.3.4. Evaluation :**

Une fois que la population initiale est créée, l'algorithme génétique évalue cette population d'individus qui forme la génération courante qu'on appelle ( $G_t$ ). Les individus les plus forts, au sens des critères de la fonction d'adaptation, auront théoriquement plus de descendants, que les autres individus, dans la génération qui suit, donc ( $G_{t+1}$ ). Dans la transposition mathématique du problème, l'AG évalue la fonction d'adéquation, pour chaque individu  $I$  de la population courante  $P(G_t)$ . Suivant les critères de l'optimisation, un classement entre individus sera effectué et les meilleurs, qui répondent le mieux aux critères de la fonction d'adéquation, auront une probabilité de reproduction plus importante que les autres. C'est cette information qui guidera l'AG vers les meilleurs individus.

#### **V.2.3.5. Sélection :**

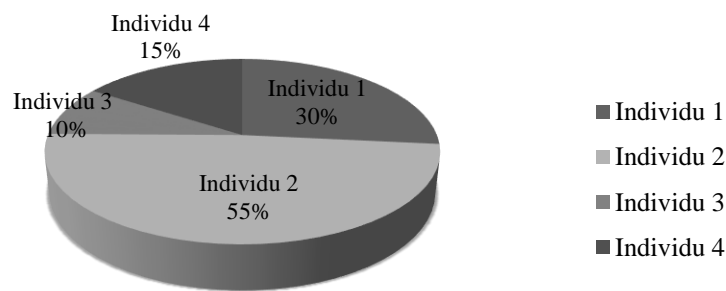
Après l'étape d'évaluation, une nouvelle population est créée de la génération courante. L'opération de la sélection détermine quels parents participent à produire la progéniture pour la prochaine génération [Ramo01]. La sélection permet d'identifier statistiquement les meilleurs individus d'une population et d'éliminer les mauvais. La sélection est un procédé par lequel chaque chaîne de la génération présente (population à l'instant  $t$ ) est copiée avec une probabilité qui dépend des valeurs de la fonction à optimiser pour former une génération intermédiaire et s'y reproduire [Ramo01].

Quatre principes de sélection suivants ont retenu notre attention :

##### **a) Sélection par la roulette :**

C'est la méthode la plus utilisée et la plus facile. Elle est appelée aussi sélection par *Roue de la fortune*. Pour chaque individu, la probabilité d'être sélectionné est proportionnelle à son adaptation au problème. Cette roue est une roue de la fortune classique sur laquelle chaque individu est représenté par une portion proportionnelle à son adaptation. On effectue ensuite un tirage au sort homogène sur cette roue.

Les parents sont sélectionnés en fonction de leur performance. Meilleur est le résultat donné par un individu, plus grandes sont ses chances d'être sélectionné. Cette roulette est représentée par la figure suivante [Ramo01] :



**Figure V.3** Exemple de sélection par la roulette.

**b) Sélection par ordonnancement :**

Ce type de sélection, appelée aussi sélection par classement est basé sur un principe de sélection le plus simple. Il consiste à attribuer à chaque individu son classement par ordre d'adaptation (croissant ou décroissant). Le meilleur (c'est à dire celui qui possède la meilleure fitness) sera numéro un, et ainsi de suite. On tire ensuite une nouvelle population dans cet ensemble d'individus ordonnés.

**c) Sélection par tournoi :**

Cette technique utilise la sélection proportionnelle sur des paires d'individus, puis choisit pour ces paires l'individu qui a le meilleur score d'adaptation. Ce processus est répété plusieurs fois jusqu'à l'obtention de  $N$  individus. L'avantage d'une telle sélection est d'éviter qu'un individu très fort soit sélectionné plusieurs fois [Ramo01].

**d) Sélection uniforme :**

Dans ce cas, la sélection se fait aléatoirement, uniformément et sans intervention de la valeur d'adaptation. C'est une technique très simple qui consiste à sélectionner un individu  $C_i$  de la population. Chaque individu a donc une probabilité  $1/N$  d'être sélectionné, où  $N$  est le nombre total d'individus dans la population.

**V.2.3.6. Croisement :**

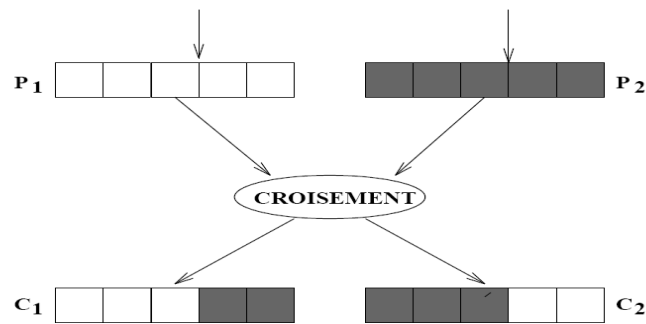
Une fois l'étape de la sélection est achevée, l'algorithme génétique poursuit sa recherche par l'application de l'opérateur de croisement. Le croisement (hybridation ou recombinaison) est un phénomène essentiel qui permet d'explorer l'ensemble des solutions possibles qui génère de nouveaux individus appelés enfants à partir des individus appelés parents.

Le croisement pour but d'enrichir la diversité des populations en manipulant les composantes des individus (chromosomes). Classiquement, les croisements sont envisagés

avec deux parents et génèrent deux enfants. Ils consistent à échanger les gènes des parents afin de donner des enfants qui portent des propriétés combinées. Il existe différentes techniques de croisement. Chacune des techniques s'applique sur des chromosomes dont la représentation est soit binaire ou réelle. Nous présenterons quelques techniques dans ce qui suit [Ramo01].

**a) Croisement à un point de coupure ou discret :**

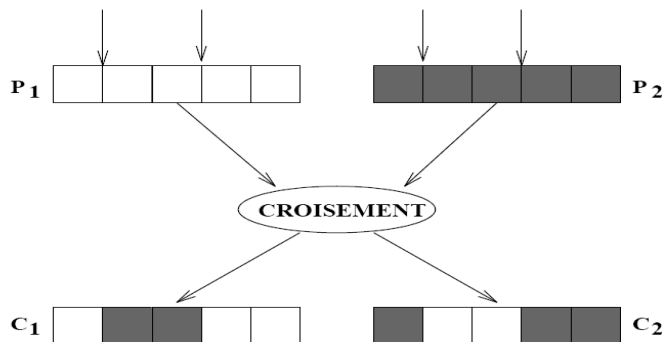
On choisit aléatoirement un point de croisement pour chaque couple d'individus sélectionnés. Notons que le croisement s'effectue directement au niveau des gènes représentés soit en binaires ou en réels. Un chromosome ne peut pas être coupé au milieu d'un gène. La figure V.4 illustre ce croisement d'un seul point de coupure dans le cas d'une représentation binaire ou réelle des gènes des chromosomes.



**Figure V.4.** Croisement à un point de coupure (exemple d'individus à cinq gènes).

**b) Croisement à deux points :**

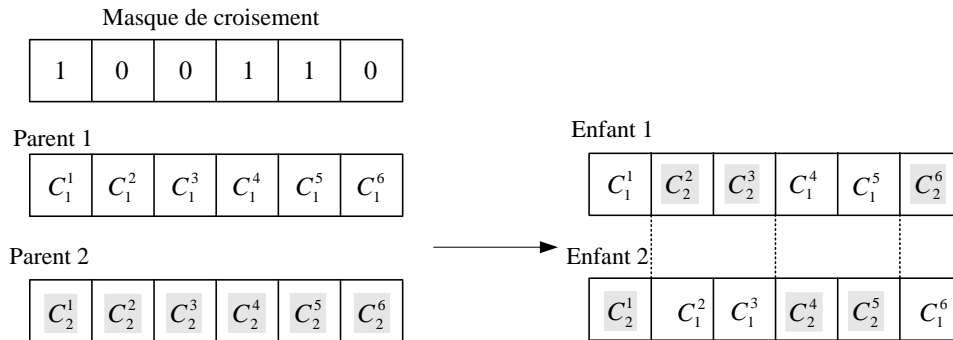
Le croisement à deux points est basé sur le même principe que le croisement à un point. La différence réside dans le fait que deux points de coupure sont choisis aléatoirement. Les gènes se trouvant entre les deux sites de coupe sont échangés respectivement entre les deux individus (parents) pour former les deux enfants. La figure suivante illustre ce type de croisement [Ramo01].



**Figure V.5 :** Croisement à deux points (exemple d'individus à six gènes).

**c) Croisement continu (uniforme) :**

Cette technique est complètement différente des deux techniques précédentes. Un masque de croisement est généré aléatoirement pour chaque couple d'individus ou pour chaque génération. Les valeurs de ce masque sont binaires. Sa taille est identique à celle du chromosome. Son fonctionnement est illustré par la figure suivante :



**Figure V.6 : Croisement uniforme.**

Le croisement uniforme peut être un cas général des deux autres techniques.

**d) Croisement arithmétique (barycentrique) :**

Cette technique a été développée par Michalewicz. Pour ce type de croisement, on choisit aléatoirement des positions d'échange, puis on effectue une moyenne arithmétique pondérée par un coefficient  $a$ . Lorsque cette opération est appliquée à deux parents  $C_1(i)$  et  $C_2(i)$ , deux enfants (progénitures)  $E_1(i)$  et  $E_2(i)$  sont générés, tels que [Ramo01] :

$$\begin{cases} E_1(i) = aC_1(i) + (1-a)C_2(i) \\ E_2(i) = (1-a)C_1(i) + aC_2(i) \end{cases} \quad (\text{V.1})$$

**V.2.3.7. Mutation :**

La mutation permet d'introduire aléatoirement, et avec une certaine probabilité de mutation  $Pm$ , typiquement très petite et dépend de la longueur du chromosome, des changements des caractéristiques du chromosome. Elle est généralement appliquée au niveau du gène. Par conséquent le nouveau chromosome produit par la mutation ne sera pas très différent de l'originale. Plusieurs techniques de mutation ont été développées dans la littérature. Certaines d'entre elles s'appliquent sur des gènes dont la représentation est binaire et d'autres sur des gènes de type réel [Ramo01].

Plusieurs techniques de mutation ont été développées dans la littérature.

**a) Mutation uniforme :**

Pour chaque gène qui mute, on prend deux nombres  $\tau$  et  $r$ . Le premier peut prendre les valeurs  $+1$  pour un changement positif et  $-1$  pour un changement négatif. Le second est un nombre généré aléatoirement dans l'intervalle [Ramo01]. Il détermine l'amplitude du changement. Dans ces conditions, le gène  $C'_i$  qui remplace le gène muté  $C_i$  est calculé à partir de l'une des deux relations suivantes :

$$\begin{cases} C'_i = C_i + (C_{\max} - C_i) \left( 1 - r^{\left(1 - \frac{G_F}{G_T}\right)^5} \right) & \text{si } \tau = +1 \\ C'_i = C_i - (C_i - C_{\min}) \left( 1 - r^{\left(1 - \frac{G_F}{G_T}\right)^5} \right) & \text{si } \tau = -1 \end{cases} \quad (\text{V.2})$$

Où  $C_{\max}$ ,  $C_{\min}$  désignent respectivement les limites inférieure et supérieure de la valeur du paramètre

$C_i$  et  $G_F \leq G_T$  représente la génération pour laquelle l'amplitude de la mutation s'annule.

**b) Mutation non uniforme :**

Dans ce cas, on peut remplacer directement la valeur du gène qui mute, par exemple  $C_i$ , par une autre valeur prise aléatoirement dans l'intervalle  $[C_i^{\min} C_i^{\max}]$ .

**V.2.4. L'algorithme génétique hybride :**

La grande force des algorithmes génétiques est leur capacité à trouver la zone de l'espace des solutions contenant l'optimum global de la fonction objectif. En revanche, ils sont inefficaces lorsqu'il s'agit de trouver la valeur exacte de l'optimum dans cette zone. Or, c'est précisément ce que les algorithmes locaux d'optimisation réalisent le mieux. Il est donc naturel de penser à associer un algorithme local à l'algorithme génétique de façon à trouver la valeur exacte de l'optimum global. On peut aisément le faire en appliquant à la fin de l'algorithme génétique un algorithme local sur le meilleur élément trouvé, tel que l'algorithme de gradient ou de simplex.

**V.2.4.1.Méthode de Gradient :**

C'est une méthode d'optimisation déterministe de descente basée sur une évaluation du gradient à chaque itération, et ensuite un déplacement suivant la direction du gradient. Le principe de base de cette méthode consiste à minimiser une fonction à plusieurs variables. Elle nécessite le calcul de la dérivée de la fonction à optimiser. On part d'un point de départ  $x_0$  qui est une solution initiale et on itère la suite  $x_{k+1} = x_k + d_k g_k$  ou  $d_k$  est le pas de descente et  $g_k = \frac{df}{dt} |_{x_k}$  est la direction. Le choix de  $d_k$  se fera de sorte que  $f(x_{k+1}) < f(x_k)$ .

Le gradient peut descendre avec un pas fixe ou variable (adaptatif). Si on connaît la dérivée seconde on peut descendre en utilisant le gradient avec un pas optimal. L'avantage de cette méthode réside dans sa facilité de mise en œuvre mais son inconvénient majeur est qu'elle prend un temps de calcul considérable.

#### **V.2.4.2. Méthode Simplex Ou de Nelder-Mead :**

La méthode de Nelder-Mead est un algorithme d'optimisation non-linéaire. Elle est due à Nelder et Mead en 1965. C'est une méthode numérique qui minimise une fonction dans un espace à plusieurs dimensions. Cette méthode utilise le concept de simplexe qui est un polytope de  $n+1$  sommets dans un espace à  $n$  dimensions. Soit  $n$  la dimension de l'espace où la fonction prend ses valeurs.

Cette méthode est capable de s'adapter à la topologie de la fonction objective et de l'espace des solutions admissibles et permet de résoudre un problème d'optimisation multi variable sans faire appel à la dérivée de la fonction objective.

#### **V.2.5. Choix des paramètres d'un algorithme génétique :**

Pour lancer l'AG, il faut définir certains paramètres tels que : la taille de la population, les probabilités de mutation et de croisement et le nombre de générations. Trouver des bonnes valeurs à ces paramètres est un problème parfois délicat. Le choix de ces paramètres dépend fortement de la problématique étudiée et les connaissances de l'utilisateur concernant cette problématique [Ramo01].

##### **a) Taille de la population :**

La taille de la population est l'un des paramètres les plus importants d'un algorithme génétique.

Trop grande, la population ralentit le processus d'optimisation, trop petite, la population n'emploie pas pertinemment les opérateurs génétiques. Elle affecte sérieusement les propriétés de convergence d'un algorithme stochastique. De plus, il a été démontré que la taille de la population et le codage des variables en chromosomes affectent de manière significative l'efficacité des algorithmes génétiques. D'une façon générale, on utilise une taille de la population de 5 à 10 fois le nombre de variables à optimiser [Ramo01].

##### **b) Probabilité des opérateurs génétiques :**

Comme la taille de la population, il existe quelques critères pour choisir les deux probabilités de mutation et de croisement. Ces critères sont proposés par des chercheurs à

travers des expériences effectuées et des connaissances a priori. Certains chercheurs proposent une relation entre la taille de population et le choix de ces probabilités ; alors pour une population de taille grande  $N=100$  ils prennent  $p_m = 0.001$  et  $p_c = 0.6$  et pour une population de taille petite  $N=30$  ils prennent  $p_m = 0.01$  et  $p_c = 0.9$ . D'une façon générale, pour trouver des valeurs optimales de ces deux paramètres, il faut que la probabilité de croisement soit choisie dans l'intervalle  $[0.6 \ 0.99]$ , et celle de mutation dans l'intervalle  $[0.001 \ 0.01]$ .

**c) Nombre de générations :**

C'est un chiffre que l'expérimentateur doit fixer. Il est préférable qu'il soit assez grand afin de mieux visualiser la convergence de la solution. Certains auteurs utilisent un nombre de 1000 générations et d'autres 10000. L'essentiel est de trouver des solutions en un nombre réduit de générations [Ramo01].

**V. 3. L'algorithme d'Optimisation par Essaim Particulaire (OEP) :**

L'Optimisation par Essaim de Particules (OEP), connu sous le nom anglophone de Particle Swarm Optimization (PSO), est un algorithme inscrit dans la famille des algorithmes évolutionnaires. Elle est relativement un nouvel algorithme de l'érudition computationnelle, Elle porte quelque ressemblance avec la computation évolutionnaire, inspiré par le comportement social des oiseaux s'assemblant ou le banc de poissons, cette technique a été appliquée avec succès dans de nombreux domaines : la fonction d'optimisation, la formation de réseaux de neurones artificiels, les contrôleurs flous, et d'autres zones où les algorithmes évolutionnaires peuvent être appliqués [Rchel11].

**V.3.1. Principe de fonctionnement :**

La méthode d'Optimisation par Essaim Particulaire (OEP) a été proposée en 1995 par James Kennedy et Russel Eberhart [Kenn01] qui cherchaient à simuler la capacité des oiseaux à voler de façon synchrone et leur aptitude à changer soudainement de direction, tout en restant en formation optimale. Le fonctionnement de l'OEP fait qu'elle peut être classée parmi les méthodes itératives (approche progressive de la solution) et stochastiques dans le but d'améliorer la situation existante en se déplaçant partiellement au hasard et partiellement selon des règles prédéfinies, en vue d'atteindre la solution globale souhaitée.

La méthode d'optimisation par essaim particulaire, est une procédure de recherche basée sur une population d'individus, appelés particules, qui changent leur position (état) avec

le temps. Dans un système d'OEP, les particules se déplacent à l'intérieur d'un espace de recherche. Pendant le déplacement, chaque particule ajuste sa position selon sa propre expérience, et selon l'expérience des particules voisines, se servant de sa meilleure position produite et de celle de ses voisines.

### V.3.2. Les éléments de l'OEP :

Pour appliquer l'OEP, il faut définir un espace de recherche constitué de particules et une fonction coût (fonction '*objectif*') à optimiser. Le principe de l'algorithme est de déplacer ces particules afin qu'elles trouvent l'optimum. Chacune de ces particules est dotée :

- D'une position, c'est-à-dire ses coordonnées dans l'ensemble de définition.
- D'une vitesse qui permet à la particule de se déplacer. De cette façon, au cours des itérations, chaque particule change de position. Elle évolue en fonction de son meilleur voisin, de sa meilleure position, et de sa position précédente. C'est cette évolution qui permet de tomber sur une particule optimale.
- D'un voisinage, c'est-à-dire un ensemble de particules qui interagissent directement sur la particule, en particulier celle qui a le meilleur critère.

Dans le cas d'un problème d'optimisation, la qualité d'un site de l'espace de recherche est déterminée par la valeur de la fonction coût en ce point.

### V.3.3. Principe fondamental :

L'algorithme de base de l'OEP travaille sur une population appelée *essaim* de solutions possibles, elles-mêmes appelées *particules*. Ces particules sont placées aléatoirement dans l'espace de recherche de la fonction *objectif*.

A chaque itération, chaque particule se déplace en prenant en compte sa meilleure position ( $p_{best}$ ) ainsi que la meilleure position de son voisinage ( $g_{best}$ ). On calcule alors la nouvelle vitesse de chaque particule par la formule (V.3), La nouvelle position sera déterminée par la somme de la position précédente et la nouvelle vitesse comme l'indique l'équation suivante :

$$v_i(t+1) = K.v_i(t) + \varphi_1.r_1(t).(P_{bi}(t) - x_i(t)) + \varphi_2.r_2(t).(P_g(t) - x_i(t)) \quad (\text{V.3})$$

$$x(t+1) = x(t) + V(t+1) \quad (\text{V.4})$$

Où  $V$  est la vitesse de la particule,  $w$  est en général une constante appelée, *coefficient d'inertie*,  $p_{est}$  la position (solution) actuelle,  $c_1$  et  $c_2$  sont deux constantes, appelées *coefficients*

d'accélération,  $R_1$  et  $R_2$  sont deux nombres aléatoires tirés uniformément dans l'intervalle  $[0, 1]$ .

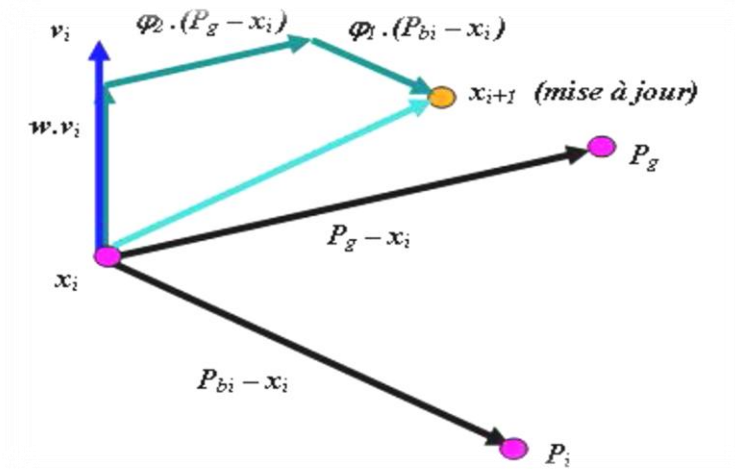


Figure V.7 : Déplacement de la particule.

**V.3.4. Pseudo code d'algorithme :**

```

Entrée Fonction objective, Nombre de particules
Sortie ( $g_{best}$ ) Solution optimal
Initialisation : Générer aléatoirement :  $x_i, v_i, \phi_i^1, \phi_i^2$ 
Pour chaque particule  $i$  :  $p_{best}^i = p^i$ 
que le critère d'arrêt n'est pas atteint faire
    Pour  $i = 1$  à  $N_{faire}$ 
        Modification de la position et la vitesse de chaque particule par (II.3) et (II.4)
        Evaluation des positions
        Si  $f(p^i) < f(p_{best}^i)$ 
             $p_{best}^i = p^i$ 
        FinSi
        Si  $f(p_{best}^i) < f(g_{best})$ 
             $g_{best} = p_{best}^i$ 
        FinSi
    Fin Pour
Fin tant que
    
```

Figure V.8 : Pseudo code de l'algorithme OEP (PSO).

Le critère d'arrêt peut être différent suivant le problème posé. Si l'optimum global est connu a priori, on peut définir une erreur acceptable comme critère d'arrêt. Sinon, il est commun de fixer un nombre maximum d'évaluations de la fonction *objectif* ou un nombre

maximum d'itérations comme critère d'arrêt.

### **V.3.5.Optimisation par essaim des particules modifiées (MPSO) :**

Les équations régissant l'approche PSO contient trois paramètres.  $\varphi_1, \varphi_2$  sont appelés constantes d'accélération cognitives et sociales, pour aider à guider les particules vers le  $g_{best}$ . Ces constantes sont égales et peuvent prendre des valeurs de 0 à 2, mais les études ont montré que leurs valeurs fixées à 2 donnent les meilleurs résultats.

Le troisième paramètre  $w$  est appelé facteur d'inertie, en général, il est choisi linéairement décroissant de  $w_{max} = 0.9$  à  $w_{min} = 0.4$ . Pour la conception modifiée,  $w$  est calculé en utilisant l'équation (V.5) pour différentes itérations  $i$ .

$$w = w_{max} - \frac{(w_{max} - w_{min})i}{Max.no.iterations} \quad (V.5)$$

De plus le facteur d'inertie  $w$  contrôle l'influence de la vitesse sur la nouvelle vitesse. Une grande masse d'inertie oblige une grande exploration à travers l'espace de recherche, une plus faible masse d'inertie provoque une exploration réduite. L'utilisation de l'équation (V.5) pour mettre à jour  $w$  conduit à l'exploration suffisante de l'espace de recherche, de trouver ainsi la solution optimale globale.

Le terme  $V_i$  est limité à la plage de  $\pm V_{max}$ . Si la vitesse ne respecte pas cette limite, il sera mis à sa limite appropriée. En plus de cette vitesse maximale est également limitée en utilisant la fonction Signum (signe).

Comme la mise à jour de la vitesse conduit à l'accélération de particules. Plus l'accélération, plus lisse est la trajectoire de la particule. Cependant, une trop petite accélération peut conduire à une lente convergence, alors que trop grande accélération entraîne les particules vers l'infini [Zato16].

**Entrée** Fonction objective, Nombre de particules  
**Sortie** ( $g_{best}$ ) Solution optimal  
**Initialisation** : Générer aléatoirement :  $x_i, v_i, \varphi_i^1, \varphi_i^2$   
**Si** le nombre d'itérations = max alors **Stop**  
**Si non**  
**Pour** chaque particule  $i$  :  $p_{best}^i = p^i$   
**Calculer** la valeur de la fonction objective.  
**Trouver**  $p_{best}$  pour chaque particule.  
**Trouver** le meilleur global  $g_{best}$  .  
**Calculer** le facteur d'inertie  $w = w_{max} - \frac{(w_{max} - w_{min})i}{Max.no.iterations}$   
**Modifier** la vitesse de chaque particule par (II.3)  
**Si**  $v_i(t+1) > v_{max}$  ou  $v_i(t+1) < -v_{max}$   
 $v_i(t+1) = Signum[v_i(t+1)] * v_{max}$   
**Sinon**  
**Evaluer** la position  $x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1)$   
**Fin si**  
**Fin pour**  
**Fin si**

**Figure V.9** : Pseudo code de l'algorithme MPSO.

#### V.4. L'algorithme des chauves-souris (Bat algorithm) :

L'algorithme des chauves-souris, dont l'appellation d'origine est Bat Algorithm, est une métaheuristique très récente. Le premier article la concernant a été proposé en 2010 par Xin-She Yang. Elle est basée sur le comportement d'écholocation des chauves-souris. Spécifiquement, l'espèce des microchiroptères, qui se dirigent en vol par écholocation, peuvent trouver, discriminer les différents types d'insectes et éviter les obstacles, cela même dans l'obscurité totale [Zato16].

##### V.4.1. Echolocation des chauves-souris :

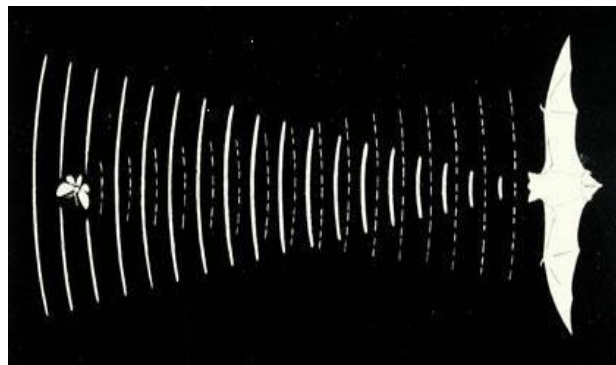
###### V.4.1.1. Comportement des microchiroptères :

La chauve-souris est l'un des mammifères les plus méconnus. Elle a cependant fasciné les plus grands chercheurs et intéresse aujourd'hui encore les scientifiques. Sa capacité de vol actif, unique chez les mammifères, lui permet de voler la nuit en évitant les obstacles, même à grande vitesse, grâce à son système l'écholocation très perfectionné [Zato16]. C'est l'un des animaux dont le nombre d'espèces est très élevé : il existe environ 996 espèces [Zato16]. Leurs tailles varient entre la chauve-souris bourdon dite microchiroptère ou « microbat » en

anglais d'un poids d'environ 1,5g à 2g jusqu'à la chauve-souris géante, dite mégachiroptère ou « mega bat » en anglais avec une envergure d'environ 2 mètres et un poids jusqu'à 1 kg. Les microchiroptères ont un corps d'une longueur variant de 2,2 à 11cm. La plupart des chauves-souris utilisent l'écholocation à un certain degré ; parmi toutes les espèces, les microchiroptères disposent d'une capacité d'écholocation très avancée, dont les Mégachiroptères ne disposent pas [Zato16].

La majorité des microchiroptères sont des insectivores. Elles émettent des pulsations sonores très fortes par la bouche ou le nez (ultrason). Dès que cet ultrason rencontre un obstacle (proie, végétation...), il rebondit vers la chauve-souris. Celle-ci capte l'écho grâce à ses oreilles. Son cerveau va alors calculer la distance, la vitesse, la position et la forme de l'objet détecté [Zato16]. Les types et les modes d'émission des ultra-sons sont très variables suivant les genres et même les espèces. Il arrive que les chauves-souris émettent des cris audibles par l'homme, il ne s'agit alors évidemment pas d'ultra-sons, mais de cris que l'on qualifie de « cris sociaux ».

C'est-à-dire des cris qui sont utilisés par les chauves-souris pour communiquer entre elles (territorialité, agressivité, parade nuptiale, cri d'appel d'un jeune à sa mère, ...) [Zato16]. Intéressons-nous aux ultrasons.



**Figure V.10 :** Echolocation.

#### **V.4.1.2. L'acoustique d'écholocation :**

Bien que chaque pulsation ne dure que quelques millièmes de seconde (De 8 à 10 ms), elles ont des fréquences constantes qui sont habituellement dans la région 25kHz et 100 kHz pour la plus part des espèces des chauves-souris. Toutefois, certaines espèces peuvent émettre des fréquences plus élevées allant à 150 KHz [Zato16]. Chaque cri ultrasonique peut durer moyennement 5 à 20 ms. Typiquement les microchiroptères émettent de 10 à 20 cris par seconde. En cas de chasse, le taux d'émission peut être accéléré jusqu'à environ 200

pulsations par seconde quand celles-ci volent à proximité de leurs proie. Ces cris sonores trop courts marquent la capacité étonnante du traitement puissant du signal des chauves-souris.

Comme la vitesse du son dans l'air est  $v = 340$  m/s, la longueur d'onde  $\lambda$  des cris ultrasoniques avec une fréquence constante  $f$  est donné par :

$$\lambda = \frac{v}{f} \quad (\text{V.6})$$

Les longueurs d'onde sont du même ordre de grandeur que les tailles de leurs proies.

L'impulsion émise pourrait être aussi forte que 110 dB, appartenant à la région des ultrasons. L'intensité varie également de la plus forte lors de la recherche de proie et qui diminue en la poursuivant. Les microchiroptères peuvent éviter des obstacles même négligeables(Zato16).

Les études ont prouvé que les microchiroptères utilisent le délai entre l'émission et la détection de l'écho, la différence de temps entre leurs deux oreilles, et les variations d'intensité des échos afin de construire un scénario tridimensionnel de l'environnement. Elles peuvent détecter la distance d'orientation de la cible, le type de la proie, et même la vitesse de mouvement de la proie telle que les petits insectes. De surcroît, les études ont suggéré que les microchiroptères sont capables de discriminer leurs cibles par la variation de Doppler effet induit par le taux de Wing-flutter de l'insecte cible [Dera06].

Bien évidemment, quelques chauves-souris ont une bonne vue, et la plupart d'entre elles ont une très grande sensibilité pour l'odorat. En réalité, elles emploient ses sens en combinaison afin de maximiser le coefficient de détection de proie et la navigation minutieuse, particulièrement en obscurité totale. Cependant nous nous intéressons uniquement au comportement d'écholocation.

Le comportement d'écholocation des microchiroptères est associé à une fonction objective à optimiser nous permettant de formuler un nouveau algorithme d'optimisation appelé Algorithme des chauves-souris.

#### **V.4.2.Optimisation par l'algorithme des chauves-souris :**

Comme il a été déjà cité, l'algorithme des chauves-souris tente de modéliser le comportement d'écholocation des microchiroptères. Il repose essentiellement sur le scénario suivant : des chauves-souris volent aléatoirement en vue de trouver de la nourriture, celles-ci n'ont aucune connaissance sur l'endroit où se trouvent leurs proies, cependant elles peuvent calculer la distance qui sépare chacune d'elles de la cible au moyen de l'écholocation. Leur

objectif commun est non seulement d'atteindre leurs proies mais aussi de trouver la meilleure stratégie de chasse. La stratégie la plus efficace consiste à suivre la chauve-souris la plus proche de la volée. Ce comportement est similaire à résoudre un problème d'optimisation.

L'algorithme des chauves-souris est une méthode d'optimisation où toutes les chauves-souris collaborent en population dans le but d'atteindre un but collectif. Ce dernier est formulé par une fonction dite fonction objectif. Chacune des chauves-souris volantes est considérée comme une solution dans l'espace de recherche appelée solution candidate ou locale. Celle-ci sera évaluée à chaque itération de l'algorithme en calculant sa fitness par la fonction objectif et mise à jour en ajustant sa position, sa vitesse et sa fréquence, en fonction de la meilleure position qu'elle a atteinte et celle trouvée par toute la population. Pour que finalement l'algorithme maintienne la meilleure solution atteinte parmi toute la volée dite solution globale après un nombre d'itérations prédéfini.

Formellement, Les chauves-souris volent aléatoirement avec une vitesse  $v_i$  à une position  $x_i$  avec une fréquence fixée  $f_{\min}$ , en variant la longueur d'onde  $\lambda$  et l'intensité  $A_0$  de recherche de proie. Elles peuvent ajuster automatiquement la longueur d'onde (ou la fréquence) ainsi que le taux d'émission de pulsation  $r \in [0,1]$ , selon la proximité de leurs proies.

Bien que l'intensité peut varier de plusieurs manières, l'algorithme suppose que  $A \in [A_0, A_{\min}]$

L'algorithme des chauves-souris, est essentiellement composé des trois étapes suivantes, et qui seront répétées jusqu'à atteindre un certain nombre d'itérations :

1. Evaluer la fitness de chaque chauve-souris.
2. Mettre à jour les meilleures solutions locales et globales.
3. Mettre à jour les positions, les vitesses et les fréquences de chacune des chauves-souris.

Les deux premières étapes sont assez simples. L'évaluation de la fitness de chacune des chauves-souris s'effectue à l'aide de la fonction objectif. Tandis que la mise à jour des meilleures solutions locales et globales s'effectue en comparant la fitness courante de chacune des chauves-souris avec la fitness de la meilleure solution qu'elle a rencontré jusqu'ici, puis de choisir la meilleure d'entre elles. Quant à la recherche de la solution globale, il suffira de comparer toutes les meilleures solutions locales et garder la meilleure.

La troisième étape est la plus cruciale, en effet, le mouvement des chauves-souris est responsable de l'efficacité de l'algorithme. Les règles définissant la nouvelle solution et mettant à jour la position et la vitesse de chacune des chauves-souris dans un espace de dimensions sont les suivantes :

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min}) \cdot \beta \quad (\text{V.7})$$

$$v_i^t = v_i^{t-1} + (x_i^t - x_*) \cdot f_i \quad (\text{V.8})$$

$$x_i^t = x_i^{t-1} + v_i^t \quad (\text{V.9})$$

Tel que :

$f_i$  est la fréquence d'émission de la chauve-souris  $x_i$ , et qui appartient à la gamme  $[f_{\min}, f_{\max}]$  correspondant à la gamme de longueurs d'ondes  $[\lambda_{\min}, \lambda_{\max}]$ . Par exemple la gamme de fréquence  $[20\text{KHZ}, 500\text{KHZ}]$  correspond à la gamme de Longueurs d'ondes  $[0.7\text{mm}, 17\text{mm}]$  vers les plus petites distances. Afin de simplifier l'implémentation, il a été supposé que  $f \in [0, f_{\max}]$ . Sachant que les hautes fréquences correspondent aux courtes longueurs d'ondes. Pour les chauves-souris, les gammes typiques sont de quelques mètres. Par conséquent le taux d'émission de pulsations peut être de la gamme  $[0, 1]$  où 0 signifie qu'il n'a aucune pulsation, et 1 signifie le taux maximale d'émission de pulsations.

- $\beta \in [0, 1]$  est un vecteur aléatoire tiré à partir d'une distribution uniforme.
- $x_*$  est la meilleure location (solution) courante globale, qui sera calculée par comparaison de toutes les solutions obtenues par chacune des  $n$  chauves-souris.
- Pour la recherche locale, une fois une solution est sélectionnée parmi les meilleures solutions courantes, une nouvelle solution pour chaque chauve-souris est générée localement en utilisant le parcours aléatoire

$$x_{\text{new}} = x_{\text{old}} + \varepsilon A^t \quad (\text{V.10})$$

Où  $\varepsilon \in [-1, 1]$  est un nombre aléatoire, tandis que  $A^t = \langle A_i^t \rangle$  est la moyenne d'intensité de toutes les chauves-souris à l'instant  $t$ . En se basant sur ces règles et ces explications, les étapes basiques de l'algorithme des chauves-souris peuvent être résumées tel qu'il est montré sur la figure suivante selon [Zato16].

**Définir** la fonction objective  $f(x), x = (x_1, \dots, x_d)^T$

**Initialiser** la position  $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$ , et la vélocité de chacune des chauves-souris  $v_i$

**Calculer** la fréquence  $f_i$  à la position  $x_i$

**Initialiser** les taux d'émissions de pulsation  $r_i$ , et l'intensité  $A_i$

**Tant que** ( $t < nbr. Max. Itérations$ )

**Générer** de nouvelles solutions par l'ajustement des fréquences, et mettre à jour les vélocités et les positions/solutions [équations (34) à (36)]

**Si** ( $rand > r_i$ )

**Sélectionner** une solution parmi les meilleures solutions

**Générer** une solution locale autour de la meilleure solution sélectionnée

**Fin si**

**Générer** une nouvelle solution en volant aléatoirement

**Si** ( $rand < A_i \ \& \ f(x_i) < f(x_*)$ )

**Accepter** les nouvelles solutions

**Incrémenter**  $r_i$  et **réduire**  $A_i$

**Fin si**

**Classer** les chauves-souris et **trouver** la meilleure solution courante  $x_*$

**Fin tant que**

*Résultats et visualisations.*

**Figure V.11.** Pseudo code de l'algorithme des chauves-souris.

Les mises-à-jour des vélocités et des positions des chauves-souris ont une certaine similarité avec la procédure standard d'optimisation par essaims particulaires [Cast09]. À un certain degré, l'algorithme des chauves-souris peut être considéré comme une combinaison d'optimisation par essaims particulaires et la recherche locale contrôlée par l'intensité et le taux d'émission [Zato16].

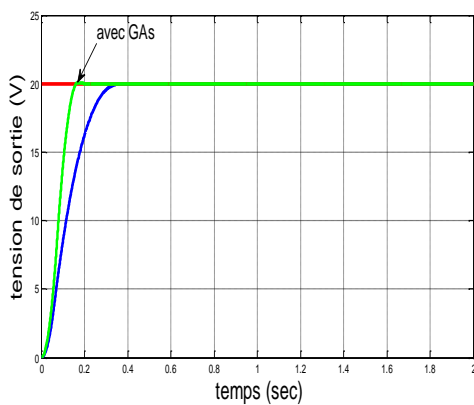
## **V.5. Optimisation des paramètres des commandes robuste et intelligents par les algorithmes évolutives :**

### **V.5.1. Optimisation des paramètres des contrôleurs ATSMC et ATSYC utilisant des Algorithmes Génétiques (GA) :**

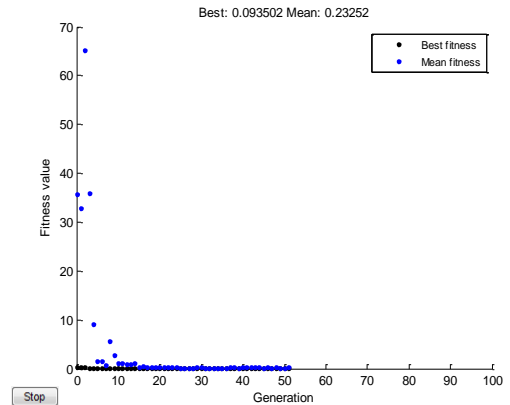
Les paramètres du convertisseur Buck *DC-DC* sont choisis :  $L=80H, E=24V, R=8\Omega,$

$C=2000\mu F$ . La tension désirée  $r=20v$ .

L'état initial du Système  $x= [0 ; 0]$ ,  $p=5$ ,  $q=3$ .

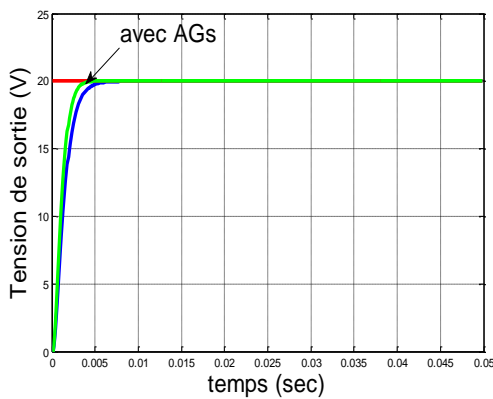


a) La tension du sortie du convertisseur Buck DC/DC.

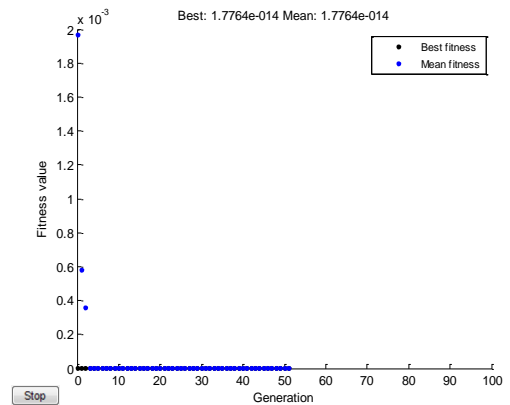


b) La fonction objective

**Figure V.12** : Résultats de la commande ATSMC utilisant GA.



a) La tension de la sortie.



b) la fonction objective

**Figure V.13** : Résultats de la commande ATSY utilisant GA.

Les paramètres obtenus sont résumés dans le tableau suivant :

Les paramètres	Sans optimisation	ATSMC Avec AGs	ATSYC Avec AGs
$k$	2500	256.225	-
$\lambda$	200	119.577	-
$p/q$	5/3	1.327	1.087
$\alpha$	1239	-	1200.658
$\beta$	527	-	542.678

**Tableau V.1** : Les gains optimisé par GA du control ATSMC et ATSYC.

Les figures (V.12), (V.13) présentent les résultats de simulation pour le convertisseur DC-DC « Buck » contrôlé par les commandes : adaptative terminale mode glissant et adaptative terminale synergétique avec l'utilisation de la technique d'optimisation AG.

D'après ces figures, on remarque qu'il y'a une différence notable entre les résultats obtenus avant et après l'utilisation la technique AG. Il apparaît clairement que l'optimisation par l'algorithme génétique présente de meilleures performances tant pour la technique ATSMC que la technique ATSYC.

### **V.5.2. Optimisation des paramètres du ATSMC et ATSYC par la technique PSO**

L'implémentation des PSO a été effectuée en se référant à l'organigramme suscit.

Mais avant tout, on donne quelques explications aux symboles utilisés :

$P_{bi}$  : représente la  $i^{ème}$  meilleure solution (position) de la particule  $i$ .

$P_g$  : représente la meilleure solution (position) globale du groupe.

$X_i$  : représente la solution (position) de la  $i$  ème particule.

$V_i$  : représente la vitesse (vitesse) de la  $i$ ème particule ;  $f$  : la fonction fitness à optimiser.

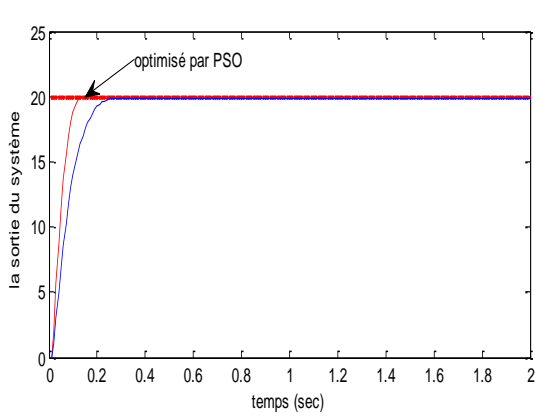
$\varphi_1, \varphi_2$  : sont des pondérations choisies généralement égales à 2.

$r_1, r_2$  : sont deux variables aléatoires uniformément distribuées.

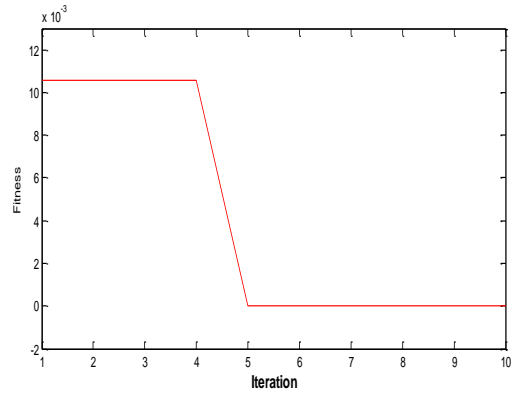
$w$  : représente l'inertie est fixée à 0.8.

Il est à noter que chaque particule contient un nombre de composantes, pour notre exemple chaque particule contient deux composantes (coefficients des commandes) à savoir  $(\alpha \left( \frac{P}{q} \right))$ ,

$\beta \left( \frac{m}{n} \right)$ , nombre d'itérations  $n=20$ , nombre d'itérations=10.

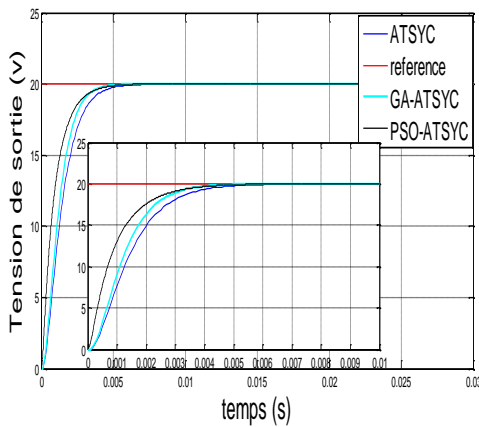


a) Sortie du système optimisée par PSO.

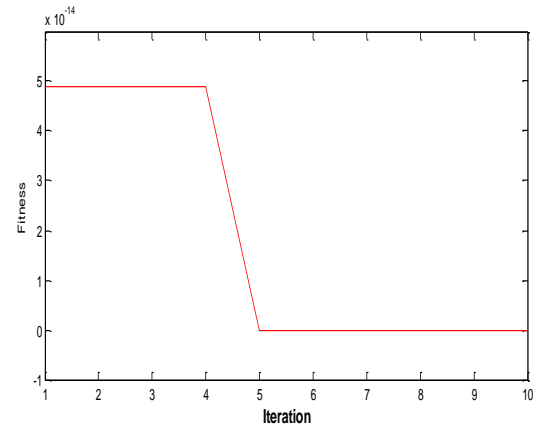


b) la fonction objective ITAE.

**Figure V.14 : ATSMC optimisée par PSO.**



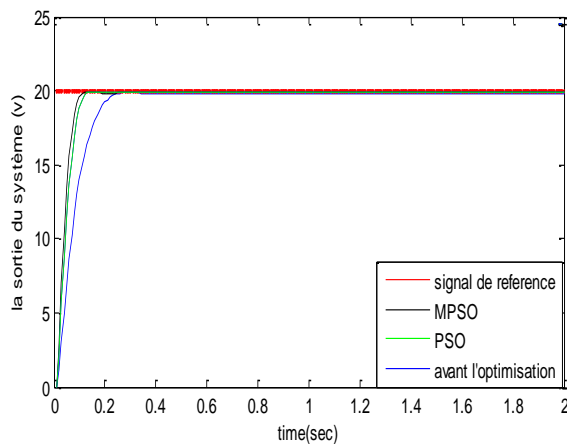
a) Sortie du système avec PSO.



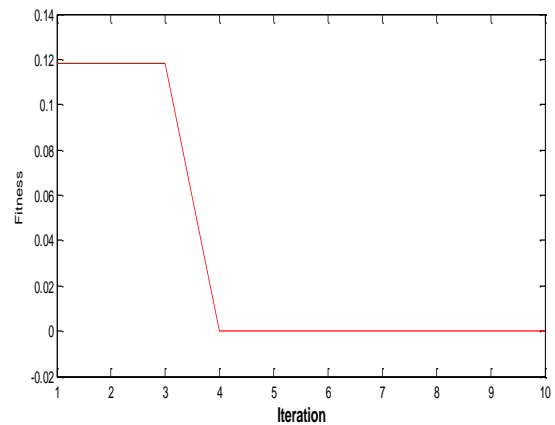
b) Fonction objective (fitness) ITAE.

**Figure V.15 : ATSYC optimisée par PSO.**

### V.5.3. Optimisation des paramètres du ATSMC et ATSYC par la technique MPSO



a) Sortie du système optimisée



b) Fonction objective (fitness) ITAE.

**Figure V.16 : ATSMC optimisé par MPSO**



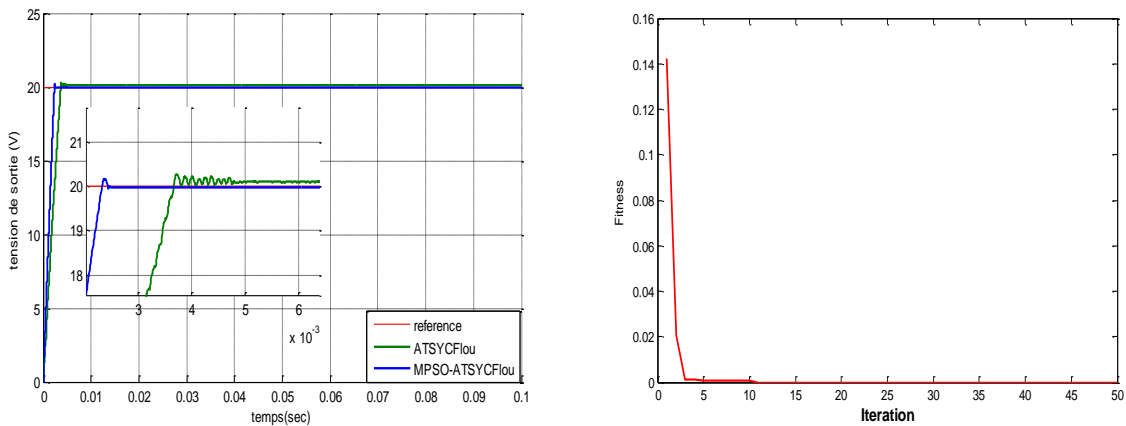
Dans ce paragraphe, nous allons utiliser cette méthode et on teste son efficacité pour le calcul des gains optimaux du contrôleur flou. On a vu dans le chapitre précédant que le problème posé est le choix des gains du contrôleur. Pour ce but on propose d'utiliser l'algorithme d'essaim des particules mentionné précédemment de façon que :

La fonction objective choisie est donné par :

$$J = \frac{1}{2} e(t)^2 \tag{V.12}$$

Où  $t$  est le temps de simulation et  $|e(t)|$  la valeur absolue de l'erreur de tension. Les paramètres de la technique MPSO sont : taille de la population est 30, le nombre de génération égale à 30, et les paramètres  $c_1 + c_2 = 2$ .

Les résultats obtenus sont présentées dans les figures suivantes :



a) Optimisation ATSYC-Floue par MPSO

b) La fonction objective

**Figure V.18** : Flou ATSYC optimisé par MPSO

Les paramètres obtenus sont résumés dans le tableau suivant :

paramètres	Avant optimisation	ATSYC-flou par MPSO
$G_e$	0.8	1.5342
$G_{de}$	25	0.8067
$G_r$	450	1368.2004

**Tableau V.3** : les paramètres optimaux du ATSYC-Flou obtenus par la technique PSO Modifié.

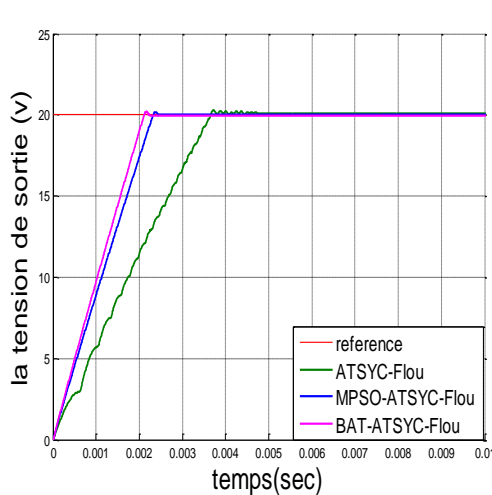
Les résultats de simulations après l'optimisation par PSO Modifié, montrent l'efficacité de cette technique, et présente une amélioration des performances de réponse au régime transitoires traduit par la diminution des oscillations au niveau de signal de sortie et au niveau du courant de l'inductance, ainsi une vitesse de convergence meilleure.

#### **V.5.5. Optimisation des paramètres du contrôleur ATSYC basé sur les systèmes floue par l'algorithme Bat (chauves-souris)**

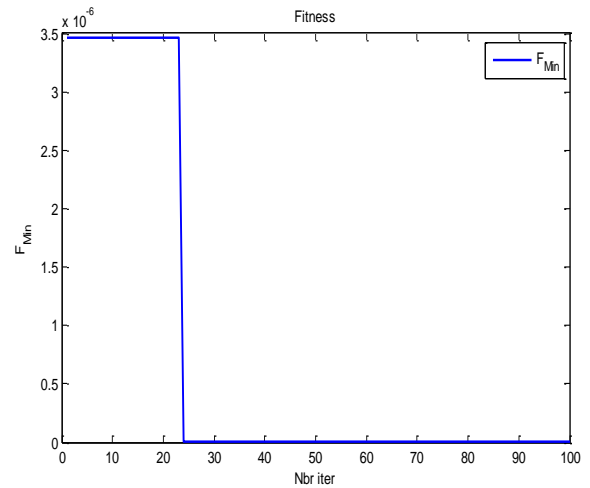
Le choix des paramètres des algorithmes métaheuristiques est une tâche primordiale pour l'amélioration de la performance de l'algorithme. Cependant, le choix exige plusieurs expériences parce que chaque problème exige un réglage de paramètres selon la complexité du problème traité et les moyens de calcul disponible. Dans les cas que nous avons traités, nous avons choisi la plupart des paramètres d'une façon arbitraire. Tous les algorithmes démarrent avec des distributions aléatoires des fonctions de chaque sortie.

Le nombre de population	20
nombre de génération	50
A	0.8
R	0.5
$[fmin, fmax]$	[0, 2]
$Ge$	0.7536963
$Gde$	17.13662
$Gr$	434.5927

**Tableau V.4** : les paramètres optimaux obtenus par l'algorithme Bat.



a) la sortie du système



b) la fonction objective

**Figure V.19** : la sortie du système utilisant les algorithmes : MPSO et BAT

D’après les courbes, et malgré les paramètres du contrôleur sont optimisés utilisant les MPSO et BAT, on peut voir une amélioration remarquable traduit par la diminution des oscillations au niveau de la sortie du système dans le régime transitoire, par conséquent on constate une convergence plus rapide, le BAT a consommé pratiquement le même temps avec une légère supériorité du BAT par rapport au MPSO.

## V.6. Conclusion :

Ce chapitre a été consacré à la présentation de principe de base des techniques d’optimisation basé sur les Algorithmes Génétiques, les Essaims des particules PSO et l’algorithme des chauves-souris et à son application au problème d’optimisation des paramètres des commandes robuste et Intelligents.

Les simulations réalisées montrent la robustesse et la bonne tenue de les estimateurs utilisées tout en convergeant vers les solutions globales. Et une bonne amélioration a été obtenue au niveau du temps de réponse, le dépassement, les oscillations et l’erreur statique.

L’application de l’optimisation par l’algorithme Bat a rendu le système plus stable et cela pour un nombre de population et d’itérations réduit. Les résultats de simulation montrent que, grâce à cette technique, la stabilité dynamique du système est améliorée et les commandes proposée présentent une bonne robustesse vis-à-vis des conditions de fonctionnement.

## Conclusion générale

Le convertisseur DC-DC a dernièrement reçu trop d'attention due à son utilisation dévers en plusieurs domaines, du système photo voltaïque jusqu'à l'industrie militaire.

Le travail mené dans cette thèse a porté sur la modélisation et la commande des convertisseurs de puissance DC-DC. Dans le premier chapitre, Nous avons commencé par aborder en détail l'état de l'art sur les Commandes des convertisseurs Buck *DC/DC*, Nous avons utilisé la technique de moyenne en espace d'état pour modéliser les convertisseurs DC-DC en mode CCM dans le deuxième chapitre. Le modèle moyen permet d'avoir d'une part une expression analytique simple et d'autre part de décrire les non linéarités que peut présenter le convertisseur. La conception des contrôleurs pour les systèmes de convertisseurs continu/ continu présente des défis intéressants, car ces systèmes sont non linéaires variant dans le temps.

Dans le troisième chapitre, on a développé deux commandes robustes : la commande par mode glissant et la commande synergétique d'un système non linéaire SISO dont on a testé par simulation la robustesse sur un convertisseur DC-DC abaisseur. On a ensuite introduit la notion de convergence de temps fini par le biais d'améliorations introduites sur la forme de la surface de glissement et sur la macro-variable à la fois, qui résultent en commande de mode glissant terminal et en commande synergétique terminale.

La commande synergétique partage avec la commande mode glissant la propriété de la robustesse mais ce contrôleur a plusieurs autres avantages, il est bien adapté pour la mise en œuvre numérique, car il nécessite une bande passante relativement faible, un deuxième avantage est qu'il fonctionne à une fréquence de commutation constante, donc il n'a pas le problème de broutement de mode glissant par conséquent, la commande synergétique provoque une faible puissance de filtrage dans les applications d'électronique de puissance.

Les algorithmes développés ont été testés en simulant la commande d'un convertisseur afin de nous permettre de procéder à l'élaboration de la tâche principale de notre travail à savoir les commandes adaptatives de mode glissant terminal et adaptative synergétique terminale des systèmes non linéaires. L'aspect adaptatif est principalement consacré à la prise en charge des incertitudes globales qui ne requièrent plus la connaissance de leurs bornes supérieures.

Les résultats de simulation montrent que la commande adaptative synergétique terminale du convertisseur DC-DC abaisseur (ATSYC) présente d'excellentes performances par rapport au contrôle adaptatif de mode glissant terminal (ATSMC).

L'objectif général de cette thèse était l'application des techniques de l'intelligence artificielle pour ces commandes du convertisseur Buck DC/DC.

L'étude présentée dans le deuxième parti dans cette thèse a pour objectif d'aborder les techniques de l'intelligence artificielle, qui constituent une alternative aux commandes classiques, généralement employées en automatique afin de répondre au mieux aux objectifs de performance et de robustesse pour la régulation d'un procédé.

Au quatrième chapitre, après avoir donné quelques rappels théoriques de base de la logique floue et la représentation d'un régulateur floue et de ses différents constituants, ainsi que l'application de la logique floue dans la commande adaptative terminal synergétique sur le convertisseur Buck *DC/DC*, les résultats de simulation montre l'efficacité de cette commande.

En second lieu, le principe de la commande prédictive a été présenté afin de crier un régulateur prédictif neuronal, et concernant les réseaux de neurones, des améliorations importantes ont été apportées avec le régulateur prédictif neuronal avec le régulateur ATSYC.

En dernier lieu, nous avons appliqué la commande hybride neuro-floue (type ANFIS) qui réunit la théorie puissante de la logique floue et celle des réseaux de neurones afin d'introduire des capacités d'apprentissage et d'adaptation dans le système floue. La combinaison de ces deux approches nous a donné de meilleurs résultats, du côté performances, robustesse, poursuite et stabilité. Elle nous apporté la rapidité par un meilleur temps de réponse.

Des méta-heuristiques en l'occurrence l'optimisation par AGs, PSO et Bat sont utilisées pour déterminer de façon optimale les paramètres des lois de commande classiques et intelligents.

Les commandes optimisées ont été appliquées tour d'abord en attitude puis en altitude on a pu constater que l'algorithme BAT a apporté de meilleurs performances (temps de montée, précision, erreur en régime permanent) par rapport aux algorithmes d'optimisation par Essaims des particules et aux algorithmes génétiques.

## Références bibliographique

[Ahme03] :M. Ahmed, M. kuisma, O. Pyrhonen, P. Silvontoinen, Sliding mode controle for buck-boost converter using controle desk dSPACE, fifth international conf. on pow.Electro. and drive sys,vol.2,pp.1494,2003

[Alou09] :M.C.S Aloui, commande et observation par mode glissants d'un système de pompage et d'un bras manipulateur, thèse de doctorat université Sidi Mohamed ben Abdellah fès, maroc 2009

[Bisw11]: M. Biswal “control techniques for dc-dc buck converter with improved performance control techniques for dc-dc buck,” *Natl. Inst. Technol. ROURKELA*, no. March, 2011.

[Bock01] :S. A. Bock, G. R. Pinheiro, H. Grundling, H. L. Hey, H. Piheiro, Existence and stability of sliding modes I bi-directional DC-DC converters, IEEE Pow. Electron. Specialists Conf., vol. 3, pp. 1277-1282, 2001.

[Boik11]:I. Boiko, “Analysis of chattering in sliding mode control systems with continuous boundary layer approximation of discontinuous control,” *Am. Control Conf. (ACC), 2011*, vol. 4, 2011.buck pwm DC-DC power converter,” *Proc. Electr. Insul. Conf. Electr. Manuf. Expo, 2011.*, pp. 417–423.

[Cast00] : M. Castilla, L. C. de Vicuna, M. Lopez, O. Lopez, J. Matas, On the design of sliding mode control schemes for quantum resonant converters, IEEE Trans. On Pow. Electro., vol. 15, no. 15, pp. 960-973, 2000.

[Cast09]: O.Castillo, P.Melin “*Type-2 Fuzzy Logic: Theory and Applications*” Springer, Studie Fuzziness and Soft Computing, Volume 223, 2009.

[Cort02]: D. Cortes, J. Alvarez, Robust sliding mode control for the Boost converters, IEEE Int. CIEP Pow. Electron. Congress. Pp. 208-212, 2002.

[Data11]: M. Datasheet, “Conductive Polymer Aluminum Solid Electrolytique Capacitors.” 2011.

[Davo06]: A. Davoudi and J. Jatskevich: “Realization of Parasitics in State-

Space Average-Value Modeling of PWM DC–DC Converters,” *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 21, no. 4, pp. 1142–1147, Jul. 2006.

[**Dera06**] L. Derafa, T. Madani, and A. Benallegue “Dynamic modelling and experimental identification of four rotor helicopter parameters”, IEEE-ICIT Mumbai, India, pp. 1834-1839, 2006.

[**Elar05**] : A. El Aroudi, M. Debbat, G. Olivar, L. Benadero, E. Toribio, R. Gira, “Bifurcations in DC-DC Switching Converters, Review of Methods and Applications”, *Int. J. Bifur. And Chaos*, vol. 15, no. 5, pp. 1549-1578, 2005.

[**Esco99**] : G. Escobar, R. Ortega, H. Sira- Ramirez, J. P. Vilain, I. Zein, An experimental comparison of several nonlinear controllers for power converters, *IEEE Cont. Sys. Magazine*, vol. 19, no. 1, pp. 66-82, 1999.

[**Foss02**]: E. Fossas A. Pas, Secod order sliding mode control of a Buck converter, 41<sup>st</sup> IEEE Conf. on Decision and Cont. vol. 1, pp. 346-347, 2002.

[**Garc00**] : P. F. D. Garcia, P. C. Cortizo, B. R. de Menezes, M. A. S Mendes, Sliding mode control of interleaved Boost converters, *IEEE Trans. On Circ. And Sys-I*, vol. 47, no. 9. Pp. 1330-1339, 2000

[**Ghaz12**]: M. Ghazali, M. Tumari, and A. Nasir, “Performance Comparison between Sliding Mode Controller SMC and Proportional-Integral-Derivative PID Controller for a Highly Nonlinear Two-wheeled Balancing,” *ieeexplore.ieee.org*, pp. 1403–1408, Nov. 2012.

[**Gira00**]: R. Giral, L. M. Salamero, R. Leyva, J. Maixe, Sliding- mode control of interleaved Boost converters, *IEEE Trans. Onn Circ. And Sys-I*, vol. 47? No. 9, pp. 13330-1339, 2000.

[**Gupt03**] : P. Gupta, A.patra, Hybrid sliding mode control of DC-DC power converter circuits, *IEEE region ten conf. on convergent technologies for Asia-pacific region*, vol. 5,pp. 259-263, 2001.

[**Harm12**]: M. Harmas, A. Hamzaoui, K. Harmas, and Z. Bouchama, “Adaptive Fuzzy Synergetic Converter Control,” *Automatica*, pp. 734–738, 2012.

[**Jing09**]: Jing-gang, W. He, C. Zhi-mei, Z. and M. Wen-jun, “Terminal Sliding Mode Control for Multi-degree-of-Freedom Robot Based on Genetic

Algorithm,” *2009 Fifth Int. Conf. Nat. Comput.*, pp. 420–424, 2009.

[**Juan10**]: W. Juan and W. Ping, “Optimization of fuzzy rule based on adaptive genetic algorithm and ant colony algorithm,” *Comput. Inf. Sci.* ( ... , no. 1, 2010.

[**Kenne01**]: J. Kennedy, R.C.Eberhart, “Swarm intelligence” New York: Morgan Kaufmann, 2001.

[**Lui10**]: Y. Lui, and C. Edrington, “Comparison of linear and nonlinear buck converter models with varying compensator gain values for design optimization,” *North Am. Power ...*, 2010.

[**Maks01**]: D. Maksimovic, a. M. Stankovic, V. J. Thottuvelil, and G. C. Verghese, “Modeling and simulation of power electronic converters,” *Proc. IEEE*, vol. 89, no. 6, pp. 898–912, Jun. 2001.

[**Mata00**]: J. Matas, L. G. De-Vicuna, O. Lopez, Discrete sliding mode control of a Boost converter for output voltage tracking, Eighth Int. Conf, on Pow. Electron. And Variable Speed Drives, pp. 351-354, 2000.

[**Mazu01**]: S. K. Mazumder, A. Nayfeh, H. D. Boroyevich, “Theoretical and experimental investigation of the fast- and slow-scale instabilities of a DC-DC converter”, *IEEE Tras. On Pow. Electro.*, pp. 201-216, 2001.

[**Moha03**]: W. Ned Mohaned, Tore M. Undeland, *Power Electronics Converters, Applications And Design*, 3rd ed. 2003.

[**Mokh10**]: Mohand Mokhtari, Nadia Martaj « MATLAB R2009, SIMULINK Et STATEFLOW Pour Ingenieurs, Chercheurs Et Etudiants », DOI 10.1007/978-3-642-11764-0\_1, © Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2010.

[**Mont03**]: A. Monti, E. Santi, and D. Li, “Synergetic control for DC-DC boost conve implementation options,” ... , *IEEE Trans.*, pp. 1330–1337, 2003.

[**Mont04**]: A. Monti, E. Santi and D. Li, “Synergetic control for power electronics applications: a comparison with the sliding mode approach,” *J. Circuits*, ... , vol. 13, no. 4, pp. 737–760, 2004.

- [Nech16]:** E.Nechadi, M.N.Harmas, N.Essounbouli, A.Hamzaoui: ‘Optimal Synergetic Control based Bat Algorithm for DC-DC Boost Converter’ Part of special issue: 8th IFAC Conference on Manufacturing Modelling, Management and Control MIM 2016: Troyes, France, 28—30 June 2016.
- [Omol06]:**A. Omole, *Analysis, Modeling and Simulation of Optimal Power Tracking of Multiple-Modules of Paralleled Solar Cell Systems*. The Florida State University, 2006.
- [Oros00]:** R. Orosco, N Vazquez discrete sliding mode control for DC-DC converters, IEEE int, electron congress, pp231-236, 2000.
- [Perr04]:**A. G. perry, F. guang Y. F liu , P. C sen A new sliding mode like control method for buck converter, IEEE pow. Electron. specialists conf, vol 5, pp. 3688 -3693, 2004.
- [Rach11]** N. RACHEDI, “Commande hybrid avec observation d’un UAV de type Quadrotor ”, mémoire de magistère, EMP Bordj EL-Bahri, algerie, Janvier 2011.
- [Ramo01]** : Gérard Ramond, "Contribution à la commande prédictive généralisée adaptative directe et applications", le grade de docteur en sciences de l'université Paris Xiorsay, septembre 2001.
- [Said06]:** Mohamed Larbi SAIDI , “Commande des systèmes dynamiques linéaires et non linéaires par la stratégie prédictive,” thèse de doctorat d’état, 2006.
- [Sant02]:** E.Santi, A. M. Li. D and Proddutur. K, “Synergetic control of a boost converter: Theory and experimental verification,”. *Proc. IEEE*, pp. 197–200, 2002.
- [Sant03]:** E. Santi, A. Monti. et al., "Synergetic Control far Dc-Dc Bwst Convener: Implementation Options", IEEE Transactions on industry Applications, Vol. 39, No. 6, pp. 1803-1813,2003
- [Shte02]:**Y. B shtessel, A. S. I Zinober, I. A. Shkolnikow. Boost and buck – boost power converts control via sliding modes using dynamic sliding manifold, 41<sup>st</sup> IEEE conf.on decision and cont, vol 3, pp 2456-2461, 2002.

**[Sira03]** :H. sira-ramirez, on the generalized PI sliding mode control of DC-to- DC power converters a tutorial, *int J. of cont* vol 76, no 9-10, pp. 1018-1033, 2003.

**[Utki92]**:V. I. Utkin, “Sliding Mode Control and Optimization,” *Springer-Verlag, Berlin*, 1992.

**[Vallé01]**: T. Vallée and M. Yildizoglu, “Présentation des algorithmes génétiques et de leurs applications en économie,” *Rev. Econ. Polit.*, no. 1995, pp. 1–23, 2001.

**[Vazq03]**:N. Vazquez, C.Hernandez, J Alvarez, J. Arau, sliding mode control for DC/DC converters A new sliding surface, *IEEE Int.Symp. on Indus. Electron*, vol 1, pp. 422-426, 2003

**[Yu11]**: Y. Yu and L. Fan: “Adaptive Non-singular Terminal Sliding Mode Control for DC-DC Converters,” *AECE*, vol. 11, no. 2, pp. 119–122, 2011.

---

---

# **Annexes**

---

---

## ANNEX A

### A.1. Structure générale d'un système flou

Généralement le traitement d'un problème par la logique floue se fait en trois étapes :

- La quantification floue des entrées, appelée aussi la *Fuzzification*. Elle permet la conversion des variables des entrées qui sont des grandeurs physiques, en grandeurs floues, ou variables linguistiques
- L'établissement des règles liant les sorties aux entrées, appelé l'*Inférence floue*
- La *Défuzzification* qui est l'opération inverse de la fuzzification. Elle consiste à transformer les variables linguistiques en variables réelles ou numériques

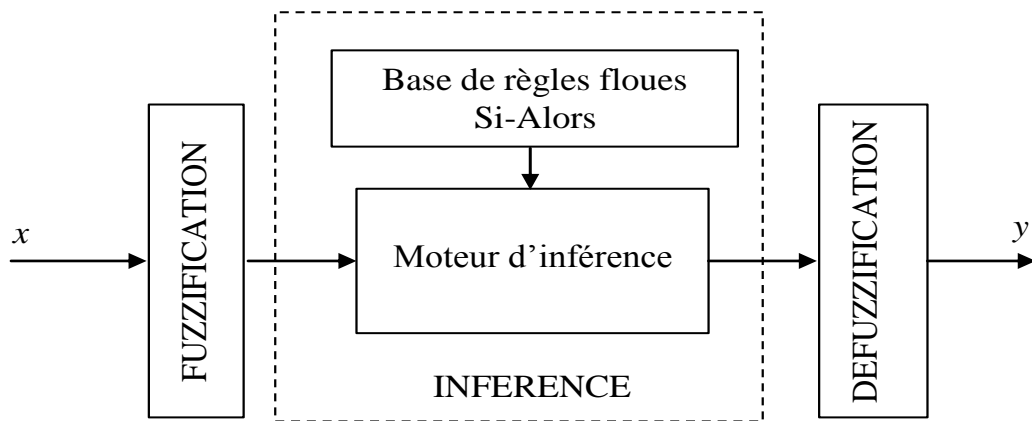


Figure A.1 : Système flou.

Où  $x(t)$  : est le signal de commande.

$y(t)$  : est la sortie du système à commander.

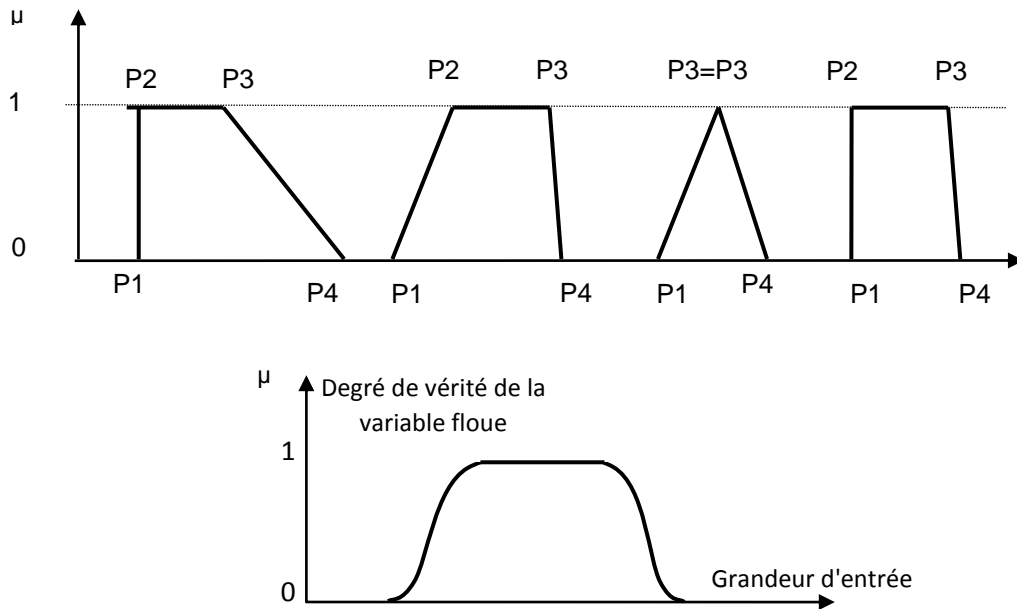
### A.2. Éléments de base de la logique floue

#### A.2.1. Variables floues et fonctions d'appartenance

Lotfi ZADEH a considéré la théorie des ensembles flous comme une extension à la théorie classique. En effet, un ensemble flou est défini par une fonction d'appartenance dont les valeurs varient entre 0 et 1, et qui représente le degré d'appartenance d'un élément à ensemble appelé univers de discours. Ces fonctions peuvent avoir plusieurs formes : trapézoïdale, triangulaire ou gaussienne, seule l'expérience peut nous indiquer la forme adéquate.

L'entrée  $x$  varie dans un domaine appelé univers de discours  $X$ , divisé en un nombre fini d'ensembles flous de telle sorte que dans chaque zone il y a une situation dominante. Afin de

faciliter le traitement numérique et l'utilisation de ces ensembles, on les décrit par des fonctions convexes dite d'appartenance. Elles admettent comme argument la position de  $x$  dans l'univers de discours, et comme sortie le degré d'appartenance de  $x$  à la situation décrite par la fonction.



**Figure A.2 :** Différents formes d'une fonction d'appartenance.

## A.2.2. Fuzzification

La fuzzification proprement dite consiste à définir des fonctions d'appartenance pour les différentes variables linguistiques. Le but est la conversion d'une grandeur physique en une variable linguistique. Il s'agit d'une projection de la variable physique sur les ensembles flous caractérisant cette variable. Cette opération permet d'avoir une mesure précise sur le degré d'appartenance de la variable d'entrée à chaque ensemble flou. Afin de garantir la couverture uniforme de l'univers de discours et d'éviter les indéisions ou les confusions entre les règles, on doit vérifier les propriétés suivantes :

1. Complémentarité : Des ensembles flous  $E_1, \dots, E_N$  sont dits complémentaires, si pour tout élément  $x$  de l'univers de discours, il existe au moins un ensemble flou  $E_i, 1 \leq i \leq N$ , tel que le degré d'appartenance de  $x$  à  $E_i$  est non nul.
2. Consistance : des ensembles flous  $E_1, \dots, E_N$  sont dits consistants si un élément  $x$  vérifie  $\mu_{E_i}(x)=1$  alors,  $\mu_{E_j}(x)<1$  pour tout  $j \neq i$ .

## A.2.3. Inférence :

Les connaissances de l'opérateur humain sur un processus donné sont transformées en un ensemble de règles floues de la forme suivante :

$$\textit{Si prémisses Alors conclusion} \quad (\text{A.1})$$

Où la prémisses est un ensemble de conditions liées entre elles par des opérateurs flous.

La partie conclusion peut être une description d'évolution dans le cas d'identification ou une action dans le cas de commande. Les opérateurs flous utilisés dans la partie prémisses sont les conjonctions : "**ET**" et "**OU**".

L'interprétation de ces conjonctions dépend directement du type du moteur d'inférence adopté. La relation entre la prémisses et la conclusion "Alors" peut être traduite par le produit ou le minimum.

$$\forall \textit{SI } x_1 \textit{ est } E_1^j \textit{ ET } x_2 \textit{ est } E_2^j \textit{ ET } \dots \textit{ ET } x_n \textit{ est } E_n^j \textit{ ALORS } u_j = c^j \quad (\text{A.2})$$

Où  $x_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ) sont les entrées du système flou,  $E_i^j$  est l'ensemble flou correspondant à l'entrée  $x_i$ ,  $c^j$  est un singleton et  $u_j$  est la sortie de la  $j^{\text{ème}}$  règle. L'opérateur "**ET**" est interprété par le produit algébrique et "**Alors**" par le produit.

La sortie du système flou fait intervenir, généralement, plusieurs règles floues. La liaison entre ces règles se fait par l'opérateur "**OU**", ainsi la conclusion finale  $u$  sera :

$$\forall \textit{ u est : } u_1 \textit{ OU } u_2 \textit{ OU } \dots \textit{ OU } u_m. \quad (\text{A.3})$$

L'agrégation des règles définie par "**OU**" est obtenue par la somme algébrique.

### A.2.4. Defuzzification

La transformation d'une information floue en une information déterminée est la défuzzification (concrétisation). Pendant cette étape se fait la déduction de la grandeur de sortie numérique à partir de l'inférence floue. Il s'agit de calculer à partir des degrés d'appartenance à tous les ensembles flous des variables d'entrées et des ensembles flous de la variable de sortie, une valeur numérique de la variable de sortie en utilisant un ensemble de règles. Parmi les stratégies de défuzzification, on cite :

1. la méthode du centre de gravité (qu'on a appliquée dans ce travail).
2. la méthode du maximum.
3. la méthode de la moyenne des maximums.

ANNEX B

**B.1. La conception d'un convertisseur dévolteur.**

On résume les paramètres de convertisseur dévolteur(Buck) dans le tableau suivant :

<b>V<sub>in</sub></b>	<b>20V</b>
<b>R</b>	<b>8Ω</b>
<b>L</b>	<b>8uH</b>
<b>C</b>	<b>2000uF</b>
<b>Vref</b>	<b>20V</b>

**Tableau B.1. les paramètres de convertisseur dévolteur(Buck).**

**a- Ondulation du courant  $i_L$  et choix de L :** Sur la figure (II.9), on voit que le courant traversant l'inductance  $L$  présente une ondulation  $\Delta i_L$  (l'ondulation du courant est définie comme étant la différence entre la valeur maximale et la valeur minimale du courant) qui est donnée par [Omol06] :

$$\Delta i_{L\ on} = \frac{(V_{in} - V_0)DT}{L} = \frac{V_0(1 - D)}{Lf} = \frac{V_{in}}{Lf}(1 - D)D \quad (\text{B. 1})$$

Avec  $f = \frac{1}{T}$ , fréquence de commutation.

Sachant que l'ondulation du courant est maximale pour  $D = 0.5$ , on peut écrire pour un courant d'ondulation maximum désiré  $\Delta i_{L\ max}$  [Omol06] :

$$L \geq \frac{V_{in}}{4 \Delta i_{L\ max} f} \quad (\text{B. 2})$$

Le courant moyen passant à travers l'inductance est égal au courant continu traversant la charge, d'où :

$$i_{L\ moy} = i_{0(charge)} = \frac{V_0}{R} \quad (\text{B. 3})$$

La valeur maximum admissible pour  $\Delta i_L$  résulte d'un compromis :

- une valeur trop faible de  $\Delta i_L$  conduit à une valeur excessive de l'inductance  $L$ .
- une valeur trop élevée de  $\Delta i_L$  augmente la valeur maximale de courant que le commutateur M et la diode doivent supporter, le maximum correspond en outre au courant que M doit pouvoir interrompre.
- une valeur trop élevée de  $\Delta i_L$  augmente aussi la largeur de la zone

correspondant à la conduction Discontinue.

Le choix de la fréquence de commutation  $f$  est crucial. Plus elle est grande, plus est petit le noyau de l'inductance et plus sont importantes les pertes par commutation de la puissance.

**b- Ondulation de la tension de sortie  $V_0$ , choix de  $C$  :** Dans les topologies de convertisseurs, on rajoute un condensateur  $C$  pour que la tension de sortie  $V_0$  et le courant  $I_0$  se maintiennent à des valeurs constantes, même pendant l'ouverture de l'interrupteur. Aussi, les composants du convertisseur sont dimensionnés pour que les tensions et courants à la sortie présentent de faibles ondulations lors du passage de l'interrupteur de la fermeture à l'ouverture et inversement.

L'ondulation de la tension de sortie peut être estimée en admettant que le courant traversant le condensateur soit égal à l'ondulation du courant dans l'inductance. Autrement dit, on fait l'hypothèse que l'ondulation du courant traversant la charge  $R$  est nulle.

Sur la figure (B.1) on peut voir que pour chaque demi-période de commutation, le condensateur emmagasine ou restitue une charge  $\Delta Q$  (aire du triangle hachuré) conduisant à une variation de la tension à ses bornes estimée à [Omol06] :

$$\Delta v_c = \frac{\Delta Q}{C} = \frac{1}{C} \frac{1}{2} \frac{\Delta i_L T}{2} = \frac{\Delta i_L}{8 C f} \quad (\text{B. 4})$$

$$\Delta v_c = \frac{V_0}{8.L.C.f^2} (1 - D) = \frac{V_{in}}{8.L.C.f^2} (1 - D).D \quad (\text{B. 5})$$

Ou en valeur relative

$$\frac{\Delta v_c}{v_c} = \frac{(1 - D)}{8.L.C.f^2} \quad (\text{B. 6})$$

La relation (B.6) montre que l'ondulation relative est indépendante de la charge.

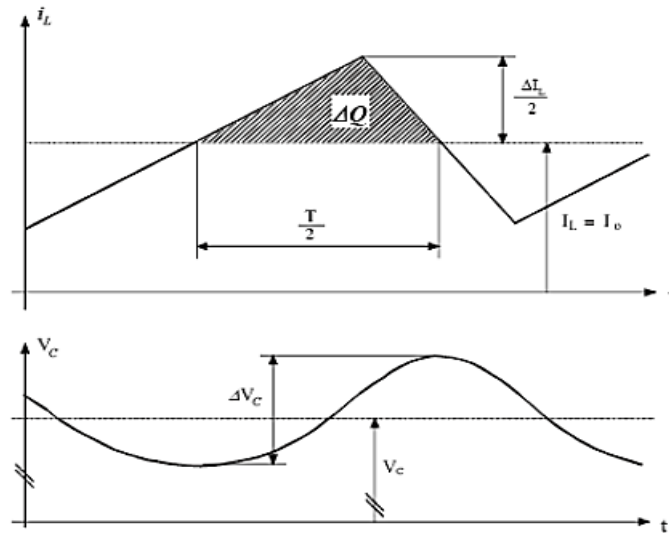


Figure B.1. L'ondulation de la tension de sortie.

L'ondulation absolue maximale a lieu pour un rapport cyclique  $D = 0.5$ .

$$\Delta v_{c \max} = \frac{V_{in}}{32 \cdot L \cdot C \cdot f^2} \quad (\text{B. 7})$$

Par conséquent, la valeur du condensateur  $C$  permettant d'avoir une ondulation inférieure à  $\Delta v_c \max$  doit satisfaire [Robe97] :

$$C \geq \frac{V_{in}}{32 \cdot L \cdot \Delta v_{c \max} \cdot f^2} \quad (\text{B. 8})$$

Si la valeur de l'ondulation du courant dans l'inductance  $\Delta i_L$  est déterminé, alors la valeur de  $C$  peut être établie à partir de l'expression (B.9) :

$$C \geq \frac{\Delta i_{L \max}}{8 \cdot \Delta v_{c \max} \cdot f} \quad (\text{B. 9})$$

**c- Analyse fréquentielle** : En analysant le circuit du convertisseur Buck, on remarque que l'inductance et le condensateur forment un filtre du 2<sup>ème</sup> ordre où la résistance de la charge joue le rôle d'amortissement. La fréquence de coupure du filtre est donnée par :

$$f_c = \frac{1}{2\pi \cdot \sqrt{L \cdot C}} \quad (\text{B. 10})$$

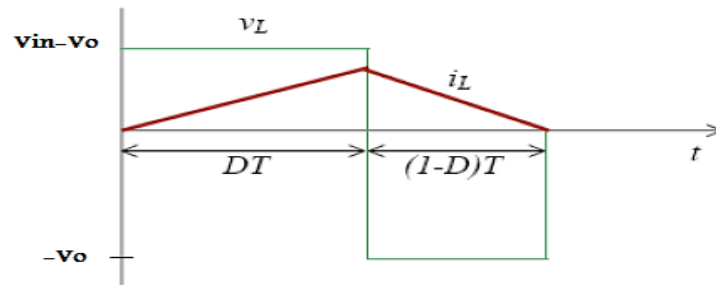
On obtient, à l'aide de la relation (B.6), pour l'ondulation relative de la tension

$$\frac{\Delta v_c}{v_c} = \frac{\pi^2}{2} \cdot (1 - D) \left( \frac{f_c}{f} \right)^2 \quad (\text{B. 11})$$

Cette relation montre que l'ondulation relative de la tension peut être minimisée en fixant la fréquence de coupure du filtre passe-bas à une valeur très inférieure à la fréquence de commutation  $f$ .

### B.2.Limite entre la conduction continue et discontinue.

Lorsque le courant à travers l'inductance s'annule juste au moment de la commutation, le courant moyen dans la charge est égal à la moitié de l'ondulation  $\Delta i_L$ . On se trouve alors à la limite entre la conduction continue et la conduction discontinue.



**Figure B.2 :** Tension et courant aux bornes de l'inductance (limite entre MCC et MCD).

$$i_{0,lim} = \frac{\Delta i_L}{2} = \frac{v_c}{2 \cdot L \cdot f} (1 - D) \quad (\text{B. 12})$$

Le courant moyen maximum  $i_{0,lim(max)}$  dans la charge est obtenu lorsque  $D = 0.5$ . On peut donc écrire la relation

$$i_{0,lim(max)} = \frac{v_c}{2 \cdot L \cdot f} \quad (\text{B. 13})$$

Si la fréquence de commutation  $f$  et la résistance de la charge  $R$  désirées sont établies, alors il existe une valeur minimale  $L_{min}$  pour l'inductance qui assure le mode de conduction continue. L'expression (B.13) permet d'écrire :

$$L_{min} = \frac{1 - D}{2 f} \cdot R \quad (\text{B. 14})$$

Si la valeur de l'inductance  $L$  et la résistance de la charge  $R$  désirées sont établies, alors il existe une valeur minimale pour la fréquence de commutation  $f_{min}$  qui assure le mode de conduction continue.

$$f_{min} = \frac{1 - D}{2 L} \cdot R \quad (\text{B. 15})$$

Si la valeur de fréquence de commutation  $f$  et la valeur de l'inductance  $L$  désirées sont établies, alors il existe une valeur minimale pour la résistance de la charge  $R_{0,min}$  qui assure le mode de conduction continue.

$$R_{0,min} = \frac{2 \cdot f \cdot L}{1 - D} \quad (\text{B. 16})$$

# Bibliographie personnelle

## Communications Internationals:

[Abde15]: H. Abderrezek, M.N Harmas, “*Comparison study between the terminal sliding mode control and the terminal synergetic control using PSO for DC-DC converter*” 4<sup>th</sup> International Conference on Electrical Engineering (ICEE), Boumerdes, Algeria, 2015.

[Abde16]: H. Abderrezek, A. Ameer and M.N Harmas, « *Adaptive Non-singular Terminal Synergetic Power System Control using PSO* » ; 8th International Conference on Modelling, Identification and Control (ICMIC-2016) November 15-17, 2016 ; Algiers, ALGERIA.

[Abde18]: H. Abderrezek, A. Ameer and M.N Harmas, « *Stochastic Optimization Methods Based Robust Control for Dc/dc Buck Converter*», 2018 5th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT18) April 10-13, 2018 Thessaloniki, Greece

## Publications:

[Abde17]: H. Abderrezek, A. Ameer and M.N Harmas, “*Robust DC/DC Converter Controllers using PSO*”, Electrotehnica, Electronica, Automatica (EEA), 2017, vol. 65 (1), pp. 31-37, ISSN 1582-5175.

[Abde]: H. Abderrezek, A. Ameer and M.N Harmas, “*Modified PSO based Non-Linear Controllers Applied to a DC-DC Converter*”, International Journal of Automation and Control (inderscience) in press

<http://www.inderscience.com/info/ingeneral/forthcoming.php?jcode=ijsaac>

## Résumé

## ملخص:

يعرض في هذه المذكرة:

- نمذجة محول الطاقة مستمر-مستمر للحصول على ضوابط غير الخطية قوية وذكية.
  - تطوير استراتيجيتين للتحكم تقومان على تحكم الانزلاق والتحكم القوي التقليديين والضوابط الطرفية ذات الوقت المحدود من البنية غير الخطية لتحكم الانزلاق والقوي.
  - استخدام أوامر تكيفية لتقدير أوجه عدم اليقين والتغيرات البارامترية للنظام.
  - استبدال بنية المتغير الكلي بأنظمة غامضة.
  - تقديم استراتيجيتين تعتمدان على التنبؤ العصبي و المزيج بينه وبين المنطق الضبابي وذلك لتحسين نموذج و أداء وحدة تحكم لدينا.
  - عرض مجموعة من التقنيات الخوارزمية واستخدامها كأداة لتحسين المعلومات في التحكم للمنطق الضبابي.
- عبارات هامة :** المتانة – تحكم الانزلاق -التحكم القوي – المنطق الضبابي -الخوارزميات التطورية - تقنية اللوغاريتمات الجينية- المحول مستمر-مستمر - العصبون - ANFIS.

## Abstract:

In this thesis are presented

- A modeling of a Buck DC-DC converter to obtain robust and intelligent nonlinear controls.
- Development of two control strategies based on conventional SMC and SYC and finite-time terminal controls from a non-linear structure of the sliding surface and the synergetic control.
- use of adaptive commands to estimate uncertainties and parametric variations of the system.
- Replace the structure of the macro-variable with fuzzy systems.
- A two predictive neural predictive and ANFIS design used to model and improve the performance of our controller.
- Presentation of GAs, PSOs, Bat and their use as a tool for optimizing the parameters of a fuzzy logic estimator.

## Key word :

*Robustness - SMC - fuzzy logic - SYC - Evolutionary algorithms - AGs - PSO - Bat - DC / DC converter - Adaptive control - neuron - ANFIS.*

## Résumé :

Dans cette thèse sont présentés :

- Une modélisation d'un convertisseur hacheur abaisseur de tension afin d'obtenir des commandes non linéaire robustes et intelligentes.
- Développement de deux stratégies de commande basée sur SMC et SYC conventionnelles et des contrôles terminaux en temps fini à partir d'une structure non-linéaire de la surface de glissement et la macro-variable.
- Utilisation des commandes adaptative pour estimer les incertitudes et les variations paramétriques du système.
- Remplacer la structure de la macro-variable par des systèmes flous.
- Une conception deux régulateurs prédictive neuronale et ANFIS utilisés pour modeler et améliorer les performance du notre contrôleur.
- Présentation des GAs, PSO, Bat et leur utilisation comme outil d'optimisation des paramètres d'un estimateur à base de la logique floue.

**Mots clés :** *Robustesse- SMC - SYC- logique floue –Algorithmes Evolutionnaire - AGs –PSO – Bat– Convertisseur DC/DC – Commande adaptative- neurone - ANFIS.*